



RIETI Discussion Paper Series 23-J-020

# ロボット輸入が中国企業のパフォーマンスに与える影響

楊 起中  
東洋大学

乾 友彦  
経済産業研究所

金 榮慧  
専修大学



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

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

## ロボット輸入が中国企業のパフォーマンスに与える影響\*

楊 起中（東洋大学）

乾 友彦（経済産業研究所・学習院大学）

金 榮慤（専修大学）

### 要 旨

本論文では産業用ロボット輸入が中国企業のパフォーマンスに与える影響を、中国の工業企業データベースと税関データを使用して分析した。実証分析の結果、ロボット輸入は生産性について有意な影響がみられなかった一方で産出量と労働者数については正で有意な影響があることがわかった。貿易面に関して、ロボット輸入のある企業では輸出単価と輸出総額の増加が見られた。また、当該企業については輸入単価の増加と輸入総額の減少が見られた。他方、企業のグローバル・バリューチェーンにおける輸出上流度指数と輸入上流度指数はロボット輸入の増加に伴いいずれも減少したが、前者への影響がより大きいことから、ロボット輸入は企業がグローバル・バリューチェーン上で担う業務の幅を広げることが明らかになった。

キーワード：ロボット, 全要素生産性, 雇用, 国際貿易, 中国

JEL classification: O33, D22

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。

---

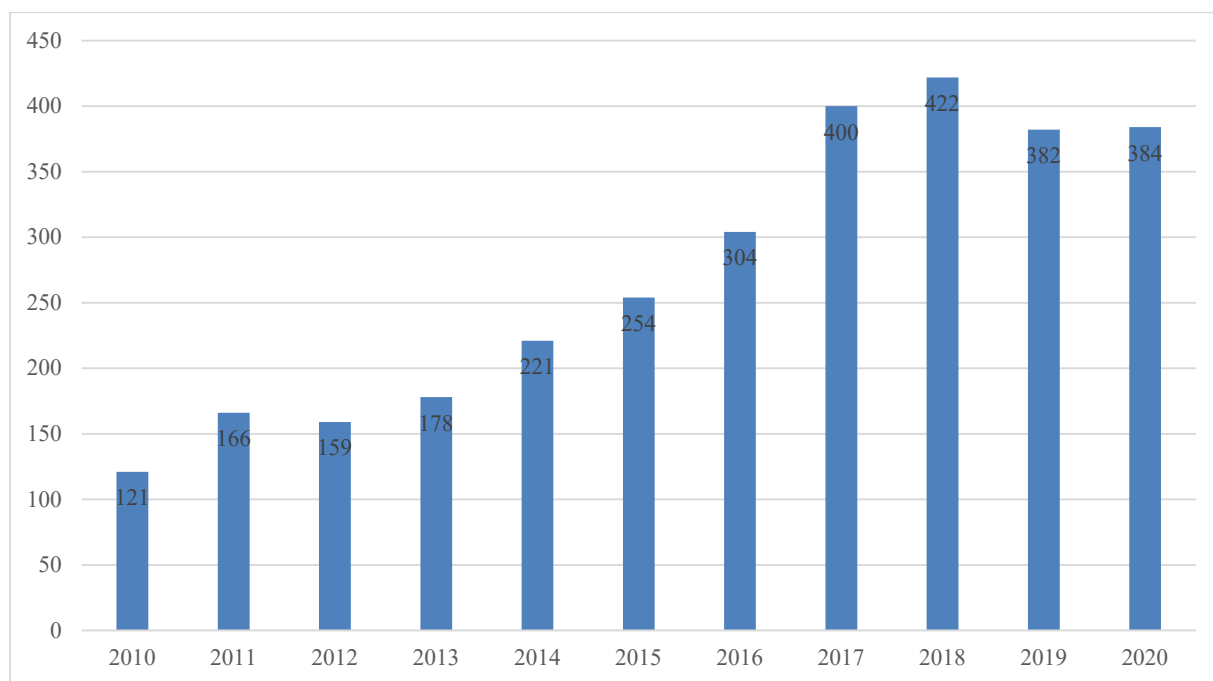
\* 本稿は、独立行政法人経済産業研究所（RIETI）におけるプロジェクト「東アジア産業生産性」の成果の一部である。

本稿の原案は、経済産業研究所（RIETI）のディスカッション・ペーパー検討会で発表を行ったものである。検討会参加者からの有益なコメントに感謝したい。なお、本研究は文部科学研究補助金（19H01486）を受けた研究成果の一部である。ここに記して、感謝の意を表したい。

## 1. はじめに

近年のロボットや人工知能、ソフトウェアシステムなどの先進技術の著しい進歩を受け、産業用ロボットの使用は現代の製造業における象徴となっている。International Federation of Robotics (IFR) (2021)によると、世界における産業用ロボットの導入数は2020年までの過去10年間で顕著に増加し、新型コロナウイルスによる影響を受け直近はやや減少傾向にあるものの、2010年の約3.2倍に相当する384,000台に達した(図1)。

図1. 世界の産業用ロボット導入数 (単位：千台)



出所：IFR World Robotics Industrial Robots 2021

このようなロボットの急速な導入がもたらす経済的効果には関心が高い。そのためにはロボットの導入が企業にどのように影響するのかを明らかにする必要がある。例えば、ロボットの使用は企業の生産規模を拡大するのか、ロボットの導入により生産性は向上するのか、ロボットと労働は代替関係にあるのか、それとも補完関係にある

のかなどである。ロボット導入は生産性の向上や低熟練労働への需要の低下、不平等の拡大と労働分配率の低下などに寄与すると主張されているが(Acemoglu et al., 2022)、理論的にはこれらの問題に対する答えは曖昧で、実証的な証拠を示した文献も未だ少ない(Bonfiglioli et al., 2020)。ロボットの経済的影響に関するミクロレベルの先行研究が欠如している理由として、企業レベルでロボットの導入を識別することが困難なことが挙げられる。そのため、先行研究の多くは IFR の国・産業レベルのロボット導入量を使用した分析だった。また、企業が自身のパフォーマンスに基づいてロボット導入を意思決定する内生性の問題も文献蓄積の妨げになっている。

本論文では、産業用ロボットの輸入と企業パフォーマンスに関する研究を実施する。分析では中国製造業の個表調査データと中国税関の輸出入データを用いる。これらのデータセットを接合したパネルデータを使用して、中国企業のロボット輸入と企業の産出量、生産性、労働者数の関係性について分析する。また、これまでの先行研究で研究では考察のない、ロボット輸入が中国企業の国際貿易に与えた影響についても検討する。分析では通常のパネルデータ推計手法に加え、ロボット輸入の内生性に対処するために差分の差分(Difference in difference, DID)推定と逆確率重み付け (Inverse probability weighting, IPW) 推定法を併用したアプローチを採用する。

分析の結果、産業用ロボットの輸入は企業の産出量と労働者数については正で有意な影響がある一方で、生産性については有意な影響がみられなかった。貿易面に関して、ロボット輸入のある企業では輸出単価と輸出総額の増加が見られた。当該企業については輸入単価の増加と輸入総額の減少も見られた。また、企業のグローバル・バリューチェーンにおける輸出上流度指数と輸入上流度指数はロボット輸入の増加に伴いいずれも減少したが、前者への影響がより大きいことから、ロボット輸入は企業がグローバル・バリューチェーン上で担う業務の幅を広げることが明らかになった。

本論文の貢献は主に二点と考える。第一に、ロボット輸入を企業レベルで識別している点である。ロボットの使用が企業に与える影響に関する先行研究の多くは国・産業レベルでロボット輸入を識別している。本論文はミクロレベルの輸入データを使用してロボットが企業に与える影響を分析する数少ない試みで、中国企業に焦点を当てた研究としては初めてである。第二に、ロボット導入と企業パフォーマンスの研究に

寄与している点である。次節で述べるようにロボットの導入と企業活動の関係についてはこれまでも研究が行われてきたが、企業の生産・雇用・貿易について総合的に検証したものはほとんどないため、本論文は学術的に意義があると考え。他方、ロボット輸入の内生性への対処として、先行研究では代理変数(Cheng et al., 2019; Fan et al., 2021)や操作変数(Bonfiglioli et al., 2020; Gan et al., 2023)を使用した方法が用いられた。本論文は Guadalupe et al.(2012)や Koch et al. (2021)を参照した DID 推定と IPW 推定法を併用することでロボット導入の内生性への対処において文献の蓄積に貢献している。

