

No. DP 20-014

SSPJ Discussion Paper Series

AI、ロボット技術の進展と企業パフォーマンス

金 榮愨・乾 友彦

2021 年 3 月



Grant-in-Aid for Scientific Research (S) Gran Number 16H06322 Project

Service Sector Productivity in Japan

Institute of Economic Research
Hitotsubashi University

2-1 Naka, Kunitachi, Tokyo, 186-8603 JAPAN

<http://sspj.ier.hit-u.ac.jp/>

AI、ロボット技術の進展と企業パフォーマンス*

専修大学 金 榮愨
学習院大学 乾 友彦

要旨

本研究は、特許出願によってとらえられる AI やロボット技術の進展が、当該企業の生産性や雇用に与える影響の分析である。企業の特許出願の情報によって当該企業における AI とロボット技術の進展状況をとらえ、企業の実産性と雇用、国内外の生産活動に与える影響を分析している。分析の結果は以下のとおりである。AI 関連特許出願は企業の全要素生産性（TFP）とプラスの関係がみられた。また、AI の特許出願数の増加は、製造部門の雇用者数にマイナス、サービス部門の雇用にはプラスの関係にあることが判明した。ロボットの特許出願も企業の実産性を押し上げる効果が確認できた。雇用全体に関しては AI 関連特許と同様、有意な影響は確認されなかったが、それは、特許出願でとらえられるロボット技術の導入と増加が製造部門と販売部門の雇用者数を有意に減少させる一方で、サービス部門の雇用者数を増加させることで雇用全体への影響が打ち消されることによるものと考えられる。この結果は、Ni and Obashi (2021)や Adachi, Kawaguchi, and Saito (2020)の結果と同様、日本においてはロボットと雇用は全体としては補完的であること、また企業内の部門別に異なる影響を与えることを示している。

AI やロボット関連特許出願は国内外の生産体制にも変化をもたらす。先端技術関連の特許出願は国内の既存の生産事業所を縮小させ、退出確率を高めると同時に新規事業所の開設確立をも高めることによって、企業内事業所間の資源の配分を効率化することで企業全体の生産性を高める。先端技術関連特許出願は国際競争力を高め、全体として海外生産を促進するが、低賃金を目的とする低所得国での生産活動は縮小させる効果がある。

キーワード：AI、ロボット、生産性、雇用者数、国内外の生産体制

JEL Classification: L25、O33

* 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。本稿の分析に当たっては、経済産業省（METI）の企業活動基本調査、工業統計調査、経済センサス-活動調査、海外事業活動調査の調査票情報を利用した。また、本稿の原案に対して、深尾京司教授（一橋大学）、矢野誠理事長（RIETI）、森川正之所長（RIETI）ならびに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。また、乾、金は JSPS 科研費 19H01486 の助成を受けた。ここに記して、感謝の意を表したい。

1. はじめに

人工知能（AI）やロボットの技術の進展や、これらの技術の導入により生産性の改善が期待されている。しかしながら、Brynjolfsson, Rock, and Syverson（2019）はAI等の新技術が到来したにも拘わらず、世界的に経済の生産性の上昇が停滞していることから、AIが生産性に与える効果が一部の企業に集中し経済全体に行き渡っておらず、AIが経済全体の生産性の向上に結びつくまでには一定の時間を要する可能性を指摘している。またAIやロボット技術の普及が、人間が従来行っていた多くの仕事を代替し、労働需要に深刻なマイナスの影響を与えると懸念もある。しかしながら、Seamans and Raj（2018）が指摘するように産業やマクロデータを使用して、AI、ロボットが生産性や労働需要に与えた影響を分析する研究¹はいくつかあるものの、AIやロボットの導入に関する企業データが存在しないことから企業レベルの分析はあまり進んでいない。

本研究では、企業別のAIやロボット技術の特許出願状況を当該企業のAI、ロボット技術の進展状況と考えて、これらの技術開発の進展が当該企業の生産性、雇用者数に与える影響の分析を行った。より具体的には特許出願データと経済産業省企業活動基本調査（以下「企業活動基本調査」）を企業レベルでマッチングすることによって、各企業におけるAI、ロボット技術の出願状況を把握し、それぞれの出願数（ストック）が生産性、雇用者数に与える影響を分析した。特に雇用に関しては、企業全体の雇用者数に与える影響だけではなく、部門別、国内事業所別、海外事業所の雇用者数に与える影響を分析した。分析に当たって、「工業統計調査」²による事業所レベルの調査票情報を「企業活動基本調査」の企業レベルの調査票情報とマッチングし、さらに「企業活動基本調査」の調査票情報を、日本企業の海外事業活動を詳細に調査している「海外事業活動基本調査」の調査票情報にマッチングすることにより、事業所－企業－海外事業といった企業活動全体を視野に入れた分析が可能とするデータベースを作成した。

分析の結果、AI関連特許出願数は、企業および事業所の全要素生産性（TFP）の上昇率にプラスの関係がみられた。また、AIの特許出願数の増加は、製造部門、流通部門の雇用者数にマイナス、サービス部門の雇用にはプラスの関係にあることが判明した。ロボットの特許出願は、企業および事業所のTFPには有意な影響を与えないこと、製造部門の雇用者数は減少させる一方、サービス部門の雇用者数は増加させることで、雇用全体には有意な変化

¹ 例えばロボット導入に関して産業-国レベルのデータを使用して、労働生産性や雇用に与えた影響を実証分析した Graetz and Michaels（2018）や、アメリカの産業-地域レベルのデータを使用して雇用に与えた影響を分析した Acemoglu and Restrepo（2020）がある。

² 本論文では昭和 61～平成 30 年の工業統計データを使用した。平成 24 年と平成 28 年において、工業統計は経済産業省と総務省の共同で実施された「経済センサス-活動調査」が包括された形で実施されたため、この 2 年については「経済センサス-活動調査」を使用した。

をもたらさないことが発見された。

本論文の構成は以下の通りである。2 節では AI とロボットの先端技術の導入と生産性と雇用の関係に関して企業レベルのデータを使用した既存研究をサーベイする。3 節では使用したデータ、AI、ロボットの特許出願数と生産性の関係、企業、事業所、海外事業所の雇用の関係を検証する。4 節は結論及び今後の課題について議論する。

2. 企業レベルのデータを使用した先端技術導入が企業パフォーマンスに与える影響に関する既存研究のサーベイ

AI、ロボットが生産性、労働需要に与える影響に関しては、Seamans and Raj (2018)が指摘するように企業レベル、事業所レベルのデータを使用した分析は進んでいない。特に AI に関しては、企業レベルや事業所レベルで AI 技術導入の状況を把握することが困難であるため、筆者達が知る限り研究例を見出すことが出来なかった。唯一の例外として Morikawa(2017)が企業へのアンケート調査結果を使用して、AI 技術と高いスキルの労働者は補完的であり、また大学院レベルの教育を受けた労働者とも補完的であることを見出している。

一方、ロボットの与える影響に関しては、産業別のロボット導入台数や企業別の輸入額のデータ等が存在するため、これらの産業データと企業のデータを組み合わせることによって、企業レベルのデータを使用した分析が最近増えてきている。

Accemoglu et al. (2020)は、フランス企業の 2001 年から 2015 年のデータを使用して、労働分配率、付加価値、生産性、生産労働者の総労働者に占める割合の影響を分析し、労働分配率、生産労働者の割合にはマイナス、付加価値および生産性にはプラスの影響があることを発見している。なお、企業別のロボット導入状況に関しては、フランス産業省によるアンケート調査、フランスのロボット製造業者の顧客リスト、通関データ、産業ロボットに対する加速度償却に関する税務情報を利用している。

Bonfiglioli et al. (2020)は、フランス企業の 1994 年から 2013 年のデータを使用して、企業ごとのロボットの輸入が企業の売上、生産性、労働需要に与える効果を検証している。その結果、ロボットの輸入は売上にはあまり影響を及ぼさない一方、労働生産性、TFP 及び高技術雇用者数（エンジニアや管理者等）にはプラスの影響を与えることを示した。

Agihon et al. (2020)は、フランス企業の 1994 年から 2015 年のデータを使用して、ロボット（自動化）が企業のパフォーマンスに与える影響を分析している。企業別のロボット導入の情報に関しては、バランスシートに計上されている産業機械の金額、工場における製造プロセスに直接使用されるモーターの電力消費量を使用している。実証分析の結果、自動化が未熟練労働者も含めて労働者数を増加させ、また利益、製品価格の低下、売上の増加にプラスに寄与することが判明した。

Koch, Manuylov and Smolka (2019)は、1960 年から 2016 年の期間におけるスペイン企業のデータを使用してロボット技術の採用、労働需要に与える影響等を検証している。当該分

析に使用したスペイン企業のデータは、その調査票にロボットの導入に関する項目を含む。その結果、規模が大きく、生産性の高い企業がロボットを導入する傾向がある一方で、熟練労働者の多い企業においてはロボット導入しない傾向があることが判明した。ロボットを導入した企業では生産、労働者の増加がみられ、産業内では労働者がロボットを導入していない企業からロボットを導入した企業へ労働が移動したものと類推される結果が得られた。

Stepelnon and Webb (2020)は、1960 年から 2016 年の期間におけるスペイン企業のデータを使用して、ロボット化が貿易や生産の国際化に与える影響を分析している。その結果、ロボット技術の進展に伴い、企業の生産量の増加、生産性の向上をもたらし、低賃金国からの輸入や低賃金国での子会社数を増加させることが判明した。

