



RIETI Discussion Paper Series 26-J-004

AI技術開発とビジネス・ダイナミズム —日本企業の生産性・組織再編・参入退出に関する実証分析—

乾 友彦

経済産業研究所

金 榮慤

専修大学

権 赫旭

経済産業研究所



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/>

AI 技術開発とビジネス・ダイナミズム —日本企業の生産性・組織再編・参入退出に関する実証分析—*

乾友彦（RIETI、学習院大学）、金榮慤（専修大学）、権赫旭（RIETI、日本大学）

要旨

本研究は、AI 関連特許を指標として、日本企業における AI 技術開発が生産性およびビジネス・ダイナミズムとどのように関係しているかを実証的に分析する。分析には、『経済産業省企業活動基本調査』と知的財産研究所（IIP）の特許データベースを接続した企業パネルデータを用い、固定効果推計、イベントスタディ、IPW 補正を組み合わせた手法を採用する。

分析の結果、AI 技術開発を行う企業は中長期的に高い生産性水準を示す一方、導入前後には一時的な生産性低下を伴う特徴的な動学が観察される。この動きは、新技術導入に伴う調整過程を反映している可能性と、AI 技術開発の内生的選択の双方と整合的であり、本研究では因果関係を断定しない。

また、AI 技術開発と生産性の関係は企業間で一様ではなく、生産性水準が高い企業や規模の大きい企業においてより明確に観察される。さらに、AI 技術開発企業では高スキル労働者比率の上昇や子会社数の減少が確認され、産業レベルでは AI 技術開発の進展が高生産性企業への再配分と関連していることが示される。

キーワード：人工知能（AI）、生産性動学、ビジネス・ダイナミズム、企業組織、資源再配分、日本企業

JEL コード：O33、L25、D22、O47

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。本稿の分析に当たっては、『経済産業省企業活動基本調査』のミクロデータを利用した。また、本稿の原案に対して、深尾京司理事長（RIETI）、富浦英一所長（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。研究にあたり、科学研究費助成事業（課題番号 23K25519, 25H00545）の支援を受けた。ここに記して、感謝の意を表したい。

1. はじめに

近年、生成 AI（Generative AI）を含む人工知能（AI）技術の急速な発展は、企業の生産・組織・労働構造に深い変化をもたらしている。AI は従来の自動化技術と異なり、意思決定・情報処理・知識創造といった領域にまで浸透しつつあり、その経済的インパクトは企業の内部組織だけでなく、産業全体の再編・集中化・新陳代謝にまで波及している。とりわけ日本経済においては、AI 技術の導入が進展する一方で、生産性・雇用・企業成長への影響を定量的に把握する研究は限定的であり、AI が「ビジネス・ダイナミズム (business dynamism)」に及ぼす効果を検証することが求められている。

先行研究は主に、AI 技術開発の効果を企業の生産性向上としてとらえるアプローチが中心であった。しかしながら、AI は単なる「生産性上昇の手段」ではなく、企業行動・組織構造・市場競争の再構築をも促す「制度的・構造的変化の契機」である。本研究の目的は、AI 関連特許を用いて企業の AI 技術開発を把握し、それが企業および産業のダイナミズム——すなわち (1) 企業の生産性と労働需要、(2) 事業多角化・子会社設立・M&A などの組織的適応、(3) 産業内の参入・退出・シェア再配分——にどのような影響を与えるかを明らかにすることである。

分析には、『経済産業省企業活動基本調査』と知的財産研究所「IIP パテントデータベース」を接続したマイクロパネルデータを用いる。AI 関連特許の出願を指標として AI 技術開発を測定し、固定効果モデル、イベントスタディ、IPW 補正付き DiD 推定などを組み合わせ、AI が企業内部および産業構造に与える中長期的影響を分析する。本研究は、AI を企業のイノベーション・戦略的行動・市場構造変化の媒介変数としてとらえ、日本経済における生産性停滞とビジネス・ダイナミズム低下の背景を明らかにすることを目指す。

2. 関連する先行研究 (Related Literature)