本論文の次節以降の構成は以下の通りである。第 2 節では先行文献と研究背景について考察する。第 3 節では分析手法と分析に用いるデータを説明する。第 4 節は分析結果と結果に基づいたディスカッションをする。そして第 5 節で本論文を締めくくる。

## 2. 先行文献と研究背景

### 2.1 ロボット使用の経済効果について

近年のロボット能力の目覚ましい進歩により、学术界ではロボット導入による経済効果に幅広い関心が寄せられている。ロボットに関する実証文献の多くは IFR によるマクロデータを使用しており、結果が混在している。Acemoglu and Restrepo (2020a)は 1990–2005 年間の米国 commuting zone の雇用がロボット使用の増加により脅かされていることを指摘し、ロボットの使用が米国の commuting zone 全体の雇用と賃金に対して負に働くことを明らかにした。一方、Graetz and Michaels(2018)は 17 カ国のデータを使用し、ロボットが低スキル労働者の雇用シェアを減少させたが、総雇用にはわずかな影響しか与えず、生産性にも正の影響を与えたことを指摘した。また、Dauth et al. (2018)はドイツの労働市場におけるロボットの増加がもたらした製造業における雇用喪失はサービス業の雇用増加によって相殺されたことを明らかにした。ロボットの導入が日本の雇用に与える影響に関して産業レベルのデータを使用した分析としては、Adachi, Kawaguchi, and Saito (2022)がある。彼らの研究ではロボットと雇用は補完的であることを見出している。

産業レベルの研究と比べて数的には少ないが、近年は企業レベルのデータを使用したものも見られるようになった。雇用への影響を分析した研究としてカナダのデータを使用した Dixen et al.(2019)やフランスのデータを使用した Acemoglu et al. (2020b)が挙げられ、いずれにおいても雇用と正の相関関係を報告している。また、代理変数を使用して企業のロボット使用量を識別したものもある。スペインのデータを使用した Koch et al. (2021)、中国のデータを使用した Cheng et al. (2019)、Fan et al. (2021)、米国のデータを使用した Dinlersoz and Wolf(2018) が挙げられる。これらの研究では企業におけるロボットの使用が企業規模や生産性と正に相関し、ロボットの使用が雇用へ顕著や負の影響を及ぼさないことが指摘された。

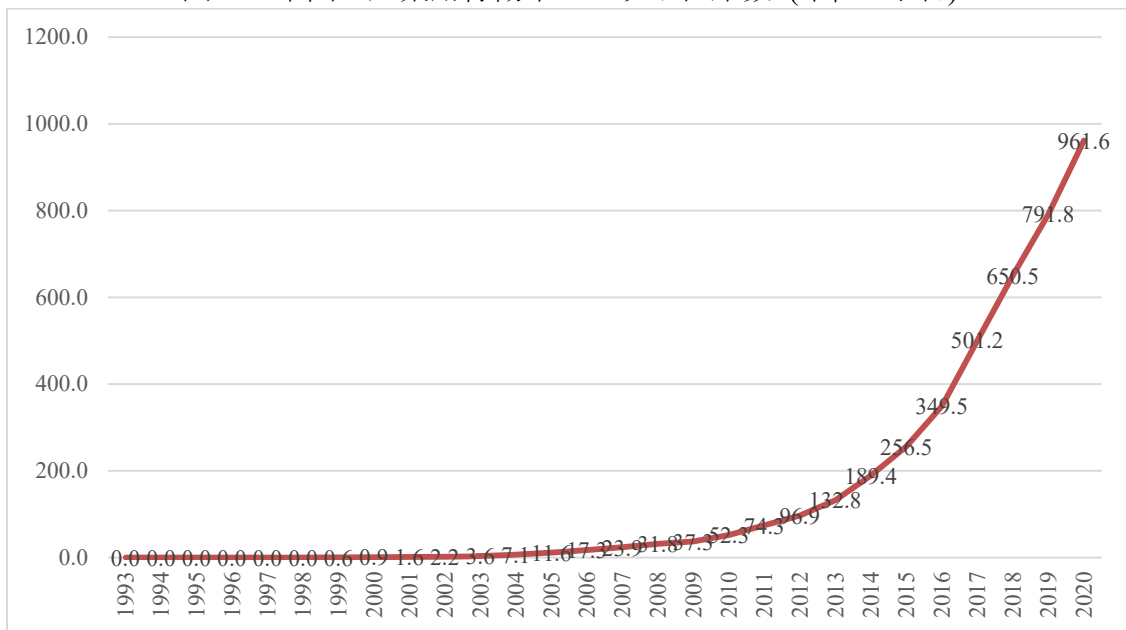
## 2.2 中国におけるロボット生産と使用について

ロボット技術の開発と導入について、かつては米国、日本、ドイツなどの先進工業国が支配的だったが、近年は中国において導入の増加が目覚ましい。IFR(2021)によると、中国の産業用稼働中ロボット在庫数は最初の輸入記録があった 1999 年から増加し始め、2010 年代に入ってからその傾向が特に顕著になった(図 2)。これに伴い、世界のロボット年間売上に占める中国のシェアは 2000 年の 0.4%から 2005 年の 3.7%、2010 年の 12.4%と増加の一途を辿った。2016 年には米国・日本・ドイツなどの主要先進国を抜き、世界最大の稼働中ロボット在庫数を有する国となった(稼働中ロボット在庫数約 34 万台、世界全体の約 19%に相当)(図 3)。なお、図 4 で示すように、1 万人当たりの産業用ロボット数で計った中国のロボット集約度も大幅に増加しているものの、他のロボット在庫数上位国と比較して未だ見劣りしているといえる。産業別に見てみると、2020 年時点において中国で稼働中ロボット在庫数の 80.2%が製造業によって占められ、中でも最も多いは電子産業(29.2%)であり、次いで自動車産業(27.2%)、金属産業(12.4%)の順だった。

中国のロボット生産数も飛躍的に進歩してきた。Cheng et al. (2019)によると、2013 年までの中国では使用されるロボットのほとんどが日本、ヨーロッパ、北米からの輸入に頼っていた。例えば、2012 年に中国に新たに導入されたロボット 23,000 台のうち、中国で生産されたロボットはわずか 5,800 台だった。2013 年以降のロボット生産

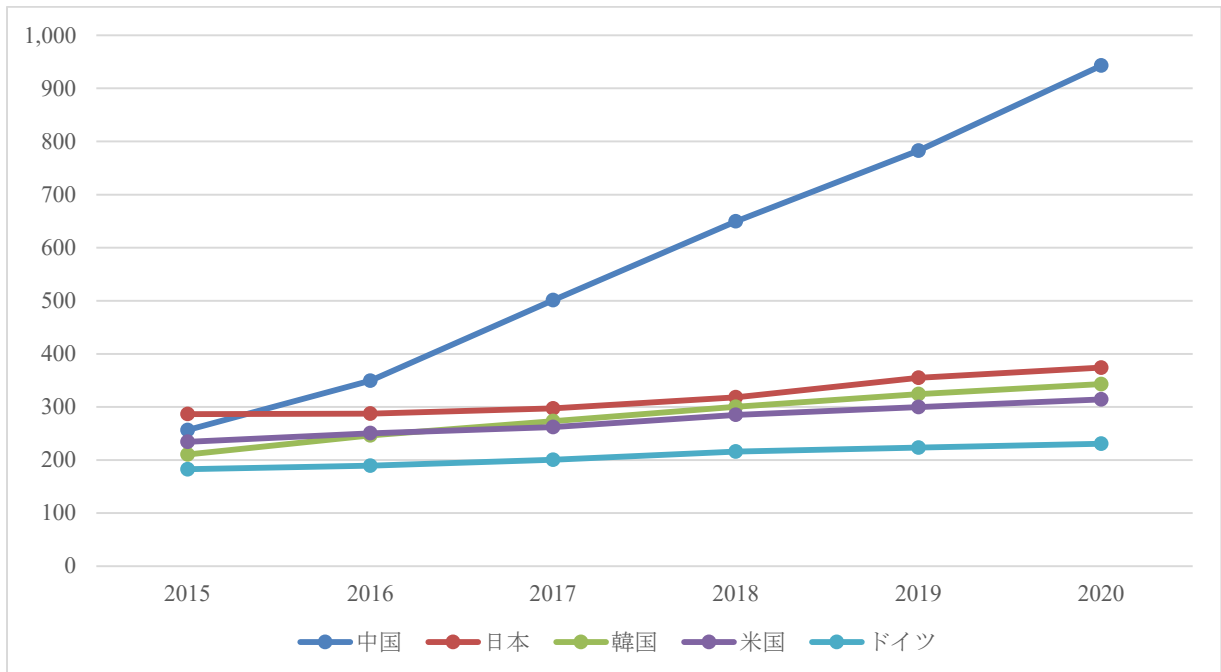
数の増加に関しては、中国政府による政策が顕著な役割を果たしている。中国工業情報化部は 2013 年に中国国内で世界トップレベルのロボット企業を育成するという具体的な目標を発表した。2015 年に発表された所謂「中国製造 2025」計画ではロボット工学が重点分野に指定された。さらには中国政府が掲げる第 13 次 5 年計画(2016–2020 年)において、ロボット工学の研究開発に多額の予算を投じる新たなロードマップが導入された。2013–2017 年の間に、中国のロボット生産数は年率 86%で増加し、2017 年の生産数は 131,000 台に上り、2012 年の生産量の 20 倍以上に増えた。ロボット生産量の増加はロボット関連産業の企業の増加としても観察することができる。Cheng et al. (2019)では中国国家工商行政管理局で名前に「ロボット」が含まれる企業数を調べたところ、該当する企業数は 2005 年の 221 社しかなかったが、2015 年には 6,478 社に増えており、特に 2013–2015 年にかけては毎年倍増していた。