Ni and Obashi (2020)は、1996 年から 2017 年における日本の製造業に属する企業レベルのデータと国際ロボット協会による産業レベルのデータを組み合わせることによって、ロボットの導入が労働需要に与える効果を推計した。労働需要に与える影響を従来の研究と異なり、雇用者の総数ではなく、部門別の雇用者数増減から分析している。分析の結果、ロボットの導入は部門別の雇用者数の増加、減少の両者に影響しており、ただ雇用者数の減少する部門の影響が大きく、全体の雇用者数にはマイナスに影響することを見いだしている³。

Morikawa (2017)は、企業へのアンケート調査を使用して、AI やロボットが労働者の人的資本や企業のグローバル化などと補完的な関係にあることを発見している。

Dixon, Hong and Wu (2020)は、カナダの 2000 年から 2015 年の企業レベルのデータを使用して分析を行った。企業レベルのロボット導入状況に関しては、企業別のロボット輸入データを使用している。分析の結果、企業のロボットの導入は総雇用者数の増加をもたらす一方、管理者の数は減少させることが判明した。また中間レベル技術の労働者の数にマイナスに影響する一方、高レベル技術及び低レベル技術の労働者数を増加させる結果を得ている。

3. データ

3. 1. 特許出願データ

特許出願のデータには知的財産研究所の『IIP パテントデータベース 2020 年版』（以下 IIP パテント DB）を用いている。企業パフォーマンスに関連するデータは、経済産業省が実施している「企業活動基本調査」、「工業統計調査」⁴、「海外事業活動基本調査」の調査

³ なお、ロボットの導入が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 (2020)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。

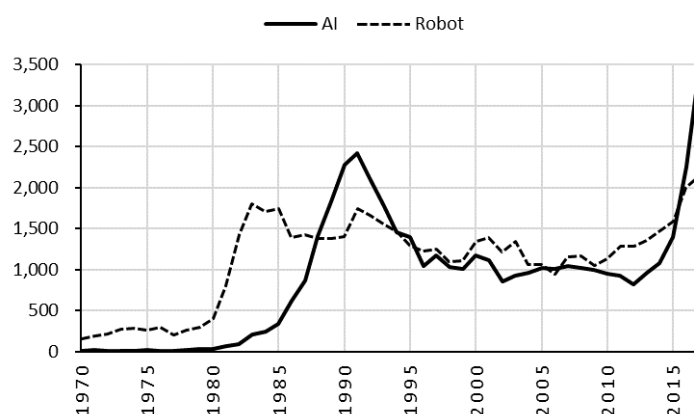
⁴ 前述の通り、本論文では昭和 61～平成 30 年の工業統計データを使用した。平成 24 年と平成 28 年において、工業統計は経済産業省と総務省の共同で実施された「経済センサス-

データを用いている。「企業活動基本調査」の企業名と住所を IIP パテント DB の出願人の住所と名称とマッチングすることで、特許と企業のデータを接続した。

特許のうち、本研究が注目している AI とロボットの特許の特許出願のデータベースから識別するための基準としては、AI に関しては特許庁（2020）を、ロボットに関しては特許庁（2014）の技術分類を用いた。

図表 1 は特許庁の報告書の基準に従ってとらえられた、AI やロボット関連特許出願件数の推移である。AI 関連特許は 1990 年までの第一ブーム以降、2000 年代に入って安定的に推移して、2015 年以降、第二のブームを迎えて、直近年急増している⁵。ロボット関連特許出願件数は 1980 年代前半から急激に増加し、安定的に推移して、近年は若干増加傾向にある。

図表 1 AI、ロボット関連特許出願件数



資料：IIP パテント DB により著者作成

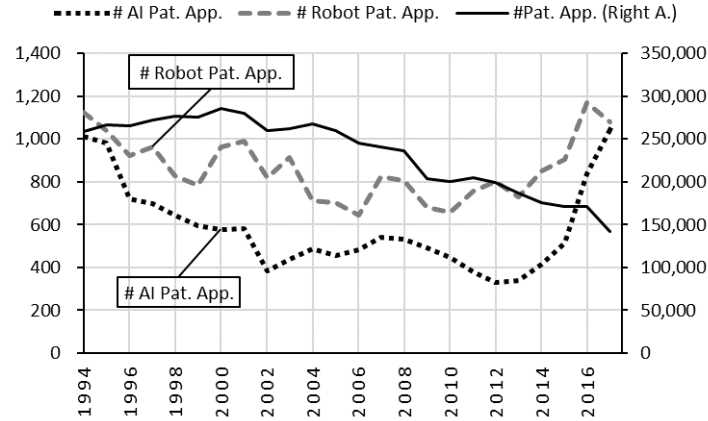
図表 2 は、IIP パテント DB と「企業活動基本調査」と接続した結果、把握された特許出願件数の推移である。年によって異なるが、AI 関連特許出願件数の約 50%、ロボット関連特許出願件数の約 65%をカバーしている⁶。また、出願件数全体から見て、AI 関連特許出願とロボット関連特許出願は 0.3%と 0.4%程度と非常に少ないことがわかる。

活動調査」包括された形で実施されたため、この 2 年については「経済センサス-活動調査」を使用した。

⁵ AI 出願に関して特許庁（2020）も、AI 関連特許出願が 2017 年以降から直近まで急激に増加していると報告している。

⁶ 企業活動基本調査とマッチングされた AI 特許のカバー率は 2010 年以降低下しているが、持株会社や研究開発専門企業など、企業活動基本調査の調査対象でない企業による AI 関連特許出願の増加によると考えられる。

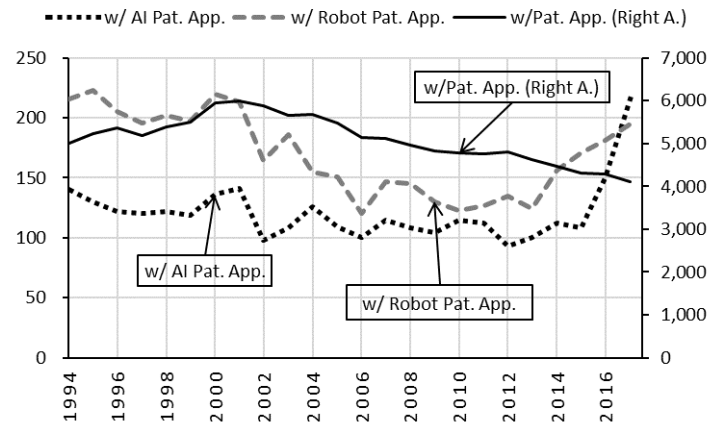
図表 2 AI、ロボット関連特許出願件数（企業活動基本調査との接続）



（出所）IIP データベースおよび企業活動基本調査により筆者達が作成

図表 3 は特許出願をしている企業数と AI やロボット関連の特許出願している企業の数の推移である。AI やロボット関連特許出願は全体のそれぞれ 0.3% と 0.4% であることに比較すると、AI やロボット関連特許を出願している企業数は特許を出願している企業全体のそれぞれ 0.4% と 0.6%（2010 年）と若干多いことがわかる。

図表 3 AI、ロボット関連特許出願企業数（企業活動基本調査との接続）



（出所）IIP データベースおよび企業活動基本調査により筆者達が作成

3. 2. 企業パフォーマンス

企業のパフォーマンスは、「企業活動基本調査」及び「工業統計調査」、「海外事業活動基本調査」を企業レベルの「企業活動基本調査」を中心に接続することで測っている。企業及

び事業所レベルの生産性は、「企業活動基本調査」及び「工業統計調査」における各企業、各事業所の産業分類を経済産業研究所（RIETI）作成による日本産業生産性データベース（Japan Industrial Productivity Database、JIP データベース）2018 年版の産業にあわせて、各産業の産業平均に対する各企業、各事業所の相対的な TFP レベルを Good, Nadiri and Sickles (1997)に従ってインデックス法によって求めた。 t 時点($t > 0$)における企業 f の TFP 水準対数値を初期時点 ($t=0$ 、1994 年とした) における当該産業の代表的企業の TFP 水準対数値との比較の形で、次のように定義する。

$$\ln TFP_{f,t} = (\ln Q_{f,t} - \overline{\ln Q_{f,t}}) - \sum_i \frac{1}{2} (S_{f,i,t} + \overline{S_{i,t}}) (\ln X_{f,i,t} - \overline{\ln X_{i,t}}), \quad \text{for } t = 1994, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \ln TFP_{f,t} = & (\ln Q_{f,t} - \overline{\ln Q_t}) - \sum_i \frac{1}{2} (S_{f,i,t} + \overline{S_{i,t}}) (\ln X_{f,i,t} - \overline{\ln X_{i,t}}) \\ & + \sum_{s=1}^t (\overline{\ln Q_s} - \overline{\ln Q_{s-1}}) - \sum_{s=1}^t \sum_i \frac{1}{2} (\overline{S_{i,s}} + \overline{S_{i,s-1}}) (\overline{\ln X_{i,s}} - \overline{\ln X_{i,s-1}}), \quad \text{for } t \geq 1995. \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $Q_{f,t}$ は t 期における企業 f の産出額、 $S_{i,f,t}$ は企業 f の生産要素 i のコストシェア、 $X_{i,f,t}$ は企業 f の生産要素 i の投入量である。また、各変数の上の線はその変数の産業平均値を表す。生産要素として資本、労働、実質中間投入額を考える。労働時間は企業レベルのデータが存在しないため各産業の平均値の統計で代用している。