(1) AI 技術開発と企業パフォーマンスに関する研究

AI 技術の経済的影響を分析した先行研究は、主に企業レベルの生産性・業績への寄与を中心に展開されてきた。Brynjolfsson, Rock, and Syverson (2019) は、AI を汎用目的技術 (GPT: General Purpose Technology) として位置づけ、その生産性効果が「Productivity J-Curve」に従うことを理論的に示した。すなわち、AI 技術開発初期には補完的投資（データ基盤整備・人材育成・組織再編）の必要性から生産性が一時的に低下するが、長期的には大きな上昇効果が現れるとするものである。

また、Aghion, Jones and Jones (2019) は AI が企業間格差を拡大させるメカニズムを理論化し、技術フロンティアに近い企業ほど AI を活用して急速な生産性上昇を遂げる一方、非フロンティア企業は取り残されると指摘した。

実証的にも、Acemoglu and Restrepo (2019, 2020, 2021) は米国企業データを用い、AI・ロボット導入が雇用構造や賃金格差を再編するとともに、生産性上昇を通じて一部の企業への利益集中を促すことを示している。Gal et al. (2023) は OECD 各国のマイクロデータ

を用いて、AI・デジタル化が企業規模格差の拡大や市場集中度上昇に寄与していることを報告した。

日本企業を対象とした研究としては、金・乾（2022）、乾・金・権（2023）、金・権（2024）などが挙げられる。これらの研究は、IIP パテントデータベースと企業活動基本調査をマッチングし、AI 関連特許を出願している企業ほど TFP や R&D 投資比率が高く、さらに AI 特許出願が新製品開発や生産性改善と強く相関していることを示している。また、Yang（2022）は台湾企業データを用いて AI 関連特許がプロセス・イノベーションを促進することを報告しており、AI が企業のイノベーション戦略そのものを変化させることが明らかになっている。

（2）AI・自動化と労働市場・組織構造への影響

AI 技術開発は企業内部の組織構造や労働需要にも変化をもたらす。Autor, Levy, and Murnane（2003）、Goos and Manning（2007）は、自動化技術が中間スキル職の雇用を減少させる「仕事の偏極化（job polarization）」を引き起こすと指摘した。さらに、Acemoglu and Restrepo（2020）は AI・ロボット導入が低スキル労働を代替する一方で、新たな補完的職種を創出する「再配置・復職効果（reinstatement effect）」を理論的に提示している。Bessen（2019）は、AI は必ずしも雇用を減らさず、むしろ業務構成の再設計を通じて企業組織を変容させると論じた。Minniti, Plettner and Venturini（2025）は、ヨーロッパの地域別データを使用して AI の技術開発は高・中程度のスキルを保有する労働者の賃金にマイナスの影響を与える一方、低スキルの労働者の場合、賃金は低下するものの雇用者数は増加しているとの結果を得ている。彼らは、ヨーロッパの地域別データを使用して AI の技術開発は高・中程度のスキルを保有する労働者の賃金にマイナスの影響を与える一方、低スキルの労働者の賃金は低下するものの雇用者数は増加しているとの結果を得ている。

日本企業に関しては、Morikawa（2021, RIETI DP）や Kanemoto and Nishimura（2022）が企業調査を用い、AI 技術開発が労働生産性を高める一方で、業務内容や職種構成を変化させることを確認している。また、乾・金（2023）は、AI 関連特許を出願する企業では、研究者・技術者比率が上昇し、技能・専門職中心の組織へのシフトが観察されることを示している。

（3）AI と産業・市場のダイナミズム

AI 技術は、企業間の競争構造・市場シェア再配分・参入退出行動を通じて、産業全体のダイナミズムにも影響を与える。

Foster, Haltiwanger, and Krizan（2001）は、米国製造業における生産性上昇を参入・退出効果、企業間再配分（reallocation effect）と企業内成長に分解し、ダイナミズムの重要性を指摘した。Decker et al.（2016）は、米国での起業率・成長率の低下が生産性停滞の背景に