図 2. 中国の産業用稼働中ロボット在庫数 (単位: 千台)



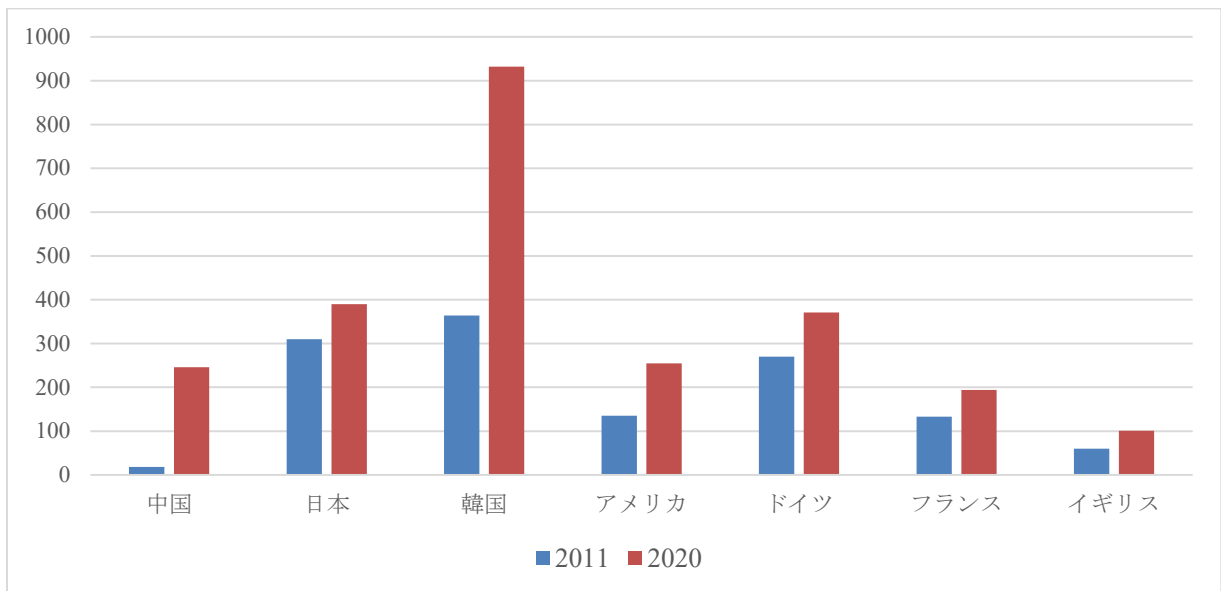
出所：IFR World Robotics Industrial Robots 2021

図 3. 各国の産業用稼働中ロボット数 (単位: 千台)



出所：IFR World Robotics Industrial Robots 2021

図 4. 各国の産業用ロボット集約度 (単位: 台/万人)



出所：IFR World Robotics Industrial Robots 2021

注：ロボット集約度は就業者 1 万人当たりの多目的産業用ロボットの数を表す。



### 3. 推計方法とデータ

#### 3.1 推計方法

本論文では、企業の産業用ロボット輸入と生産活動・労働雇用に与える影響を探求する。実証分析の識別戦略として、通常のパネルデータ推計手法に加え、産業用ロボット輸入企業と非輸入企業による差分の差分推定と逆確率重み付け推定法を併用したアプローチを採用する。推定式は次のように与えられる。

$$y_{i,t} = \alpha Robot\ import_{i,t-1} + \beta \mathbf{X}_{i,t-1} + \lambda_i + \lambda_{st} + \mu_{i,t}. \quad (1)$$

ここで、被説明変数 $y_{i,t}$ は企業 $i$ の $t$ 年における生産活動を反映する変数である。具体的には企業の産出額( $Output_{i,t}$ )、全要素生産性( $TFP_{i,t}$ )、雇用( $Employment_{i,t}$ )が含まれる。推計の際はこれら変数の対数値を使用する。

説明変数のうち、 $Robot\ import_{i,t-1}$ は2000–2007年における企業の産業用ロボットの累積輸入額であり、本論文の主要変数である。理論的にはロボット使用の増加に伴い、企業の生産効率及び生産性の向上が期待される一方で、Acemoglu et al. (2022b)などが示唆するようにロボットの投入により労働者数が増加することが見込めるため、 $\alpha$ はいずれの被説明変数について正で有意であることが考えられる。 $\mathbf{X}_{i,t-1}$ は企業・年レベルのコントロール変数であり、企業の労働生産性 $Labor\ productivity_{i,t-1}$ 及び資本集約度 $Capital\ intensity_{i,t-1}$ 、企業の所有権形態を表すダミー変数(国有企業ダミー $SOE_{i,t-1}$ 、外資企業ダミー $FOE_{i,t-1}$ 、香港・マカオ・台湾企業ダミー $HMT_{i,t-1}$ 、)が含まれる<sup>1</sup>。これら説明変数は生産活動からの潜在的な逆因果関係を減らすために1年のラグを取る<sup>2</sup>。なお、すべての連続変数は対数値を取ることで、 $\alpha$ と $\beta$ はそれぞれの説明変数と被説明変数との弾力性として解釈することができる。

他方、 $\lambda_i$ と $\lambda_{st}$ は観測不可な要因をコントロールするための固定効果である。このうち $\lambda_i$ は時間を通じて不変の企業特性を制御するための企業レベルの固定効果である。

---

<sup>1</sup>  $Labor\ productivity$  = 産出量/労働者数,  $Capital\ intensity$  = 資本/労働者数, 各種所有権形態ダミーは ASIF に収録された情報により作成。

<sup>2</sup> Koch et al. (2021)では企業のロボット輸入額を含む説明変数について1年ラグと4年ラグの両方を取って分析しており、結果に質的な大差がなかったことを確認している。本論文ではデータ期間が2000–2007年とKoch et al. (2021)と比べて短く、複数年ラグを取るとサンプル数の顕著な減少が懸念されるため1年ラグを取る。

一方、 $\lambda_{st}$ は、産業・年レベルの固定効果であり、企業が属している産業に共通する経済ショックや景気傾向など年ごとの変動要因を制御する。最後に、 $\mu_{i,t}$ は独立同一分布に従う誤差項である。

(1)式の推計においてはロボット輸入額と被説明変数との内生性の問題は無視できない。ここで内生性は選択バイアスと欠落変数バイアス、そして逆の因果性から生じる可能性がある。本論文の推計において、選択バイアスと欠落変数バイアスについては $\lambda_i$ と $\lambda_{st}$ のコントロールにより企業レベル及び産業・年レベルで観測不可な要素に対処することで対処しているが、企業・年レベルの欠落変数バイアスへの対処は十分ではない。逆の因果関係については、ロボット輸入がランダムに決定されるのではなく、企業自身の産出額や生産性に依存し、または貿易戦略の一環として決定される場合に生じる。(1)式では説明変数に1年ラグを取り入れる形で逆の因果関係の懸念がある程度緩和されているがまだ不十分と言わざるを得ない。したがって、欠落変数バイアスと逆の因果関係への対処法として、本論文ではGuadalupe et al.(2012)やKock et al. (2021)を参照して、DID推定方法とIPW推定法を併用する。具体的には、まずデータセット内のすべての企業をロボット輸入の有無に基づき処置群(輸入有)と対照群(輸入無)に分類し、プロビット・モデルにより各企業の傾向スコア $p$ を推計する。傾向スコア $p$ の推計については(1年ラグ付き)労働生産性、資本集約度を説明変数とする。推計で得られた $\hat{p}$ を使用し、処置群の企業と対照群の企業にそれぞれ $\frac{1}{\hat{p}}$ と $\frac{1}{1-\hat{p}}$ で重み付けをすることで、二つのグループで共変量によらず処置がランダムに割り付けられたデータを疑似的に作り出すことができる。ただし、IPW推定法では内生性の制御という利点がある一方で一般的には処置の有無をダミー変数でしか識別できないため、連続変数であるロボット輸入額と被説明関数の関係性については固定効果モデルで推計することに留意されたい。