産業の平均的な産出額、中間投入額、生産要素のコストシェアを持つ企業を代表的企業として想定する。(2)式の右辺の第一、第二項は t 時点の企業 f とその時点における代表的企業との間の、TFP 水準対数値の乖離を表す。第三、第四項は t 時点における代表的企業と初期時点 (1994 年⁷⁾) における代表的企業との間の TFP 水準対数値の乖離を表す。このように計測された TFP 指数は横断面の生産性分布のみではなく、代表的企業の TFP が時間の経過につれて変化することを考慮することにより、時間を通じた生産性分布の変化も同時に捉えることが可能となる。また、生産関数の推計による生産性計測と違って、企業間の異なる要素投入や生産物市場の不完全競争を考慮することができる長所がある一方で、規模に対する

⁷ 「企業活動基本調査」は 1992 年 (1991 年実績) から始まっているが、2 回目が 1995 年 (1994 年実績) であるため、最初時点を 1994 年としている。

収穫不変、生産要素市場の完全競争市場を仮定しなければならないという制約がある⁸。

4. 分析

4. 1. AI と生産性

AI やロボット技術は導入企業のパフォーマンスを高める可能性がある。一つは製品やサービスの生産を効率化することにより、生産性を高める。もう一つは、製品・サービスもしくはその一部として販売されることによって、企業の利潤を高めることである。AI やロボットが製品・サービスの一部として販売される場合、生産者にもたらす製品・サービス質の向上と価格の上昇をもたらすが、分析のためのデータには製品・サービスの数量や価格のデータがないため、分析できない。そのため、本分析では、AI やロボットのプロデューサーとして AI やロボットを導入している場合をできる限り除いて、生産性に与える影響のみに注目している。AI に関しては、情報サービスの販売のために開発する可能性があるため、分析対象企業の産業分類別売上に情報関連サービスの売上が含まれる企業は分析のサンプルから除いている⁹。

図表 4 は、上記で求めた企業の生産性を被説明変数にし、企業の AI 関連特許出願の累積件数の対数を説明変数にする固定効果推計の結果である¹⁰。企業の生産性に影響を与えると思われる企業規模、研究開発支出 (R&D)、外資比率、企業年齢をコントロール変数として含めても、AI 関連特許出願がある企業の技術知識は企業の TFP を高めることが確認できる (モデル 2)。モデル (3) では、AI 関連特許出願の累積件数を説明変数にしており、同様に TFP を高めることが確認できる。モデル (4) では、特許の質の違いをコントロールするために、特許出願件数の代わりに、他の特許からの引用の累積件数を説明変数にしており、同様に TFP を押し上げる効果が確認できる。モデル (5) は、他の特許出願からの引用のうち、自己引用を除いた引用件数を用いている。モデル (6) は AI 関連特許と判別された他の特許からの引用の累積件数を説明変数にしており、より重要な特許と考えられる特許出願である。モデル (7) はその中からさらに自己引用を除いたものが説明変数になっている。モデル (4) ~ (7) を比べると、他社から引用され、特に AI 関連の特許出願か

⁸ Kasahara, Nishida, and Suzuki (2017)は生産性動学分析を行う際に、生産関数の推計によって産業内の企業間生産技術の差がないと仮定すると、再配分効果が過大評価される問題を指摘している。

⁹ 「企業活動基本調査」では、企業の売上を 3 桁産業分類で調査している。この分類は日本標準産業分類の 3 桁 (小分類) である。本研究では、それを JIP2018 産業分類にマッチングして用いている。

¹⁰ 固定効果推計であるため、クロスセクションでの比較ではなく、企業内の生産性の変動と累積特許出願件数の変化 (新規特許出願件数) の関係を見ている。

ら引用される特許の生産性への効果が大きいこともわかる。このように、AI 関連特許出願が企業の TFP を高める効果が確認できる。

図表 4 AI と企業の TFP

	Dep. Var.: lnTFP						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
1 if #AI related Pat. App. _{t-1} >0		0.0301*** [0.00939]					
ln(Cum.#AI related Pat. App.) _{t-1}			0.0333*** [0.00875]				
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1}				0.0179*** [0.00602]			
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1} excluding self citation					0.0190*** [0.00607]		
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1} cited by AI related Pat. App.						0.0214* [0.0128]	
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1} cited by AI related Pat. App., excluding self citation							0.0231** [0.0115]
ln(#employee) _{t-1}	-0.0273*** [0.00176]	-0.0273*** [0.00176]	-0.0273*** [0.00176]	-0.0273*** [0.00176]	-0.0273*** [0.00176]	-0.0273*** [0.00176]	-0.0273*** [0.00176]
ln(R&D) _{t-1}	0.00125*** [0.000452]	0.00122*** [0.000452]	0.00118*** [0.000453]	0.00119*** [0.000453]	0.00120*** [0.000453]	0.00123*** [0.000452]	0.00123*** [0.000452]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	0.0453*** [0.00903]	0.0448*** [0.00902]	0.0431*** [0.00901]	0.0438*** [0.00902]	0.0438*** [0.00902]	0.0443*** [0.00902]	0.0443*** [0.00903]
ln(Firm age) _{t-1}	0.0353*** [0.00354]	0.0355*** [0.00354]	0.0358*** [0.00354]	0.0357*** [0.00354]	0.0357*** [0.00354]	0.0355*** [0.00354]	0.0355*** [0.00354]
Observations	462,185	462,185	462,185	462,185	462,185	462,185	462,185
Adj. R ²	0.152	0.152	0.152	0.152	0.152	0.152	0.152
ρ	0.785	0.784	0.784	0.784	0.784	0.784	0.784

注：「企業活動基本調査」と IIP パテント DB による筆者推計。固定効果モデルによる推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含む。

* p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

4. 2. AI と雇用

AI の導入は企業の TFP を高め、雇用を増加させる可能性がある一方、労働を代替することで雇用者数を減少させる可能性もあり、パターン化されやすいホワイトカラーの仕事を AI が代替する可能性も指摘されてきた (Acemoglu and Restrepo, 2020)。どちらの影響がより大きいかについては実証的な分析を必要とする。

図表 5 は雇用に与える AI 関連特許出願の影響を見たものである。モデル (1) ～ (3) では、AI 関連特許出願の引用件数が表す企業の技術知識の増加は雇用者数を増減させる効果が確認されない。

AI 関連特許出願が雇用に有意な影響を与えないことを理解するために、モデル (4) ～ (6) では、雇用者のうち、製造部門の雇用者数のみを被説明変数にした推計の結果である

¹¹。AI 関連特許出願は製造業の製造部門の雇用者数を減少させる。ただし、非製造業企業の製造部門の雇用者数を減少させる効果が確認できない¹²。

図表 5 のモデル (7) ~ (12) は、販売部門¹³とサービス部門¹⁴の雇用者数への影響を見ている。販売部門の雇用に関しては、AI 関連特許出願の係数が負ではあるが、有意性はない。一方、モデル (10) ~ (12) を見ると、AI 関連特許出願がサービス部門の雇用者数と正の関係があり、それは特に製造業で顕著であることが確認できる。ただし、サービス部門の雇用者数の増加は非製造業では確認できない。

最後のモデル (13) ~ (15) では、AI 導入による雇用の質の変化の可能性を分析している。AI の導入はパターン化されやすい仕事を代替し、ホワイトカラーの非正規化を促す可能性が指摘される場合がある。被説明変数は従業者全体に占めるパートタイム従業者数の割合である。結果を見ると、AI による雇用の非正規化はむしろ低下しており、特に非製造業において顕著である。

¹¹ 製造部門雇用者とは、「本社の現業部門の中、製造・鉱山、電気・ガス事業部門」と「本社・本店以外の製造・鉱業、電気・ガス事業所」の常時従業者数の合計である。

¹² 「企業活動基本調査」では、企業を主産物（売上高が最も高い製品・サービス）の産業分類によって産業の格付けをしている。そのため、非製造業と格付けされた企業でも製造部門を持ち、製造品を生産している場合がある。

¹³ 販売部門従業者数は、「本社・本店の現業部門のうち、商業事業部門と飲食店部門」、「本社・本店以外の商業事業所と飲食店」の常時従業者の合計である。

¹⁴ サービス部門従業者とは、従業者総数から上記の「製造部門」と「販売部門」を除いた従業者である。

図表5 AIと雇用

	ln(#employee)			ln(#employee, manufacturing division)		
	M+S (1)	M (2)	S (3)	M+S (4)	M (5)	S (6)
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1}	0.000232 [0.00432]	0.0000279 [0.00444]	0.00285 [0.0134]	-0.0392 [0.0691]	-0.119*** [0.0423]	0.26 [0.231]
lnTFP _{t-1}	0.132*** [0.00340]	0.0782*** [0.00399]	0.166*** [0.00500]	0.0811*** [0.0179]	0.000636 [0.0246]	0.0956*** [0.0221]
ln(#employee) _{t-1}	0.789*** [0.00301]	0.823*** [0.00311]	0.752*** [0.00494]	0.578*** [0.0138]	0.945*** [0.0147]	0.225*** [0.0157]
ln(R&D) _{t-1}	0.00483*** [0.000445]	0.00352*** [0.000447]	0.00304*** [0.00111]	0.0269*** [0.00367]	-0.00233 [0.00276]	0.0471*** [0.00979]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	0.00979 [0.00926]	-0.00668 [0.0111]	0.0405** [0.0161]	-0.130** [0.0537]	-0.106* [0.0611]	-0.043 [0.0746]
ln(Firm age) _{t-1}	0.0113*** [0.00339]	-0.00281 [0.00395]	0.0326*** [0.00576]	-0.0347* [0.0207]	-0.0378* [0.0229]	0.0126 [0.0320]
Observations	486,217	253,407	232,810	486,217	253,407	232,810
Adj. R ²	0.637	0.693	0.58	0.058	0.096	0.015
ρ	0.726	0.701	0.754	0.88	0.655	0.809