あることを示し、技術革新と市場流動性の関係を強調した。

AI の導入はこの再配分プロセスに新しい局面をもたらしている。Aghion et al. (2020) は、AI が参入障壁を引き上げ、先行企業への市場集中を促す一方で、技術フロンティア近傍では競争を激化させることを理論化した。さらに、Goldfarb and Trefler (2018) は、AI が情報処理コストを低下させることで取引範囲を拡大し、産業内の取引ネットワーク構造を再編する可能性を指摘している。

日本においては、乾・金 (2024) が AI 関連特許の普及が企業間の TFP 格差拡大と強い相関を持つことを示し、AI が「生産性分布の歪み」を通じて産業動態を変化させていることを明らかにした。また、Oikawa and Ueda (2023) は、AI やロボティクス導入が業界集中度 (HHI) を上昇させることを確認している。これらの結果は、AI 技術開発が産業再編・企業間格差・市場競争の構造変化を伴うことを示唆する。

(4) 本研究の位置づけ

本研究は、以上の文献を踏まえ、AI の経済効果を企業内部 (organizational change) と企業間 (reallocation & dynamics) の双方から捉える点に独自性がある。具体的には、

(a) AI 技術開発が企業の生産性・労働需要・組織構造に及ぼす影響、

(b) AI 技術開発が子会社設立などの組織的再編を促すか、

を統合的に検証する。これにより、AI の技術開発が、日本経済における「ビジネス・ダイナミズムの再活性化」または「市場集中の強化」という構造的現象としてとらえることを目指す。

3. データ

本稿の分析のためには主に、二つのデータベースが用いられた。企業の組織や活動、財務などの詳細なデータは『経済産業省企業活動基本調査』(以下、『企業活動基本調査』)の調査票データからとっている。『企業活動基本調査』は1992年(1991年実績)と1995年(1994年実績)以降毎年行っているが、各変数の実質化などのため、分析期間は1994年から2021年に限定する。

企業のAI技術の導入は特許出願データとして、知的財産研究所の特許データベース2024年版(以下、IIPデータベース)と特許庁の特許情報プラットフォームJ-PlatPatらがダウンロードしたデータを用いている。

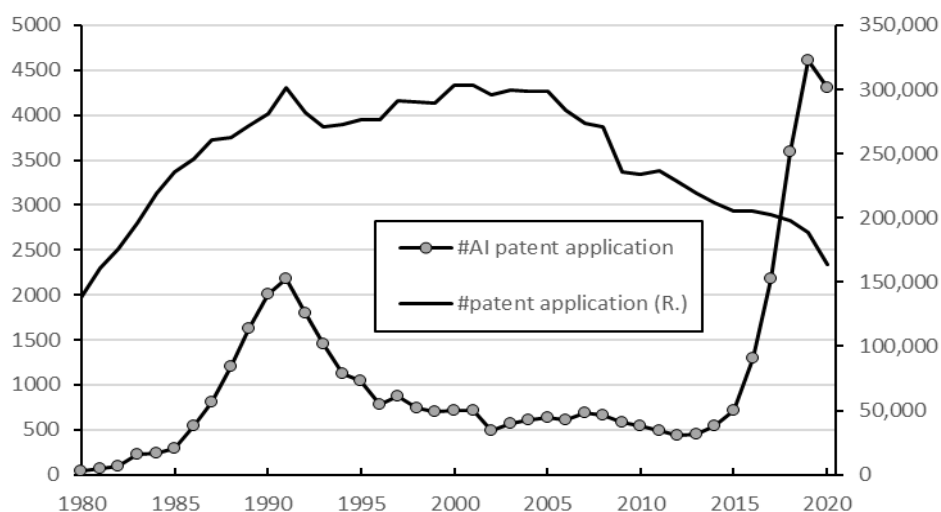
企業のAI技術開発状況は企業が出願しているAI関連特許で把握している。具体的には特許庁(2024)で定義・分類しているAI関連特許の出願件数によって企業のAI技術導入を把握する。AI関連特許を出願している企業をAI技術開発企業とみなし、より多くのAI関連特許を出願している企業ほど生産技術へのAI技術導入が深化しているとみなす。