### 3.2 データ

本論文では中国製造業企業データ(Annual Survey of Industrial Firms, ASIF)と中国税関貿易統計(Chinese Custom Trade Statistics, CCTS)を利用して中国企業の産業用ロボッ

トの輸行動を識別し、企業の生産性や労働に与える影響について検証する。以下にこの二つのデータセットについて詳述する。

まず、ASIF は中国国家统计局が実施したものであり、1998–2007 年における年間売上高 500 万人民币以上のすべての国有企業と非国有企業を対象としている。ASIF の特徴は各企業の識別番号や産業所属、所有構造などの登記情報に加え、販売額や雇用、平均賃金、中間財購入、固定資産などの情報が含まれていることが挙げられる。このような包括的な企業に関する情報により、Levinsohn and Petrin (2003)が提示した生産関数推定に基づく収益ベースの全要素生産性(Total factor productivity, TFP)測定を構築することが可能である。次に、CCTS は中国税関総署によって管理されているものであり、2000–2013 年までの中国税関を通過するすべての商品取引の貿易記録を収録している。データセットには貿易会社の登記情報(会社名、住所、所有権形態)に加えて、貿易商品の HS (Harmonized System)コード、輸出入額、数量、輸送手段、税関コード、原産地、目的地が含まれる<sup>3</sup>。企業名、住所、電話番号の情報をもとに ASIF と CCTS を接合することで、中国製造業企業の生産・貿易活動に関する 2000–2007 年間のパネルデータを作成することができる<sup>4</sup>。分析に用いる変数の記述統計量は表 1 の通りである。

本論文の実証分析において主要な変数である企業レベルの産業用ロボット輸行動については CCTS における HS6 桁コード「847950」の輸入記録で企業名と輸入額・数量を識別することが可能である<sup>5</sup>。CCTS ではロボットの原産国に関する情報も含まれているが、ここでは原産国を問わず企業・年レベルでロボット輸入総額を合算する。ここで、CCTS データを用いて企業のロボット導入を識別することについて懸念が残

---

<sup>3</sup> CCTS のデータは月次レベルで収録されているため、年次レベルに集約して使用する。また、貿易商品の製品コードは、HS 8 桁レベルで収録されているため、HS 6 桁レベルに集約する。

<sup>4</sup> ASIF は 2014 年までのものが存在するが、2008 年以降のものは統計基準の変更や重要変数の欠如などの理由により多くの先行研究では 2007 年までのデータを使用する傾向にある。また、CCTS は 2013 年までのものが使用できるが、ASIF と接合する都合上 2007 年までのデータを使用する。

<sup>5</sup> Acemoglu and Restrepo (2018), Bonfiglioli et al. (2020), Fan et al. (2021)においても同様 HS コードにより国・産業・企業レベルの産業用ロボットの貿易を識別している。

る。一つは、本論文のデータ期間より以前に行われたロボット輸入が観察できないということである。これについて、IFR(2021)によると中国で産業用ロボットの輸入が最初に記録されたのは1999年であり、Cheng et al. (2019)において中国における最初のロボット輸入は2000年に記録した380単位となっている。さらに2.2節で述べたように、中国でロボット生産が顕著に観察されるようになったのは2012年以降であることを踏まえると、この懸念は顕著に解消できると考える。また、ASIFでは企業の生産財に関する情報がないため、国産ロボットの影響を識別できない懸念がある。この点について、第2節で述べたように、中国国内におけるロボット生産が顕著に増加し始めたのは2013年である。そのため、本論文のデータ期間における国産ロボットは企業パフォーマンスに対して有意に影響しないと考える。図5では2000年と2007年における各産業のロボット輸入企業数を示す<sup>6</sup>。2000年時点ではSmelting and Pressing of Ferrous Metals産業で輸入数が最も多く、次点でManufacture of Measuring Instruments、Other Manufacturingの順となっていたが、2007年時点ではElectronic industry, Computer Manufacturingが2番目に多い産業になった<sup>7</sup>。図6-8は処置群と対照群それぞれの産出量、TFP、労働者数の推移を表している。また、付録の表A1では処置群、対照群別に変数のサンプル数、平均、標準偏差を示す。

---

<sup>6</sup> 企業の所属産業はASIFにて収録されている。産業分類は中国 Industrial Classification for National Economic Activities における Chinese Standard Industrial Classification に基づく。

<sup>7</sup> この結果はCCTSにおいてロボット輸入の多い産業が必ずしもIFRで報告されたものと一致しない可能性を示唆している。スペインのデータを使用したKoch et al. (2021)でも企業の個表データとIFRにおけるロボット輸入データとの間について類似の結果を確認している。

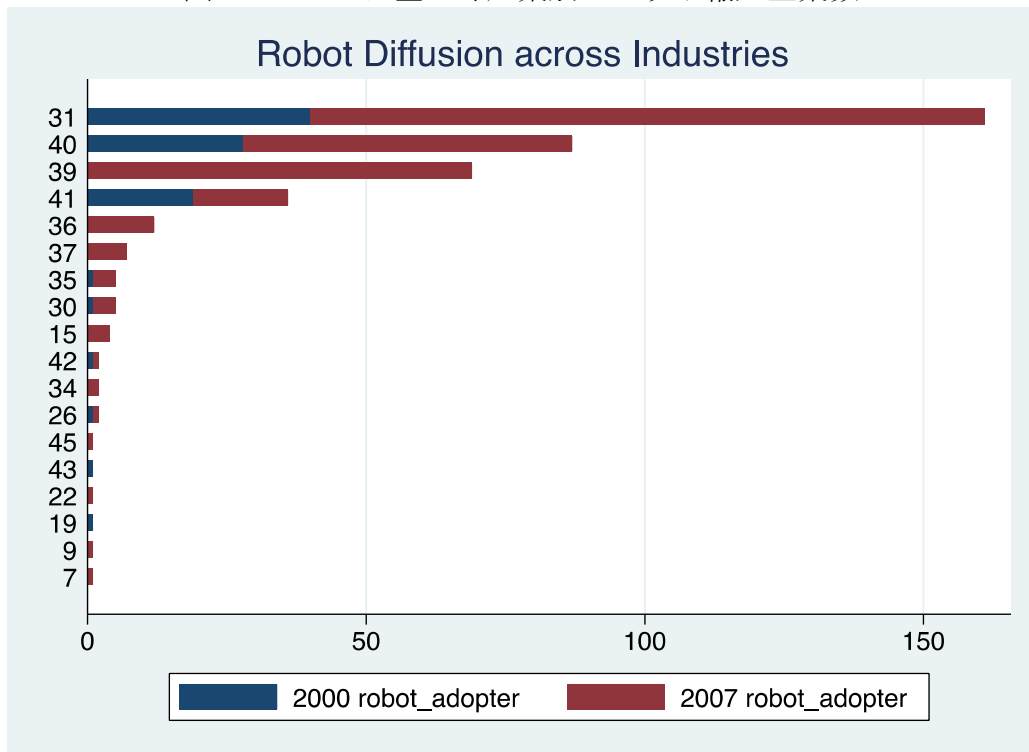
表 1. 記述統計量

Variable	Obs.	Mean	Std. dev.	Min	Max
<i>Output</i>	1,419,706	5.7.E+04	1.3.E+05	0	9.8.E+05
<i>TFP</i>	1,189,456	1.480	0.736	0.398	6.612
<i>Size</i>	1,576,896	225.038	379.584	0	2592
<i>Robot import</i>	1,898,704	556.364	9.9.E+04	0	3.9.E+07
<i>Labor productivity</i>	1,169,597	326.388	462.691	6.824	3.0.E+03
<i>Capital ratio</i>	1,509,974	76.906	139.409	0	926.430
<i>FOE</i>	1,898,704	0.005	0.067	0	1
<i>SOE</i>	1,898,704	0.040	0.196	0	1
<i>HMT</i>	1,898,704	0.007	0.084	0	1
<i>Export Upstreamness</i>	243,288	2.651	0.627	1	4.893
<i>Import Upstreamness</i>	181,751	2.896	0.632	1	4.893
<i>Upstreamness gap</i>	151,184	0.261	0.585	-3.968	3.739