	ln(#employee in wholesale/retail division)			ln(#employee in service division)		
	M+S (7)	M (8)	S (9)	M+S (10)	M (11)	S (12)
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1}	-0.0468 [0.0564]	-0.0786 [0.0684]	-0.0465 [0.133]	0.0414* [0.0247]	0.0624*** [0.0201]	-0.0489 [0.0686]
lnTFP _{t-1}	0.206*** [0.0225]	0.145*** [0.0370]	0.203*** [0.0290]	0.0961*** [0.0131]	0.118*** [0.0220]	0.0848*** [0.0166]
ln(#employee) _{t-1}	0.568*** [0.0146]	0.483*** [0.0227]	0.621*** [0.0189]	0.575*** [0.00871]	0.568*** [0.0133]	0.578*** [0.0118]
ln(R&D) _{t-1}	0.0218*** [0.00415]	0.0308*** [0.00494]	0.00508 [0.00754]	0.0300*** [0.00238]	0.0335*** [0.00277]	0.0161*** [0.00451]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	0.00317 [0.0723]	-0.0433 [0.107]	0.0522 [0.0953]	0.0974** [0.0400]	0.117** [0.0566]	0.0664 [0.0532]
ln(Firm age) _{t-1}	-0.0149 [0.0271]	-0.0275 [0.0382]	0.0214 [0.0386]	0.0797*** [0.0173]	0.0884*** [0.0251]	0.0769*** [0.0247]
Observations	486,217	253,407	232,810	486,217	253,407	232,810
Adj. R ²	0.028	0.018	0.041	0.074	0.064	0.078
ρ	0.801	0.766	0.798	0.762	0.719	0.764

	#temporary employee/ #employee		
	M+S (13)	M (14)	S (15)
$\ln(\text{Cum.\#citation of AI related Pat. App.})_{t-1}$	-0.0122*** [0.00219]	-0.00823*** [0.00234]	-0.0192*** [0.00449]
$\ln TFP_{t-1}$	-0.0594*** [0.00240]	-0.0505*** [0.00326]	-0.0542*** [0.00334]
$\ln(\#employee)_{t-1}$	0.0381*** [0.00174]	0.0185*** [0.00207]	0.0520*** [0.00261]
$\ln(R\&D)_{t-1}$	-0.00200*** [0.000349]	-0.00174*** [0.000383]	-0.000829 [0.000777]
$\ln(\text{Foreign ownership ratio})_{t-1}$	-0.00833 [0.00616]	-0.000842 [0.00737]	-0.0138 [0.0113]
$\ln(\text{Firm age})_{t-1}$	-0.0108*** [0.00280]	-0.0115*** [0.00364]	-0.0152*** [0.00434]
Observations	401,470	212,183	189,287
Adj. R ²	0.057	0.031	0.086
ρ	0.869	0.826	0.875

注：「企業活動基本調査」と IIP パテント DB による筆者推計。Mは製造業を、S は非製造業を表す。固定効果モデルによる推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含む。* p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

以上のように、AI 関連特許出願は企業の TFP を高める効果があることが確認できる。雇用に関しては、製造部門と販売部門の雇用者数を減少させるものの、同時にサービス部門の雇用者数を増加させることで、雇用全体には有意な変化をもたらさない。

4. 3. AI と国内生産活動

AI 技術の導入はどのようなメカニズムを通して企業の TFP を高めるか。殆どの先行研究は AI 技術の導入による企業の効率化のメカニズムを解明するまでは至っていない。本研究では、企業と事業所の情報を接続することで、企業レベルの AI 技術の導入が製造業事業所の生産活動に与える影響を分析できる。図表 6 は、事業所の TFP、雇用者数、非正規雇用の比率、退出、主産物の転換などを被説明変数として、企業の AI 技術の導入がそれぞれの事業所のパフォーマンスに与える影響を分析した結果である。企業レベルでは AI 技術の導入が生産性を高める効果が確認できるが、本社レベルの AI 導入が事業所レベルの生産性を直接押し上げる効果は確認できない（モデル 1）。しかし、AI の導入は雇用者数を減少させ（モデル 2）¹⁵、事業所の退出確率を高める（モデル 4）。AI の導入と活用は、事業所の生産効率を直接高めることはしないが、雇用の調整と事業所の閉鎖などを通じた企業全体の資源の再配分によって企業の生産性を高めているものと推察される。AI やロボット技術の

¹⁵ AI の導入により雇用が減りながら生産性が変わらないのは、出荷額も同じく減少するためである。

導入と生産事業所の新規参入に関しては本節の最後に分析、議論する。

AI の導入が雇用の非正規化を深化させることは確認できない（モデル 3）。また、AI の導入により、新製品の導入が促進されることも確認できない（モデル 5）。

図表 6 AI と国内事業所の生産活動

	$\ln TFP_{estb,t}$	$\ln$ (#emp. _{estb,t})	Temp. ratio _{estb,t}	1 if exit _{estb,t+1}	1 if prod. change _{estb,t}
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln TFP_{estb,t-1}$		-0.0348*** [0.00614]	-0.00596*** [0.00159]	0.00410** [0.00169]	-0.00469* [0.00282]
$\ln(\text{Cum.\#AI related Pat. App.}_{firm,t-1})$	0.00762 [0.00590]	-0.0295*** [0.00682]	-0.00233 [0.00153]	0.00636*** [0.00214]	-0.00123 [0.00191]
1 if industry _{estb,t-1} =industry _{firm,t-1}	-0.00637** [0.00285]	0.0213*** [0.00413]	-0.000854 [0.00127]	-0.00283** [0.00114]	-0.0264*** [0.00284]
$\ln TFP_{firm,t-1}$	0.428*** [0.0106]	0.0195 [0.0130]	-0.006 [0.00384]	0.000342 [0.00373]	-0.000725 [0.00596]
$\ln(R\&D_{firm,t-1})$	0.00141 [0.000959]	0.0171*** [0.00143]	-0.000574 [0.000447]	-0.000705* [0.000394]	-0.0000568 [0.000558]
Observations	246,566	246,057	199,024	246,040	246,057
Adj. R ²	0.065	0.019	0.015	0.017	0.009
ρ	0.68	0.944	0.859	0.709	0.388

注：「企業活動基本調査」、「工業統計調査」、IIP パテント DB による筆者推計。M は製造業を、S は非製造業を表す。固定効果モデルによる推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数を含む。

* p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

4. 4. ロボットと生産性

本節ではロボット関連特許出願でとらえたロボット技術の導入と企業のパフォーマンスの関係を考察する。ただし、AI の場合と同様、ロボット製造者を除く必要がある。ロボット関連技術は主に製造業で導入、活用されることを考慮し、先行研究（例えば、Ni and Obashi, 2020）と同様、本研究でも分析対象をロボット技術の主なユーザー産業である、自動車関連産業、電機・エレクトロニクス、金属・機械、プラスチック・化学産業などに限定する。また、それでもこれらの企業にはロボットを製造する企業が含まれる可能性が残るため、企業の産業別売上の中、汎用機械もしくは生産用機械が含まれる企業はサンプルから除いた。

図表 7 は企業の生産性を被説明変数、企業のロボット関連特許出願を説明変数とする固定効果推計の結果である。AI 関連特許出願と同様、ロボット関連技術が直接企業の TFP を押し上げる効果が確認できる。ロボット関連特許出願をしたことがあるか（モデル 2）とロボット関連特許出願件数（モデル 3）以外に、AI での分析と同様、他の出願からの被引用

件数（モデル４）、自己引用を除いた被引用件数（モデル５）、他のロボット関連特許出願からの被引用件数（モデル６）、そのうちから自己引用を除いた被引用件数（モデル７）などを説明変数として入れている。すべてのモデルで、ロボット関連技術は企業の TFP を高める効果があることが確認できる。ただし、AI と異なる点として、重要と思われる特許（他のロボット関連特許から引用される特許出願）が TFP により大きな貢献をすることは確認できない。

図表 7 ロボット関連特許出願と企業の生産性

	lnTFP						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
1 if #Robot related Pat. App. _{t-1} >0		0.0328*** [0.00974]					
ln(Cum.#Robot related Pat. App.) _{t-1}			0.0249*** [0.00805]				
ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1}				0.0160*** [0.00538]			
ln(Cum.#citation of RObot related Pat. App.) _{t-1} excluding self citation					0.0163*** [0.00551]		
ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1} cited by Robot related Pat. App.						0.0145** [0.00715]	
ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1} cited by Robot related Pat. App., excluding self citation							0.0142* [0.00727]
ln(#employee) _{t-1}	-0.0274*** [0.00384]	-0.0277*** [0.00384]	-0.0276*** [0.00384]	-0.0276*** [0.00384]	-0.0276*** [0.00384]	-0.0275*** [0.00384]	-0.0275*** [0.00384]
ln(R&D) _{t-1}	0.00116 [0.000739]	0.00109 [0.000739]	0.00107 [0.000739]	0.00109 [0.000738]	0.00109 [0.000738]	0.00111 [0.000739]	0.00111 [0.000739]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	0.0643*** [0.0164]	0.0630*** [0.0164]	0.0607*** [0.0165]	0.0616*** [0.0164]	0.0617*** [0.0164]	0.0625*** [0.0164]	0.0626*** [0.0164]
ln(Firm age) _{t-1}	0.0847*** [0.00769]	0.0849*** [0.00768]	0.0856*** [0.00770]	0.0854*** [0.00769]	0.0854*** [0.00769]	0.0853*** [0.00770]	0.0853*** [0.00770]
Observations	126,142	126,142	126,142	126,142	126,142	126,142	126,142
Adj. R ²	0.353	0.353	0.353	0.353	0.353	0.353	0.353
ρ	0.698	0.697	0.697	0.697	0.697	0.697	0.697