出所：Annual Survey of Industrial Firms, Chinese Custom Trade Statistics より筆者が算出

注：変数はいずれも対数を取る前の値である。

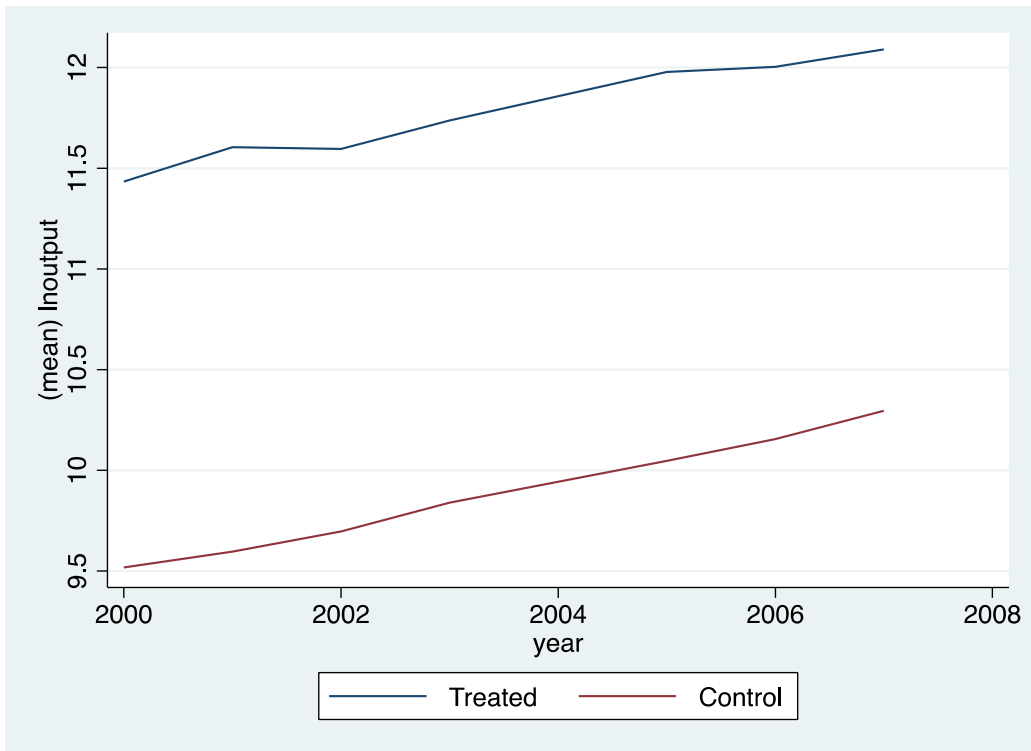
図 5. CCTS に基づく産業別ロボット輸入企業数



出所：中国 Chinese Custom Trade Statistics の 2000 年、2007 年データより筆者が算出

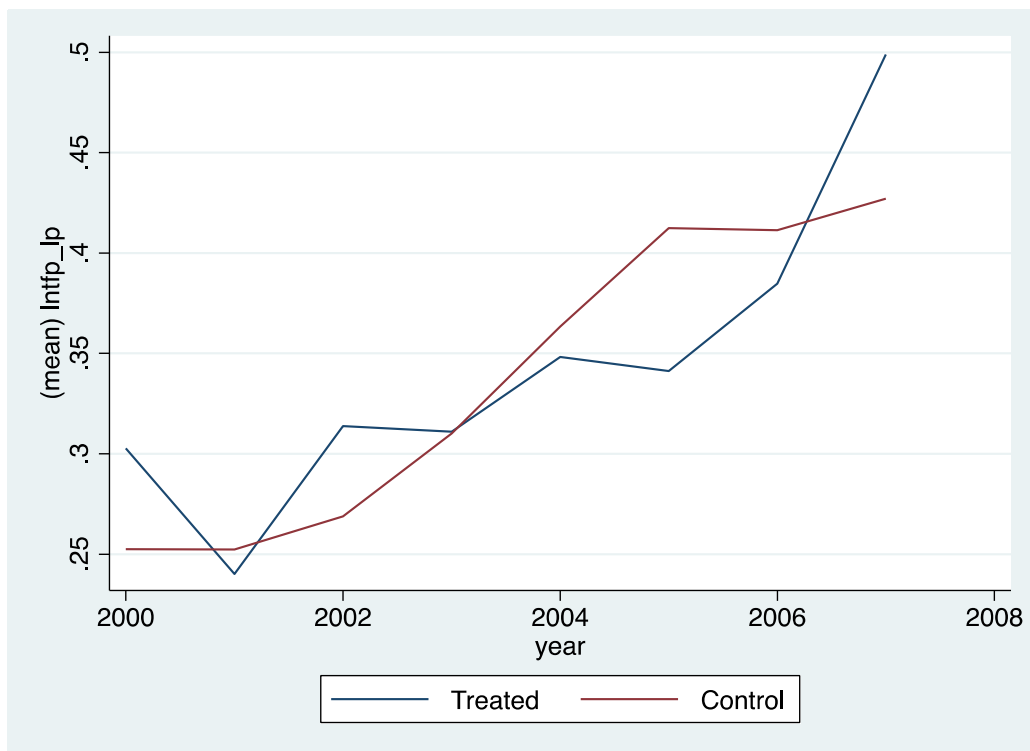
注：縦軸の数字は中国の Industrial Classification for National Economic Activities に基づいた産業コードである。具体的には以下の通りである。7=Extraction of Petroleum and Natural Gas; 9=Mining and Processing of Non-Ferrous Meatal Ores; 15=Manufacture of Beverages; 19=Manufacture of Leather Fur Feather and Related Products; 22=Manufacture of Paper and Paper Products; 26=Manufacture of Raw Chemical Materials and Chemical Products; 30=Manufacture of Non-metallic Mineral Products; 31=Smelting and Pressing of Ferrous Metals; 34=Manufacture of General Purpose Machinery; 35=Manufacture of Special Purpose Machinery; 36=Vehicle Manufacturing; 37=Railway Shipbuilding Aerospace Equipment Manufacturing; 39=Electronic industry Computer Manufacturing; 40=Manufacture of Measuring Instruments; 41=Other Manufacturing; 42=Comprehensive Utilization of Waste Resources; 43=Metal Products Machinery and Equipment Repair; 45=Fuel Gas Production and Supply.

図 6. 処置群と対照群別の産出額推移



出所：中国 Annual Survey of Industrial Firms, Chinese Custom Trade Statistics の 2000–2007 年データより筆者が算出

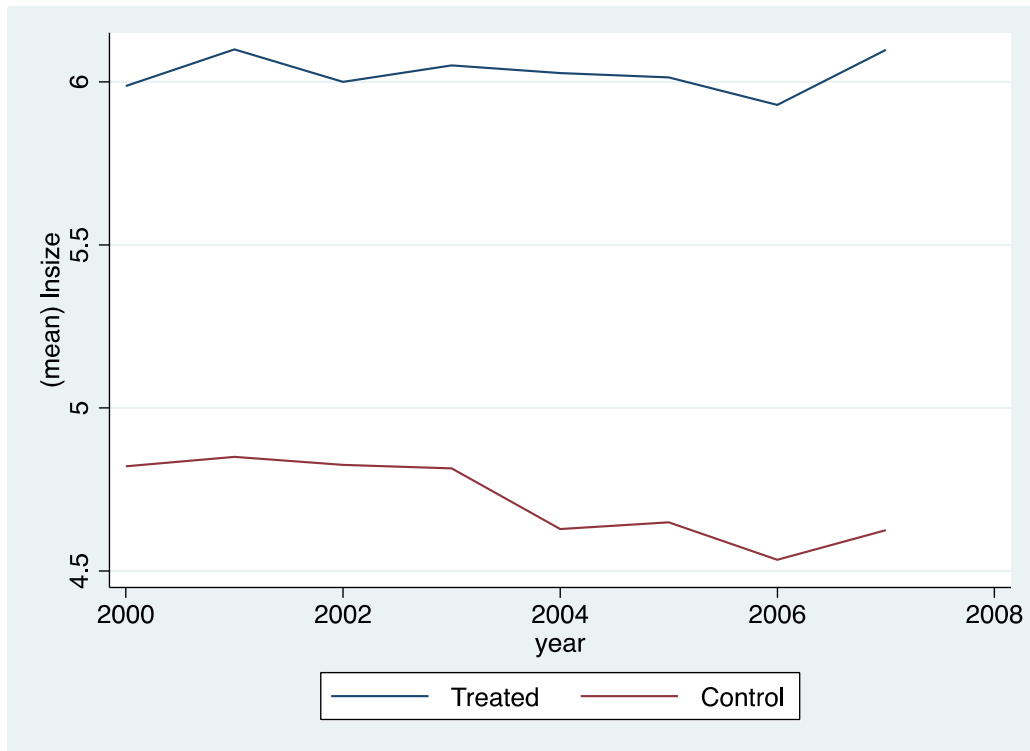
図 7. 処置群と対照群別の全要素生産性推移



出所：中国 Annual Survey of Industrial Firms, Chinese Custom Trade Statistics の 2000–2007 年データより筆者が算出



図 8. 処置群と対照群別の労働者数推移



出所：中国 Annual Survey of Industrial Firms, Chinese Custom Trade Statistics の 2000–2007 年データより筆者が算出

## 4. 推計結果

### 4.1 ベースラインの結果

本節では(1)式を用いた推計結果について考察する。まず表 2 が示す IPW 推定法による推定結果に着目する<sup>8</sup>。1 列が示すように、産業用ロボット輸入がある企業はそうでない企業と比べて産出額が統計的に有意に多い。一方、2 列の TFP が被説明変数の場合にはロボット輸入からの有意な影響は見られなかった。3 列では企業の労働者数が処置群において有意に多いことが示された。以上をまとめると、IPW 推定法により処置をランダムに割り当てたデータを使用した上で、産業用ロボットの輸入により中国企業では産出額と労働者数の増加が見られた。これはスペイン企業においてロボットの導入により産出量と雇用労働者数の増加を示唆した Koch et al. (2021)の結果

<sup>8</sup> 逆確率による重み付け後の共変量のバランス・テストは付録の表 A2 を参照されたい。

と一致する。ただし、生産性の有意な変化が見られなかったことを踏まえると、中国企業はロボット投入により生産の効率化を経験することなく産出額と雇用労働者の増加させたこととなる。これについて、ロボット輸入後の生産財の変化、あるいは生産性の変化に1年以上のタイムラグがあるなどの解釈が考えられる。次節ではこのことについて改めて考察する。

表 2. IPW 推定法によるベースライン推計結果

Dependent Variable	(1)	(2)	(3)
	<i>Output</i>	<i>TFP</i>	<i>Size</i>
<i>Panel A: Outcome estimation</i>			
<i>Robot import<sub>i,t-1</sub></i>	1.616*** (0.0507)	0.00377 (0.00990)	1.427*** (0.0411)
<i>Panel B: Propensity score estimation</i>			
<i>Labor productivity<sub>i,t-1</sub></i>	0.0559*** (0.00752)		0.0559*** (0.00752)
<i>Capital intensity<sub>i,t-1</sub></i>	0.00101*** (2.99e-05)	0.00113*** (2.54e-05)	0.00101*** (2.99e-05)
Firm FE	Yes	Yes	Yes
Sector-year FE	Yes	Yes	Yes
Observations	1,169,597	1,189,456	1,169,597
Robust standard errors in parentheses			
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1			

次にロボット輸入額をコントロールした固定効果モデルの推定結果について見てみる。表3の1-2列は企業の産出額についての推計結果を示す。前者がロボット輸入額を含まない推計、後者が含めた推計である。(1)列では資本集約度が正で有意に産出額と相関していることがわかった。ここで資本集約度を「中国企業の自国産ロボットの使用量」と正に相関していることを仮定すると、中国企業は産業用ロボットの投入によって産出額が増加することがわかる。それを踏まえて、(2)列ではロボット輸入額と産出額との正で有意な相関関係が観察された。具体的に、輸入額が1%増加するごとに、産出額が約0.01%増加する。(3)-(4)列はTFPについての推定結果である。(4)列ではIPW推定の時と同様にロボット輸入額についてはTFPへの有意な影響は見られな

かった。なお、労働生産性をTFPの代理変数として同様の推計を行った結果を付録に示す<sup>9</sup>。表A3の(1)–(3)列では本論文のデータ期間である2000–2007年に加え、2008–2013年および2000–2013年の期間いずれでもロボット輸入が労働生産性へ正で有意な影響を与えることが示唆されている。最後に(5)–(6)列は労働者数についての推定結果である。労働者数と国産ロボット(5列)とロボット輸入額(6列)との正の相関関係が見られた。(6)列の係数を見ると、輸入額が1%増加するごとに、労働者数が約0.01%増加することがわかった。その他のコントロール変数について、労働生産性は産出額と労働者数へ正で有意な影響を与えており、理論的な解釈と一致する。まとめると、固定効果モデルによる結果はIPWによるものと同様に、ロボット輸入の増加に伴い産出額と労働者数の増加を示唆するものとなっている。

表3. 固定効果モデルによるベースライン推計結果

Dependent Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Output		TFP		Size	
<i>Robot import<sub>i,t-1</sub></i>		0.0132** (0.00617)		-0.00220 (0.00417)		0.00927** (0.00416)
<i>Labor productivity<sub>i,t-1</sub></i>	0.162*** (0.00213)	0.162*** (0.00213)			0.0695*** (0.00144)	0.0694*** (0.00144)
<i>Capital intensity<sub>i,t-1</sub></i>	0.000241*** (1.63e-05)	0.000241*** (1.63e-05)	-2.46e-05** (9.98e-06)	-2.46e-05** (9.98e-06)	0.000144*** (1.12e-05)	0.000144*** (1.12e-05)
<i>FOE<sub>i,t-1</sub></i>	-0.0541*** (0.00955)	-0.0541*** (0.00955)	0.00459 (0.00701)	0.00457 (0.00701)	-0.110*** (0.00690)	-0.110*** (0.00690)
<i>SOE<sub>i,t-1</sub></i>	0.148*** (0.00556)	0.148*** (0.00556)	-0.0319*** (0.00404)	-0.0319*** (0.00404)	0.181*** (0.00398)	0.181*** (0.00398)
<i>HMT<sub>i,t-1</sub></i>	-0.0454*** (0.00816)	-0.0453*** (0.00816)	0.0126** (0.00590)	0.0126** (0.00590)	-0.0985*** (0.00584)	-0.0985*** (0.00584)
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Sector-year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	378,465	378,465	470,567	470,567	482,596	482,596
R-squared	0.934	0.934	0.577	0.577	0.930	0.930

Robust standard errors in parentheses

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

<sup>9</sup> 脚注 4 で述べたように、2008 年以降の ASIF は統計基準や収録変数の問題により、とりわけ TFP を算出する研究分析においては棄却されるが、労働生産性の算出はこの限りではないため、2000–2013 年の ASIF と CCTS を結合することができる。

## 4.2 ディスカッション

本節ではこれまでのベースラインの分析結果について考察するために、産業用ロボット輸入が企業の貿易戦略に与える影響について検証する。そこで、(1)式の被説明変数を企業*i*の*t*年における輸入総額(*Import value*<sub>*i,t*</sub>)、輸出総額(*Export value*<sub>*i,t*</sub>)、そして商品*p*の企業の輸入単価(*Import price*<sub>*i,p,t*</sub>)、輸出単価(*Export price*<sub>*i,p,t*</sub>)、さらには企業*i*の企業の輸出上流度指数( $U_{it}^X$ )、輸入上流度指数( $U_{it}^M$ )、およびは上流度指数ギャップ( $U_{it}^{gap}$ ) に変更した次の(2)式を推計する。

$$Trade_{i,(p),t} = \alpha Robot_{i,t-1} + \beta X_{i,(p),t-1} + \lambda_i + \lambda_{st} + \mu_{i,t}. \quad (2)$$

ここで企業の上流度指数について詳述する。本論文では Antràs and Chor (2013)を参照し、ある産業の上流度指数を「生産段階の数で測った、当該産業の最終消費者までの距離」と定義し、次のような(3)式により国 *r* における産業 *m* の上流度  $U_m^r$  を数値化する。

$$U_m^r = 1 \cdot \frac{F_m^r}{Y_m^r} + 2 \cdot \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{mn}^{rs} F_n^s}{Y_m^r} + 3 \cdot \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{o=1}^O \sum_{p=1}^P a_{mn}^{rs} a_{no}^{st} F_{op}^t}{Y_m^r} + \dots \quad (3)$$