注：「企業活動基本調査」と IIP パテント DB による筆者推計。固定効果モデルによる推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含む。

* p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

4. 5. ロボットと雇用

AI の場合と同様、ロボットの導入も雇用者数に対して生産性の正の影響と代替の負の影響があると考えられる。図表 8 はロボット関連特許出願が雇用に与える影響を見ている。AI と同様、雇用者数に影響を与える諸変数をコントロールしても、ロボット関連特許出願は製造部門と販売部門の雇用者数を減少させる（モデル 2 と 3）一方、サービス部門の雇用者数を増加させ（モデル 4）、結果的に雇用全体は有意な影響を受けないことになる（モデル 1）。また、AI と同様、ロボットの導入がパートタイム従業員の割合を有意に低下させる

ことも確認できる（モデル5）。

図表8 ロボット関連特許出願と雇用

	ln(#employee) (1)	ln(#employee, manufacturing division) (2)	ln(#employee in wholesale/retail division) (3)	ln(#employee in service division) (4)	#temporary employee / #employee (5)
ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1}	-0.00138 [0.00301]	-0.0644*** [0.0243]	-0.145*** [0.0437]	0.0867*** [0.0184]	-0.00911*** [0.00258]
lnTFP _{t-1}	0.0454*** [0.00492]	-0.0890*** [0.0316]	0.200*** [0.0471]	0.0969*** [0.0281]	-0.0301*** [0.00371]
ln(#employee) _{t-1}	0.827*** [0.00443]	0.951*** [0.0188]	0.432*** [0.0310]	0.558*** [0.0189]	0.0118*** [0.00254]
ln(R&D) _{t-1}	0.00354*** [0.000622]	-0.00475 [0.00371]	0.0374*** [0.00663]	0.0368*** [0.00384]	-0.00186*** [0.000459]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	-0.00515 [0.0157]	-0.0784 [0.0836]	-0.013 [0.147]	0.0648 [0.0756]	-0.00551 [0.00874]
ln(Firm age) _{t-1}	-0.0145** [0.00571]	-0.0555* [0.0320]	-0.0198 [0.0490]	0.0891** [0.0347]	-0.0114*** [0.00421]
Observations	132,185	132,185	132,185	132,185	109,860
Adj. R ²	0.695	0.103	0.016	0.068	0.016
ρ	0.697	0.658	0.764	0.725	0.801

注：「企業活動基本調査」と IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含まれる。

* p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

4. 6. ロボットと国内生産

AI の場合と同様、ロボットの導入は国内事業所の生産活動に影響を与える可能性が高い。図表9はAIと同様に、事業所のパフォーマンスを被説明変数に、企業レベルのロボット技術の導入を説明変数にした分析結果である。ロボット技術の導入が事業所の TFP を直接高める効果は確認できない（モデル1）。また、AIの結果と同様、雇用を減少させ（モデル2）、事業所の退出確率を高める（モデル3）。しかし、AIと異なるのは非正規雇用の割合を減少させ、事業所の主産業の転換に負の影響を与える点である。企業レベルでのロボットの導入は存続事業所の製品の転換をしにくくする。

図表 9 ロボット関連特許出願と国内生産活動

	$\ln TFP_{estb,t}$	$\ln(\#emp_{estb,t})$	Temp. ratio $_{estb,t}$	1 if exit $_{estb,t+1}$	1 if prod. change $_{estb,t}$
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln TFP_{estb,t-1}$		-0.0421*** [0.00882]	-0.00296 [0.00212]	0.00724*** [0.00223]	-0.000698 [0.00416]
$\ln(\text{Cum. \#Robot related Pat. App.}_{firm,t-1})$	0.0086 [0.00541]	-0.0344*** [0.00708]	-0.00382** [0.00157]	0.00634*** [0.00218]	-0.00409** [0.00180]
1 if industry $_{estb,t-1}$ =industry $_{firm,t-1}$	-0.00434 [0.00428]	0.0199*** [0.00583]	-0.000426 [0.00162]	-0.00165 [0.00163]	-0.0381*** [0.00463]
$\ln TFP_{firm,t-1}$	0.480*** [0.0147]	-0.0175 [0.0180]	0.00188 [0.00495]	0.00682 [0.00490]	-0.00462 [0.00819]
$\ln(R\&D_{firm,t-1})$	0.00138 [0.00148]	0.0171*** [0.00206]	-0.0000137 [0.000590]	-0.0003 [0.000554]	-0.000209 [0.000794]
Observations	122,992	122,662	100,648	122,655	122,662
Adj. R ²	0.098	0.021	0.016	0.015	0.011
ρ	0.651	0.945	0.814	0.713	0.497

注：「企業活動基本調査」、「工業統計調査」、IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含まれる。* p<0.10,

** p<0.05, ***, and p<0.01.

4. 7. AI、ロボットと海外生産活動

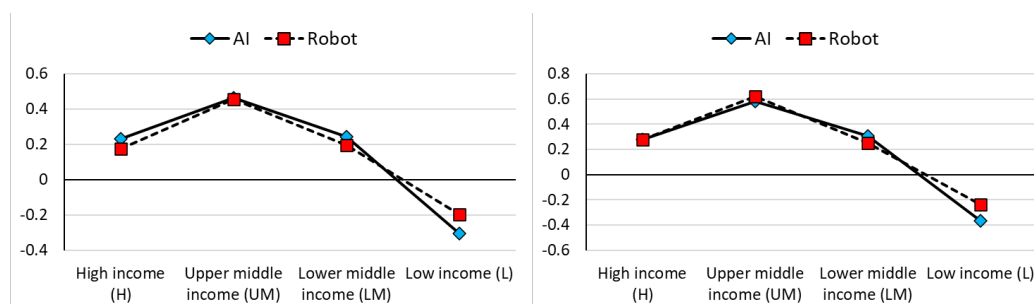
AI とロボット技術の導入は海外生産活動にも影響を与える可能性がある。企業の生産性が高まることは企業の国際競争力を高め、他の条件が同じなら、海外生産を拡大させるように働く。一方、AI やロボットのよる自動化と効率化は、低賃金労働の利用を目的とする海外展開の魅力を低下させる可能性がある。

本節では、「企業活動基本調査」と「海外事業活動基本調査」を接続することで、企業レベルでの AI やロボットの導入が海外生産活動に与える影響を分析する。そのため、進出国を World Bank の所得基準¹⁶に沿って、High income (H)、Upper middle income (UM)、Lower middle income (LM)、Low income (L)に分け、それぞれの区分ごとの従業者数や売上をまとめた。図表 10 は、国内事業所の生産活動の分析と同様の分析した結果である。被説明変数は海外生産活動（海外の従業者数）で、説明変数はコントロール変数に加え、国内企業の AI やロボット関連特許の被引用の累積件数であり、それぞれの点は推計された係数の値である¹⁷。先端技術の導入は生産性上昇により、海外生産活動を活発にさせるが、低所得国での従業者数は減少させることが確認できる。

¹⁶ World Bank GNI per capita Operational Guidelines & Analytical Classifications, presented in World Development Indicators.

¹⁷ すべての係数は有意水準 1 % で有意である。

図表 10 AI、ロボットの導入と海外生産活動
(従業者数) (売上)



注：「企業活動基本調査」と「海外事業活動基本調査」、IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計によって推計された係数の値。すべて有意水準 1 % で有意である。

4. 8. AI、ロボットと国内事業所の新規開設

前述のように AI やロボット技術の進展は企業内外事業所間の資源配分を効率化することで企業全体の生産性を高める可能性を言及した。ここでは、「工業統計調査」のデータを用いて、AI やロボット関連特許を出願している企業がそうでない企業に比べ、生産事業所を新規開設する確率が高いかどうかを検討する。そのため、図表 11 は、「工業統計調査」で製造業事業所の新規参入があった企業は 1 をとるバイナリー変数を被説明変数とする probit 推計の結果である。説明変数はコントロール変数以外に、出願された特許の後方引用の件数¹⁸を加えており、重要な特許が出願された翌年に事業所の新規開設の確率が高まるかを見ている。図表のモデル (1) では AI と製造事業所の新規開設の関係を見ており、モデル (2) はそれぞれの変数の限界効果を表している。モデル (3) はロボット関連特許出願と製造事業所の新規開設との関係を、モデル (4) はその限界効果を表している。モデル (1) の結果を見ると、AI 関連特許出願は事業所の新規開設と有意な関係が確認できない一方、ロボット関連の特許の出願は製造事業所の新規開設と正で有意な関係を持っていることが確認できる (モデル 3)。

国内生産体制への影響の分析と合わせると、ロボット関連特許出願は既存事業所の雇用を減少させ、退出の確率を高める一方、同時に新規事業所の開設の可能性を高めることが確認できる。先端技術の導入は既存事業所への導入より、新規事業所の開設と既存事業所の縮小や閉鎖によって行われている可能性を示唆する結果である。

¹⁸ 累積件数でないことに注意されたい。

図表 11 特許出願と新規事業所の開設

	Z			
	1 if #new entry of estb.≥1			
	(1)	(2)	(3)	(4)
ln(#citation of AI related Pat. App.) _{t-1}	0.0217 [0.0239]	0.0016975 [0.0018691]		
ln(#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1}			0.0627*** [0.0243]	0.0048288 [0.0018703]
lnTFP _{t-1}	-0.0242 [0.0449]	-0.0018877 [0.0035083]	-0.0908 [0.0700]	-0.0069888 [0.0053881]
ln(#employee) _{t-1}	0.201*** [0.00725]	0.0157252 [0.0005799]	0.170*** [0.0112]	0.0130511 [0.0008789]
ln(R&D) _{t-1}	-0.00848*** [0.00303]	-0.000663 [0.000237]	-0.00043 [0.00445]	-0.0000331 [0.0003424]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	-0.172** [0.0806]	-0.0134685 [0.0063021]	-0.200* [0.108]	-0.0153854 [0.0082801]
ln(Firm age) _{t-1}	-0.142*** [0.00978]	-0.0111319 [0.0007701]	-0.107*** [0.0147]	-0.0082675 [0.001139]
Observations	184,546		84,534	
Pseudo R ²	0.0539		0.0409	
χ ²	3321.9		1194.8	

注：「企業活動基本調査」、「工業統計調査」、IIP パテント DB による著者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業ダミーと年ダミー変数が含まれる。* p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

5. Discussions

企業の生産性や雇用が需要ショックによって影響される可能性もある。ある産業の特定の年の需要ショックによって生産性も雇用も影響され、特許出願も同じ影響を受ける場合、両者の関係が見かけ上、有意に推計される可能性もある。この可能性に対応するため、ここでは、AI 特許を出願する企業と生産活動の特性が近い企業の中、AI 特許を出願していない企業群を選び、同様の推計をする。具体的には、Jaffe (1986)に従って、データの初期時点である 1995 年における生産物の産業分類の構成を用いて企業 a と企業 b の生産物構成の類似性 P_{ab} を以下のように求めた。

$$P_{ab} = \frac{\sum_i S_{a,i} \cdot S_{b,i}}{\sqrt{\sum_i S_{a,i}^2 \cdot \sum_i S_{b,i}^2}}$$

ただし、 $S_{a,i}$ は企業 a の産業分類 i の売上高である。企業間の類似性 P_{ab} で AI 特許を出願し

ている企業と最も近い企業のうち、AI 特許を出願しておらず、1995 年以降もデータ期間中に AI 関連特許を出願しない企業を対象群として選び、DID に類似した推計を行っている¹⁹。

図表 12 は、AI 関連特許出願と企業の生産性及びの関係を固定効果推計で見たものである。モデル（1）で特許出願と企業の生産性には有意な関係が確認できる。雇用に関してもベンチマーク推計と同様、雇用全体に関しては有意な関係が確認できず、製造部門の雇用は減少する。ただ、AI 特許出願によるサービス部門の雇用の増加は確認できない。また、AI 関連特許の出願は非正規雇用と負の関係がある。

図表 12 AI 関連特許出願と企業の生産性、雇用

	lnTFP	ln(#employ ee)	ln(#employ ee, manufactur ing division)	ln(#employ ee in wholesale/ retail division)	ln(#employ ee in service division)	#temporary employee/ #employee
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1}	0.00976* [0.00561]	0.00253 [0.00417]	-0.0800* [0.0412]	-0.0185 [0.0661]	0.0211 [0.0207]	-0.00512** [0.00244]
lnTFP _{t-1}		0.0493*** [0.00853]	-0.0929 [0.0627]	0.0854 [0.0902]	0.0712 [0.0526]	-0.0357*** [0.00564]
ln(#employee) _{t-1}	-0.0323*** [0.00572]	0.859*** [0.00659]	1.035*** [0.0370]	0.567*** [0.0550]	0.593*** [0.0338]	0.0138*** [0.00359]
ln(R&D) _{t-1}	0.000908 [0.00112]	0.00297*** [0.00104]	-0.0119* [0.00722]	0.0337*** [0.0123]	0.0425*** [0.00647]	-0.00230*** [0.000663]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	0.0414** [0.0191]	0.0103 [0.0174]	-0.136 [0.131]	-0.0579 [0.248]	0.222** [0.101]	-0.0108 [0.0106]
ln(Firm age) _{t-1}	0.127*** [0.0199]	-0.0271** [0.0131]	-0.0715 [0.0781]	0.275** [0.123]	0.219*** [0.0829]	-0.0123 [0.00797]
Observations	42,587	44,314	44,314	44,314	44,314	36,675
Adj. R ²	0.349	0.74	0.122	0.025	0.091	0.04
ρ	0.656	0.693	0.654	0.768	0.723	0.787

注：「企業活動基本調査」、「工業統計調査」、IIP パテント DB による著者推計。固定効果

推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業ダミーと年ダミー変数が含まれる。*

p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

ロボット関連特許出願に関しても、AI 関連特許出願の場合と同様の方法で、対象群としてロボット特許を出願しない類似企業を選び、需要ショックの影響をコントロールする同

¹⁹ 年によって対象群企業の数はあるが、平均して AI 関連特許出願企業 1 社あたり 4.5 社である。また、固定効果推計のため、DID 推計における処置群を表す変数は含まれない。

様の推計を行った²⁰。図表 13 を見ると、ロボット関連特許出願が生産性に有意な影響を与えること、雇用者数に関しても、製造部門と販売部門の雇用を減少させ（モデル 3 と 4）、サービス部門を増加させる（モデル 5）ことで、雇用全体には有意な影響がない（モデル 2）こと、非正規雇用を減少させることなど、ベンチマーク推計と同様の結果を得た。

図表 13 ロボット関連特許出願と企業の生産性、雇用

	lnTFP	ln(#employ ee)	ln(#employ ee, in manufactur ing division)	ln(#employ ee in wholesale/ retail division)	ln(#employ ee in service division)	#temporary employee/ #employee
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1}	0.0172*** [0.00543]	-0.00124 [0.00288]	-0.0566** [0.0245]	-0.139*** [0.0428]	0.0593*** [0.0182]	-0.00778*** [0.00257]
lnTFP _{t-1}		0.0314*** [0.00722]	-0.161*** [0.0509]	0.168** [0.0781]	0.0727 [0.0456]	-0.0326*** [0.00525]
ln(#employee) _{t-1}	-0.0443*** [0.00563]	0.857*** [0.00595]	1.052*** [0.0284]	0.417*** [0.0500]	0.524*** [0.0301]	0.00850** [0.00359]
ln(R&D) _{t-1}	0.00106 [0.00111]	0.00309*** [0.000931]	-0.0146** [0.00603]	0.0506*** [0.0106]	0.0424*** [0.00604]	-0.00230*** [0.000687]
ln(Foreign ownership ratio) _{t-1}	0.0664*** [0.0218]	-0.0171 [0.0270]	-0.0322 [0.134]	0.131 [0.279]	0.149* [0.0881]	-0.0133 [0.0128]
ln(Firm age) _{t-1}	0.176*** [0.0193]	-0.0200* [0.0117]	-0.0196 [0.0595]	0.13 [0.133]	0.225*** [0.0862]	-0.0167* [0.00894]
Observations	51,052	53,059	53,059	53,059	53,059	43,874
Adj. R ²	0.381	0.733	0.127	0.017	0.073	0.021
ρ	0.692	0.684	0.554	0.759	0.726	0.746

注：「企業活動基本調査」、「工業統計調査」、IIP パテント DB による著者推計。固定効果

推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業ダミーと年ダミー変数が含まれる。*

p<0.10, ** p<0.05, ***, and p<0.01.

6. まとめと今後の課題

本研究は、企業による AI やロボット技術の特許出願数を当該企業における技術の進展とみなし、技術の進展が当該企業の生産性や雇用、生産体制などに与える影響を分析している。

具体的には知的財産研究所の IIP パテント DB と「企業活動基本調査」を企業レベルでマッチングすることによって、各企業が出願している特許出願をとらえ、その中から AI とロボット関連の出願を把握したうえで、「工業統計調査」、「海外事業活動基本調査」などと接続することで、それぞれの出願数が企業の生産性、雇用者数、国内外の生産体制に与える影響を分析した。その結果は以下のとおりである。

²⁰ 対象群の企業は、年によって異なるが、ロボット関連特許出願企業一社に対して、平均 4.6 社である。

AI 関連特許出願は企業の全要素生産性（TFP）とプラスの関係がみられた。また、AI の特許出願数の増加は、製造部門の雇用者数にマイナス、サービス部門の雇用にはプラスの関係にあることが判明した。ロボットの特許出願も企業の TFP を押し上げる効果が確認できた。雇用全体に関しては AI 関連特許と同様、有意な影響は確認されなかったが、それはロボット技術の進展が製造部門と販売部門の雇用者数を有意に減少させる一方で、サービス部門の雇用者数を増加させることで雇用全体への影響が打ち消されることによるものと考えられる。この結果は、Ni and Obashi (2021)や Adachi, Kawaguchi, and Saito (2020)の結果と同様、日本においてはロボットと雇用は全体としては補完的であること、また企業内の部門別に異なる影響を与えることを示している。

AI やロボット関連特許出願は国内外の生産体制にも変化をもたらすことが分かった。先端技術関連の特許出願は国内の既存の生産事業所を縮小させ、退出確率を高めると同時に新規事業所の開設確率をも高めることによって、企業内事業所間の資源の配分を効率化することで企業全体の生産性を高める。先端技術関連特許出願は国際競争力を高め、全体として海外生産を促進するが、低賃金を目的とすると思われる低所得国での生産活動は縮小させる効果がある。

本研究の結果から、AI やロボット等の先端技術の導入は TFP を上昇させるが、一般に心配される雇用へのマイナスの影響は確認されない。また、AI、ロボット技術の進展は国内外の生産体制の変化を伴うことから、事業所の閉鎖と新設が困難な中小企業は先端技術の導入に一定の困難が生じる可能性があると考えられ、そのような企業への先端技術導入に向けた支援が望ましいと考えられる。