このうち、 $Y_m^r$ は総生産額、 $F_m^r$ は最終用途に直接貢献する産業*m*の生産額、 $a_{mn}$ は*t*年に産業*n*で1ドルを生産するために使用される産業*m*の中間財を表す。このように、上流度指数は、最終需要に至るまでの段階数に応じて重み付けをすることで、生産段階の数で測った、最終財需要までの加重平均距離として算出される。 $U_m^r$ の計算に必要な国・産業レベルの産業連関表はWorld Input-Output Database (WIOD)を用いる<sup>10</sup>。

産業レベルの上流度指数 $U_i^r$ を導出したのち、Chor et al.(2021)、Ju and Yu(2015)、de Vries et al.(2021)に基づいて企業*i*の上流度指数を次の(4)式のように定義する。

$$U_{it}^M = \sum_{m=1}^N \frac{M_{it}^m}{M_{it}} U_t^m, U_{it}^X = \sum_{m=1}^N \frac{X_{it}^m}{X_{it}} U_t^m, U_{it}^{gap} = U_{it}^M - U_{it}^X. \quad (4)$$

ここで、 $X_{it} = \sum_{m=1}^N X_{it}^m$ は *t* 年における企業 *i* の産業 *m* 内の輸出総額であり、 $M_{it} = \sum_{m=1}^N M_{it}^m$ は *t* 年における企業 *i* の産業 *m* 内の輸入総額である。企業レベルの上流度は、

<sup>10</sup> WIOD については Timmer et al.(2015)を参照されたい。本論文が使用する 2016 年版では 2000-2014 間の 43 カ国 56 産業の産業連関表が収録されている。推計では中国の企業データを用いて、産業レベルの指標を企業レベルの指標に変換するが、そのためにはまず WIOD の産業連関表を用いて中国と世界のつながりを捉える必要がある。

企業のグローバル・バリューチェーン<sup>11</sup>における位置付けとして解釈することができる。直感的には、 $U_{it}^X$ は他国により中国企業へ供給された中間財の上流度であり、 $U_{it}^M$ は中国企業によって他国へ供給された輸出財の上流度を表す。したがって、 $U_{it}^{gap}$ は企業  $i$  自身が、または他の国内企業へのアウトソーシングを通じて中国国内で担当する生産工程の範囲として解釈される(Chor et al. 2021)。なお、Chor et al. (2021)では企業が生産工程範囲と企業の付加価値創出量との関係性について言及している。そのため、ここではさらに企業の付加価値創出額( $Value\ added_{i,t}$ )を被説明変数として追加する。 $Value\ added_{i,t}$ は ASIF にて収録されている。説明変数について、(1)式と同様に企業  $i$  の(1年ラグ付き)産業用ロボット累積輸入額とコントロール変数群を含めている。ただし、生産活動と異なり、貿易活動は関税水準とも相関していることが想定されるため、(1)式の説明変数セットに加えて輸出入時の関税率( $Tariff_{i,(p),t}$ )を追加する<sup>12</sup>。

貿易額・貿易単価についての推計結果を表4の(1)–(4)列で示す。(1)–(2)列は貿易額について、(3)–(4)列は貿易単価について、それぞれでさらに輸入と輸出に区分して示している。まず(1)–(2)列に着目すると、処置群の企業の輸入総額は対象群の企業より統計的に有意に少なく、輸入財の単価は有意に高いことが示された。ロボットの輸入に伴い、企業は外国からより少量でより高品質の財を輸入していることを意味する。次に(3)–(4)列について、処置群の企業は対照群の企業と比べて輸出総額が有意に多く、輸出財単価も有意に高いことがわかる。このことから、ロボット輸入により企業では生産財の品質の向上が起きたほか、生産規模の拡大の可能性も示唆された。ベースラインの推計結果では中国企業ではロボット投入により生産性が有意に変化せずに産出額と雇用労働者が増加していたが、貿易額・貿易単価についての推計結果と併せると、

<sup>11</sup> Antràs (2020)を参照すると、グローバル・バリューチェーンとは少なくとも2つ以上の異なる国にまたがる財・サービスの生産に関与する一連の付加価値の段階として定義されている。

<sup>12</sup> 関税率は貿易活動に即時影響するためラグを取り入れない。輸出入総額については企業・商品・年レベルの関税率を使用し、輸出入単価については商品レベルの関税率を当該商品の総額に占める割合で加重平均したものを使用する。関税データは UNCTAD TRAINS database から入手した。また、1980年代半ば以降、中国は輸入品がさらなる加工のために使用され、最終的に外国のバイヤーに再輸出される場合、関税を支払うことを免除する貿易制度を導入しました。CCTS には中国企業の輸入関税制度も記録されているため、加工貿易に対する関税はゼロと定義されている。

その主な原因は企業における中間財調達方法と生産財品質の変化にあると推察される。他方、関税率に関しては、(1)–(4)列を通して負で有意なため、純粋な貿易障壁として機能していることが確認できる。

最後に表4の(5)–(8)列で示す企業の上流度指数と付加価値について見ていく。(5)、(6)列ではロボット輸入がある企業はそうでない企業と比べてそれぞれ輸入上流度指数と輸出上流度指数が有意に低いことが示された。すなわち、ロボット輸入がある企業は最終財からより近い(すなわち原材料からより遠い)財を他国から調達し、その後自社での生産加工(もしくは国内他社へのアウトソーシング)を経て他国へ供給される財も最終財からより近い(すなわち原材料からより遠い)。係数に関して、輸出上流度指数への負の影響は輸入上流度指数のそれよりも大きい。したがって、(7)列で裏付けられているように、上流度指数ギャップはロボット輸入がある企業では相対的に大きくなる。企業の上流度指数ギャップは企業が自国内で担当する生産段階の範囲として解釈できるため、この結果はロボット輸入により企業が自社において担当できる生産工程が拡大する可能性を示唆する。Chor et al. (2021)は、企業は生産性の向上や規模の拡大に伴い、自国内で担当する生産段階が広がる傾向があるとしており、これは本論文の結果と一致する。また、(8)列ではロボット輸入と企業の付加価値創出との正で有意な関係を示唆している。これは、企業の生産段階の拡大は付加価値創出の増加を伴うという Chor et al. (2021)の指摘とも整合的である。

表 4. IPW 推定法によるロボット輸入と貿易パフォーマンスの推計結果

Dependent Variable	(1)		(2)		(3)		(4)		(5)		(6)		(7)		(8)	
	Export	Import	Export	Import	Export	Import	Export	Import	Exp Up	Imp Up	Upstreamness	Up gap	Value added			
<i>Panel A: Outcome estimation</i>																
<i>Robot import<sub>i,t-1</sub></i>	0.634*** (0.0319)	0.950*** (0.0115)	0.736*** (0.117)	-0.422*** (0.0873)	-0.105*** (0.00437)	-0.0416*** (0.00609)	0.601*** (0.0696)	1.749*** (0.0633)								
<i>Panel B: Propensity score estimation</i>																
<i>Labor productivity<sub>i,t-1</sub></i>	0.134*** (0.00469)	0.109*** (0.00139)	0.0300** (0.0126)	0.0488*** (0.00903)	0.0391*** (0.0143)	0.0335*** (0.0134)	0.0682*** (0.0161)	0.0566*** (0.00804)								
<i>Capital intensity<sub>i,t-1</sub></i>	0.000797*** (2.08e-05)	0.000179*** (3.16e-06)	0.00117*** (4.90e-05)	0.000324*** (1.90e-05)	0.000942*** (5.63e-05)	0.000656*** (5.44e-05)	0.000923*** (6.88e-05)	0.00102*** (3.23e-05)								
<i>Tariff<sub>i,(p),t-1</sub></i>	-1.462*** (0.0885)	-1.125*** (0.0355)	-0.504** (0.235)	-1.932*** (0.156)												
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes								
Sector-year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes								
Observations	1,737,133	3,376,300	267,682	204,294	141,521	106,733	61,268	1,047,465								

Robust standard errors in parentheses

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

## 5. おわりに

先進技術の進歩により産業用ロボットの使用が顕著なことを受け、ロボットの導入による経済への影響についての関心が高まっているが、ロボットがもたらす経済的効果については実証的な証拠が未だ少ない。本論文では、産業用ロボットの輸入と企業パフォーマンスに関する研究を実施した。分析では中国製造業の個表調査データと中国税関の輸出入データを用いて、中国企業のロボット輸入と企業の産出量、生産性、労働者数、さらには貿易活動との関係性について分析した。