今後の課題としては、AI、ロボットが生産性、雇用者数に与える影響に関する推計の内生性への対応が望ましい。本研究では生産物構成の類似した企業群との比較による DID 分析を行っているが、日本企業の特徴をより明確にさせるために、近年増加している海外での研究との比較や共同研究などが必要である。

参考文献

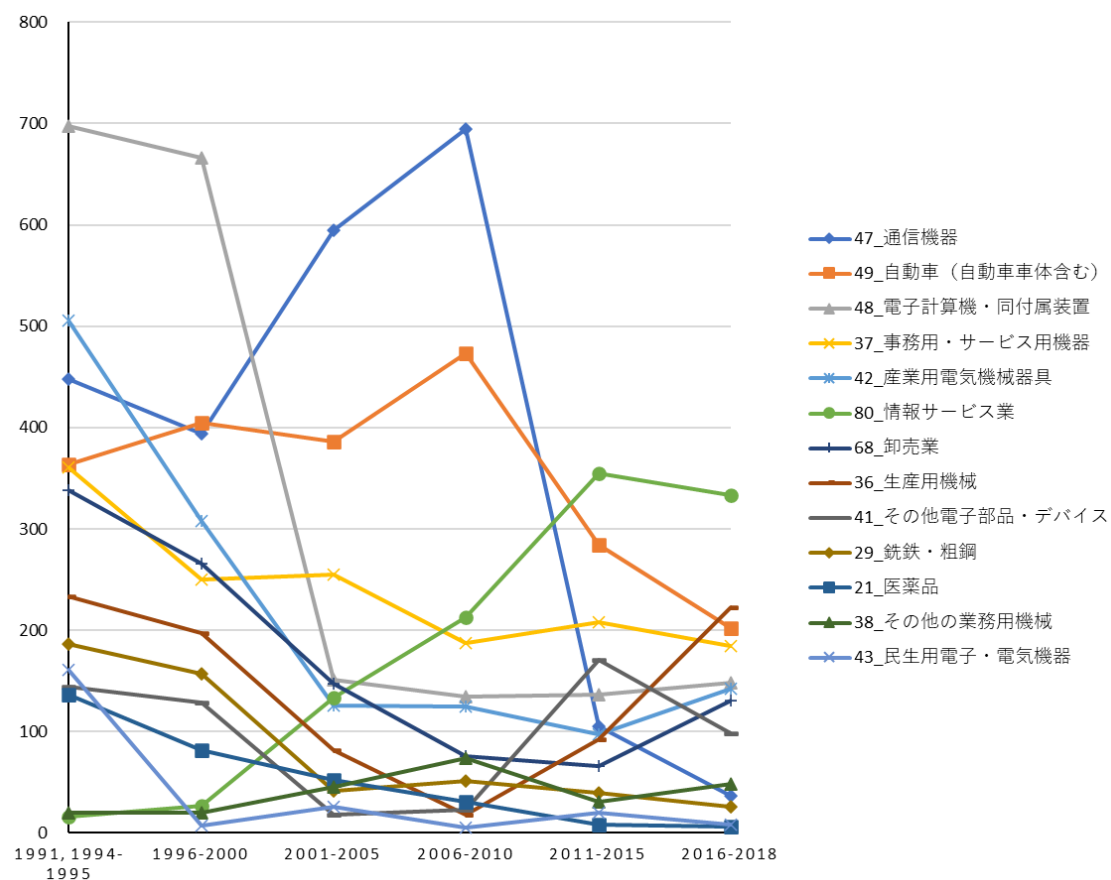
- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2020), “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, Vol. 128, No.6, pp. 2188-2244.
- Accemoglu, D., Lelarge C. and Restrepo, P. (2020), “Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol.100, pp. 383-388.
- Adachi, D., D. Kawaguchi, and Y. U. Saito (2020), “Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017,” *RIETI Discussion Paper Series*, 20-E-05.
- Agihon, P. C. Antonin, S. Bruel and X. Jaravel (2020), “What are the Labor and Product Market Effects of Automation? New Evidence from France.”
- Bonfiglioli, A., R. Crinò, H. Fadlinger, and G. Gancia. (2020) "Robot Imports and Firm-Level Outcomes," CRC TR 224 Discussion Paper Series crctr224_2020_243, University of Bonn and University of Mannheim, Germany.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., and Syverson, C. (2019), “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics,” in Agrawal, A., Gans, J., and Goldfarb, A. (Eds) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, National Bureau of Economic Research, Cambridge, pp. 23-57.
- Good, D.H., M.I. Nadiri and R.C. Sickles (1997) “Index Number and Factor Demand Approaches to the Estimation of Productivity,” in M.H. Pesaran and P. Schmidt (eds.), *Handbook of Applied Econometrics: Vol.2. Microeconomics*, Oxford, England: Basil Blackwell, pp.14-80.
- Graetz and Michaels (2018), “Robots at Work.” *Review of Economics and Statistics*, Vol.100, No.5 pp. 753–768.
- Koch, M., I. Manuylov and M. Smolka. (2019) “Working Papers 2019-5 Robots and Firms.”
- Morikawa, M. (2017), “Firms’ Expectation about the Impact of AI and Robotics: Evidence from a Survey” *Economic Inquiry*, Vo. 55, Iss. 2 , pp. 1054-1063.
- Ni, B. and A. Obashi. (2021) “Robotics technology and firm-level employment adjustment in Japan” *Japan and the World Economy*, 57, Article 101054.
- Seamans and Raj (2018), "Artificial Intelligence, Labor, Productivity, and the Need for Firm-Level Data," in Agrawal, A., Gans, J., and Goldfarb, A. (Eds) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, National Bureau of Economic Research, Cambridge, pp. 553-565.
- Stapleton, K., and M. Webb (2020). “Automation, trade and multinational activity Micro evidence from Spain,” *CSAE Working Paper Series 2020-16*, Centre for the Study of African Economies, University of Oxford.

特許庁 (2014) 「平成 2 5 年度 特許出願技術動向調査報告書」

https://www.jpo.go.jp/resources/report/gidou-houkoku/tokkyo/document/index/25_robot.pdf
特許庁（2020）「AI 関連発明の出願状況調査 報告書」
https://www.jpo.go.jp/system/patent/gaiyo/sesaku/ai/ai_shutsugan_chosa.html

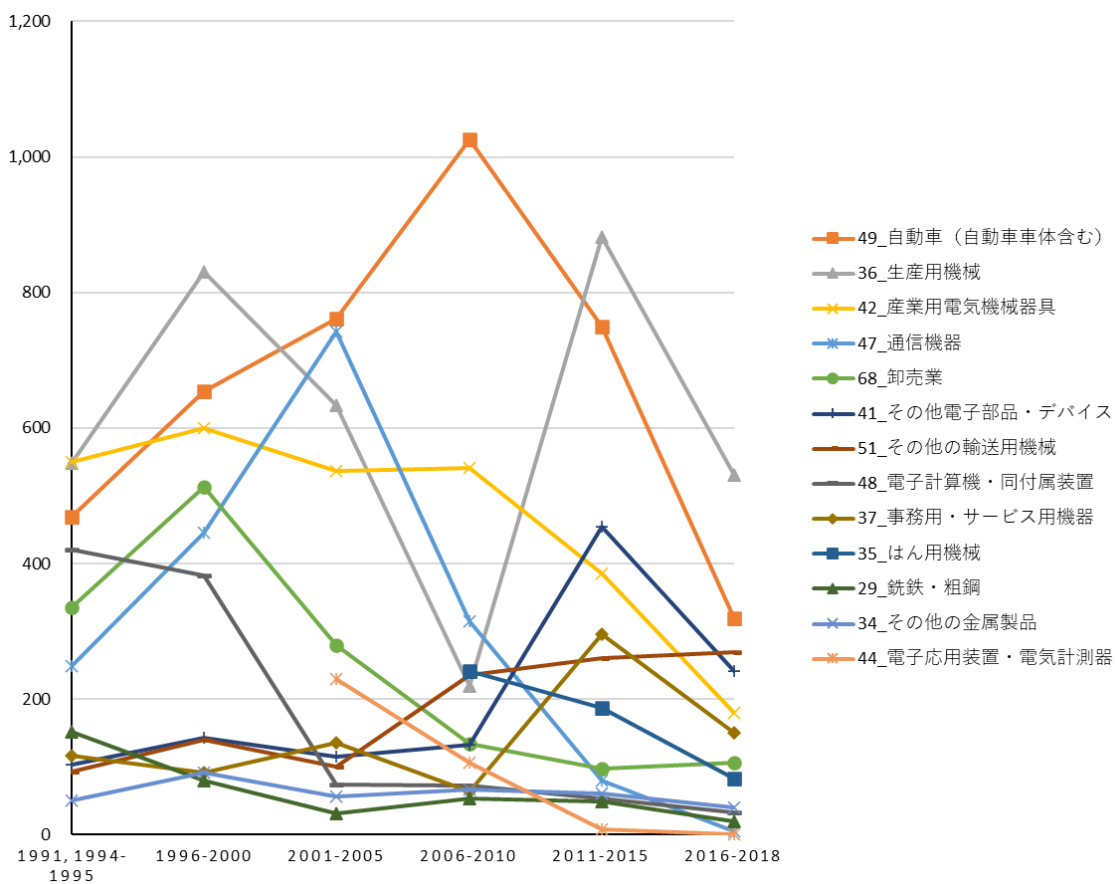
Appendix

A1. AI 関連特許を出願している主な産業



出典：「企業活動基本調査」と IIP パテント DB による筆者作成。

A2. ロボット関連特許を出願している主な産業



出典：「企業活動基本調査」と IIP パテント DB による筆者作成。

A3. AI と海外生産活動（従業者数）

	Dep. Var.: $\ln(\#employee, overseas_t)$				
		High income (H)	Upper middle income (UM)	Lower middle income (LM)	Low income (L)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln(\text{Cum.\#AI related Pat. App.})_{t-1}$	0.329*** [0.0848]	0.232*** [0.0730]	0.463*** [0.0744]	0.242*** [0.0600]	-0.303*** [0.0498]
$\ln TFP_{t-1}$	0.117*** [0.0234]	0.0207 [0.0156]	0.0764*** [0.0201]	0.0654*** [0.0171]	-0.0282*** [0.00933]
$\ln(\#employee)_{t-1}$	0.165*** [0.0145]	0.111*** [0.00972]	0.0888*** [0.0123]	0.0561*** [0.0100]	0.0270*** [0.00444]
$\ln(R\&D)_{t-1}$	0.0276*** [0.00462]	0.0196*** [0.00303]	0.0176*** [0.00383]	0.0173*** [0.00335]	-0.00211 [0.00152]
$\ln(\text{Foreign ownership ratio})_{t-1}$	0.273*** [0.100]	0.263*** [0.0796]	0.579*** [0.0843]	0.231*** [0.0786]	-0.351*** [0.0440]
$\ln(\text{Firm age})_{t-1}$	-0.278*** [0.0266]	-0.0811*** [0.0172]	-0.413*** [0.0249]	-0.0672*** [0.0179]	0.0932*** [0.00835]
Observations	519,515	519,515	519,515	519,515	519,515
Adj. R^2	0.046	0.018	0.078	0.026	0.017
ρ	0.561	0.565	0.48	0.435	0.37

注：「企業活動基本調査」、「海外事業活動基本調査」、IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含まれる。* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** , and $p < 0.01$.

A4. ロボットと海外生産活動（従業者数）

	Dep. Var.: $\ln(\#employee, overseas_t)$				
		High income (H)	Upper middle income (UM)	Lower middle income (LM)	Low income (L)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln(\text{Cum.\#Robot related Pat. App.})_{t-1}$	0.315*** [0.0617]	0.175*** [0.0476]	0.457*** [0.0560]	0.194*** [0.0500]	-0.198*** [0.0289]
$\ln TFP_{t-1}$	0.112*** [0.0234]	0.0185 [0.0156]	0.0693*** [0.0201]	0.0628*** [0.0171]	-0.0260*** [0.00931]
$\ln(\#employee)_{t-1}$	0.164*** [0.0145]	0.110*** [0.00974]	0.0868*** [0.0123]	0.0554*** [0.0100]	0.0276*** [0.00446]
$\ln(R\&D)_{t-1}$	0.0275*** [0.00465]	0.0196*** [0.00307]	0.0173*** [0.00386]	0.0173*** [0.00336]	-0.00226 [0.00149]
$\ln(\text{Foreign ownership ratio})_{t-1}$	0.267*** [0.101]	0.263*** [0.0798]	0.569*** [0.0842]	0.230*** [0.0787]	-0.355*** [0.0441]
$\ln(\text{Firm age})_{t-1}$	-0.275*** [0.0265]	-0.0806*** [0.0171]	-0.409*** [0.0248]	-0.0663*** [0.0179]	0.0931*** [0.00844]
Observations	519,515	519,515	519,515	519,515	519,515
Adj. R^2	0.047	0.018	0.079	0.026	0.015
ρ	0.558	0.566	0.476	0.436	0.348

注：「企業活動基本調査」、「海外事業活動基本調査」、IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含まれる。* $p<0.10$, ** $p<0.05$, *** , and $p<0.01$.

A5. AI と海外生産活動（売上）

		Dep. Var.: $\ln(\text{sales, overseas}_t)$			
		High income (H)	Upper middle income (UM)	Lower middle income (LM)	Low income (L)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln(\text{Cum.\#AI related Pat. App.})_{t-1}$	0.329*** [0.124]	0.280** [0.117]	0.582*** [0.116]	0.307*** [0.0831]	-0.367*** [0.0672]
$\ln\text{TFP}_{t-1}$	0.173*** [0.0358]	0.0895*** [0.0297]	0.0894*** [0.0291]	0.103*** [0.0230]	-0.0353*** [0.0119]
$\ln(\#\text{employee})_{t-1}$	0.264*** [0.0212]	0.189*** [0.0170]	0.142*** [0.0177]	0.0806*** [0.0132]	0.0331*** [0.00579]
$\ln(\text{R\&D})_{t-1}$	0.0411*** [0.00697]	0.0344*** [0.00559]	0.0270*** [0.00554]	0.0256*** [0.00445]	-0.00319* [0.00183]
$\ln(\text{Foreign ownership ratio})_{t-1}$	0.244 [0.153]	0.290** [0.139]	0.740*** [0.122]	0.236** [0.107]	-0.490*** [0.0600]
$\ln(\text{Firm age})_{t-1}$	-0.392*** [0.0407]	-0.135*** [0.0320]	-0.610*** [0.0374]	-0.0952*** [0.0249]	0.121*** [0.0112]
Observations	519,515	519,514	519,515	519,515	519,515
Adj. R^2	0.044	0.015	0.081	0.025	0.016
ρ	0.586	0.595	0.495	0.453	0.41

注：「企業活動基本調査」、「海外事業活動基本調査」、IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含まれる。* $p<0.10$, ** $p<0.05$, *** , and $p<0.01$.

A6. ロボットと海外生産活動（売上）

		Dep. Var.: $\ln(\text{sales, overseas}_t)$			
		High income (H)	Upper middle income (UM)	Lower middle income (LM)	Low income (L)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln(\text{Cum.\#Robot related Pat. App.})_{t-1}$	0.381*** [0.0893]	0.281*** [0.0805]	0.620*** [0.0799]	0.249*** [0.0670]	-0.238*** [0.0369]
$\ln\text{TFP}_{t-1}$	0.166*** [0.0358]	0.0851*** [0.0297]	0.0794*** [0.0290]	0.0996*** [0.0229]	-0.0327*** [0.0118]
$\ln(\#\text{employee})_{t-1}$	0.262*** [0.0212]	0.188*** [0.0170]	0.139*** [0.0177]	0.0797*** [0.0132]	0.0338*** [0.00580]
$\ln(\text{R\&D})_{t-1}$	0.0406*** [0.00700]	0.0342*** [0.00564]	0.0264*** [0.00557]	0.0256*** [0.00445]	-0.00338* [0.00181]
$\ln(\text{Foreign ownership ratio})_{t-1}$	0.232 [0.153]	0.283** [0.139]	0.723*** [0.121]	0.235** [0.107]	-0.494*** [0.0606]
$\ln(\text{Firm age})_{t-1}$	-0.388*** [0.0406]	-0.132*** [0.0319]	-0.604*** [0.0373]	-0.0940*** [0.0249]	0.120*** [0.0114]
Observations	519,515	519,514	519,515	519,515	519,515
Adj. R^2	0.044	0.015	0.082	0.025	0.015
ρ	0.582	0.593	0.491	0.454	0.388

注：「企業活動基本調査」と「海外事業活動基本調査」、IIP パテント DB による筆者推計。固定効果推計。括弧内の数字は頑健標準偏差である。産業と年ダミー変数が含まれる。* $p<0.10$, ** $p<0.05$, *** , and $p<0.01$.

A 7. 基礎統計 (AI 関連特許)

Variable	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min	Max	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	
[1] 1 if #AI related Pat. App. _{t-1} >0	703,380	0.020	0.141	0	1	[1]	1					
[2] ln(Cum.#AI related Pat. App.) _{t-1}	703,380	0.034	0.306	0	7.796	[2]	0.7796	1				
[3] ln(Cum.#citation of AI related Pat. App.) _{t-1}	703,380	0.046	0.399	0	8.991	[3]	0.7984	0.9623	1			
[4] ln(Cum.#citation of AI related Pat. App., excluding self citation) _{t-1}	703,380	0.044	0.386	0	8.886	[4]	0.7907	0.9612	0.9978	1		
[5] ln(Cum.#citation of AI related Pat. App., cited by AI related Pat. App.) _{t-1}	703,380	0.023	0.266	0	7.728	[5]	0.6025	0.9295	0.911	0.9134	1	
[6] ln(Cum.#citation of AI related Pat. App., cited by AI related Pat. App., excluding self citation) _{t-1}	703,380	0.022	0.254	0	7.602	[6]	0.5901	0.9209	0.9011	0.9075	0.9934	1

A8. 基礎統計（ロボット関連特許）

Variable	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min	Max	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	
[1] 1 if #Robot related Pat. App. _{t-1} >0	703,380	0.029	0.169	0	1	[1]	1					
[2] ln(Cum.#Robot related Pat. App.) _{t-1}	703,380	0.049	0.361	0	7.734	[2]	0.7794	1				
[3] ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App.) _{t-1}	703,380	0.064	0.463	0	8.786	[3]	0.7893	0.9642	1			
[4] ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App., excluding self citation) _{t-1}	703,380	0.062	0.452	0	8.730	[4]	0.7843	0.9638	0.9984	1		
[5] ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App., cited by AI related Pat. App.) _{t-1}	703,380	0.044	0.373	0	8.256	[5]	0.6751	0.9503	0.9571	0.9593	1	
[6] ln(Cum.#citation of Robot related Pat. App., cited by Robot related Pat. App., excluding self citation) _{t-1}	703,380	0.043	0.365	0	8.193	[6]	0.6725	0.949	0.9548	0.9585	0.9983	1