分析の結果、産業用ロボットの輸入は企業の産出量と労働者数については正で有意な影響がある一方で、生産性については有意な影響がみられなかった。貿易面では、ロボット輸入のある企業では輸出単価と輸出総額の増加が見られ、当該企業については輸入単価の増加と輸入総額の減少も観察された。また、企業のグローバル・バリューチェーンにおける輸出上流度指数と輸入上流度指数はロボット輸入の増加に伴いいずれも減少し、結果的に企業がグローバル・バリューチェーン上で担う業務の幅を広げることが明らかになった。

これらの結果を考察すると、以下の示唆が得られる。まず、産業用ロボットの導入は企業に生産規模の増加と雇用の創出をもたらす可能性がある。また、グローバル・バリューチェーンを介して競争が激化する世界市場における企業の競争力にも寄与する。これらを考慮すると、政策立案者は企業の自国内外からのロボット導入を推進させる政策を取り入れることに意義があり、さらには自国企業によるロボット技術の研究開発を促進することも重要である。他方、ロボットの生産への導入により企業の投入財や生産財、さらには生産業務の幅にも影響を与えることが示されており、それに伴い労働者スキルへの要求も変化することが見込まれる。そのため、労働者の労働スキルの更新や円滑な労働市場における移動を実現できる環境の整備が必要と考える。

本論文の課題としては以下の点があげられる。まず、ロボット輸入と生産性との間に有意な関係が見られなかったことは反直感的であり、先行研究の結果とも異なる。原因として、ロボット輸入から生産性が向上するまでに1年以上のタイムラグが存在



している可能性の他に、Levinsohn and Petrin (2003)を参照して外生的要因によって TFP が決定されることを仮定している要因が挙げられる。したがって、Koch et al. (2021)によって提示されているように、TFP がロボット輸入に依存して内生的に決定するモデルを使用したより精緻な分析が必要である。次に、ロボット導入が内生的に決定する問題への対処は不十分であり、特にロボット輸入が連続変数の場合への対応は喫緊の課題である。最後に、ロボットの導入が労働スキルへの需要に影響を与えることを踏まえると、労働者への影響は熟練度別に異質である可能性が高いが、本論文では労働者を一括りとして扱うことしかできていない。そのため、ロボット輸入の雇用への影響については改善の余地がある。

## 参考文献

- Acemoglu, D., Restrepo, P. 2018. Demographics and automation. NBER Working Paper.
- Acemoglu, D., Restrepo, P. 2020a. Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188–244.
- Acemoglu, D., Lelarge, C., Restrepo, P. 2020b. Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France. *AEA Papers and Proceedings*, 110, 383–88.
- Acemoglu, D., Anderson, G. W., Beede, D. N., Buffington, C., Childress, E. E., Dinlersoz, E., Foster, L. S., Goldschlag, N., Haltiwanger, J. C., Kroff, Z., Restrepo, P., Zolas, N. 2022 Automation and the Workforce: A Firm-Level View from the 2019 Annual Business Survey. NBER Working Paper No. 30659
- Antràs, P., Chor, D. 2013. Organizing the global value chain. *Econometrica*, 81(6), 2127–204.
- Adachi, D., Kawaguchi, D., Saito, Y. U. 2022. Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017, *Journal of Labor Economics*, forthcoming
- Bonfiglioli, A., Crinò, R., Fadinger, H., Gancia, G. 2020. Robot Imports and Firm-Level Outcomes. CESifo Working Paper Series 8741, CESifo.
- Antràs, P. 2020. Conceptual Aspects of Global Value Chains. *World Bank Economic Review* 34 (3): 551–74.
- Cheng, H., Jia, R., Li, D., Li, H. 2019. The Rise of Robots in China. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 71–88.
- Chor, D., Manova, K., Yu, Z. 2021. Growing like China: Firm performance and global production line position. *Journal of International Economics*, 130, 103445.
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., Woessner, N. 2018. Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence. Technical report, Opportunity & Inclusive Growth Institute, Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- Dinlersoz, E., Wolf, Z. 2018 Automation, Labor Share, and Productivity: Plant-Level Evidence from U.S. Manufacturing, Census.
- Dixen, J., Hong, B., Wu, L. 2019. The Employment Consequences of Robots: Firm-level Evidence. Statistics Canada.
- de Vries, G., Jiang, A., Lemmers, O., Wei, S.-J., 2021. Firm productivity and functional specialization. *The World Economy*, 44(5), 1232–60.

- Fan, H., Hu, Y., Tang, L. 2021. Labor costs and the adoption of robots in China. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 186, 608–31.
- Gan, J., Liu, L., Qiao, G., Zhang, Q. 2023. The role of robot adoption in green innovation: Evidence from China. *Economic Modelling*, 119, 106128.
- Graetz, G., Michaels, G. 2018. Robots at Work. *The Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753–68.
- Guadalupe, M., Kuzmina, O. and Thomas, C. 2012. Innovation and foreign ownership. *American Economic Review*, 102(7), 3594–627.
- International Federation of Robotics. 2017. Robots: China Breaks Historic Records in Automation.
- International Federation of Robotics. 2021. World Robotics Industrial Robots.
- Ju, J., Yu, X., 2016. Productivity, profitability, production and export structures along the value chain in China. *Journal of Comparative Economics*, 43(1), 33–54.
- Koch, M., Manuylov, I., Smolka, M. 2021. Robots and Firms. *The Economic Journal*, 131, 2553–84.
- Levinsohn, J. and Petrin, A. 2003. Estimating production functions using inputs to control for unobservables. *Review of Economic Studies*, 70(2), 317–41.
- Timmer, M.P., Dietzenbacher, E., Los, B., Stehrer, R., De Vries, G.J., 2015. An illustrated user guide to the world input-output database: The case of global automotive production. *Review of International Economics*, 23, 575–605.

表A1. 処置群・対照群別記述統計量

Variable	Obs.	Mean (Std. dev.)	Obs.	Mean (Std. dev.)
	Non-adopters		Robot adopters	
<i>Ouput</i>	1,418,444	57104.77 (131533.4)	1,262	296875.8 (324394.2)
<i>TFP</i>	1,188,392	1.480 (0.736)	1,064	1.464 (0.633)
<i>Size</i>	1,575,554	224.596 (378.757)	1,342	743.896 (781.694)
<i>Robot import</i>	1,897,062	0 (0)	1,642	643343.6 (3,312,776)
<i>Labor productivity</i>	1,168,566	326.260 (462.649)	1,031	471.159 (487.3)
<i>Capital ratio</i>	1,508,663	76.751 (139.177)	1,311	255.349 (248.705)
<i>FOE</i>	1,897,062	0.005 (0.067)	1,642	0.016 (0.125)
<i>SOE</i>	1,897,062	0.040 (0.196)	1,642	0 (0)
<i>HMT</i>	1,897,062	0.007 (0.084)	1,642	0.022 (0.146)
<i>Export upstreamness</i>	242,346	2.652 (0.627)	942	2.311 (0.314)
<i>Import upstreamness</i>	180,655	2.897 (0.633)	1,096	2.755 (0.433)
<i>Upstreamness gap</i>	150,271	0.259 (0.585)	913	0.459 (0.507)

出所：Annual Survey of Industrial Firms, Chinese Custom Trade Statistics より筆者が算出

注：変数はいずれも対数を取る前の値である。

表A2. 逆確率重み付け後の両群の共変量バランス

	Means		Variances	
	Control	Treated	Control	Treated
<i>Labor productivity</i>	5.125	5.733	1.317	0.846
<i>Capital ratio</i>	74.224	248.576	18190.720	58301.660

表A3. IPW推定法によるロボット輸入と労働生産性の推計結果

Dependent Variable	(1)	(2)	(3)
	<i>Labor productivity</i>		
	2000–2007	2008–2013	2000–2013
<i>Panel A: Outcome estimation</i>			
<i>Robot import<sub>i,t-1</sub></i>	0.316*** (0.0319)	0.302*** (0.0253)	0.426*** (0.0193)
<i>Panel B: Propensity score estimation</i>			
<i>Capital intensity<sub>i,t-1</sub></i>	0.00112*** (2.58e-05)	3.99e-05*** (2.67e-06)	4.50e-05*** (2.62e-06)
Firm FE	Yes	Yes	Yes
Sector-year FE	Yes	Yes	Yes
Observations	1,169,597	1,220,460	2,390,057

Robust standard errors in parentheses

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