特許庁(2024)は、「AIコア発明」と「AI適用発明」をもって「AI関連発明」として定

義している。まず、AI コア発明 (category A) とは、日本の特許庁における技術分類「G06N 特定の計算モデルに基づくコンピューターシステム)」に該当する発明を指す。この技術分類には、機械学習アルゴリズムとニューラルネットワークなど AI 技術の根幹になる発明である。それに対して、AI 適用発明 (category B) とは、AI コア技術を画像処理、音声処理、自然言語処理、機器制御、診断・探知・予測・最適化システムなど適用した発明ことである。AI 関連発明 (category C) は AI 関連のコアキーワードによる発明で、出願書類中の「要約」、「発明が解決しようとする課題」、「課題を解決するための手段」のいずれかに含まれている特許出願である。

図 1 は IIP データベースによって把握された、AI 関連特許出願件数の推移である。

図 1 出願特許と AI 関連特許 (IIP データベース)

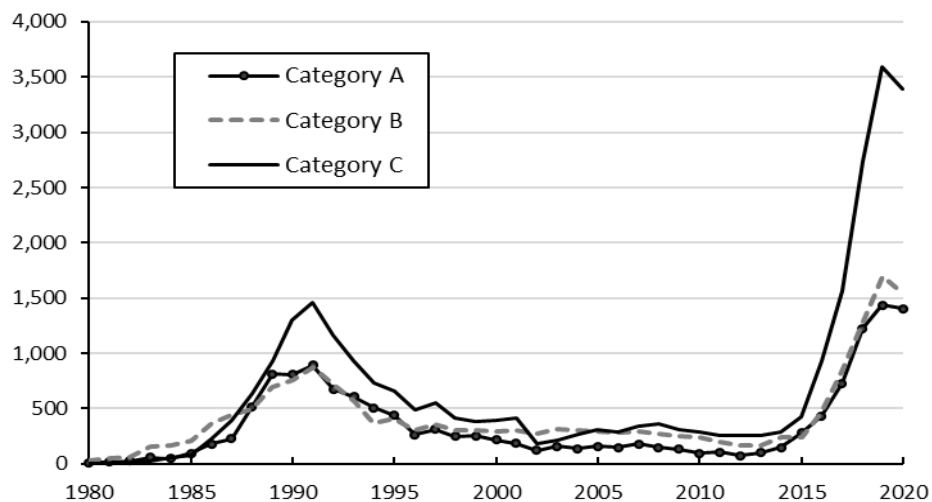


注：Category A| Category B| Category C の出願件数。

出典：IIP データベースと J-PlatPat による著者作成。

図 2 は、AI 関連特許の判断基準である category A, B, C で特定された特許出願件数の推移である。

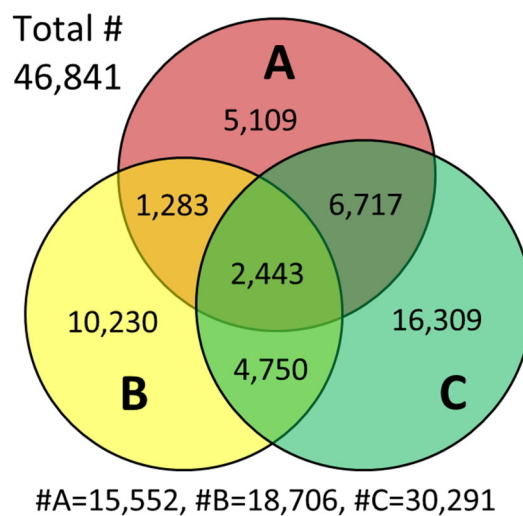
図 2 Category ごとの特許出願件数 (IIP データベース)



注：A：AI コア発明、B：技術分類による発明、C：AI コアキーワードによる発明。
出典：IIP データベースと J-PlatPat による著者作成。

図 3 は、上記の判断によって把握された特許の全体の数である。

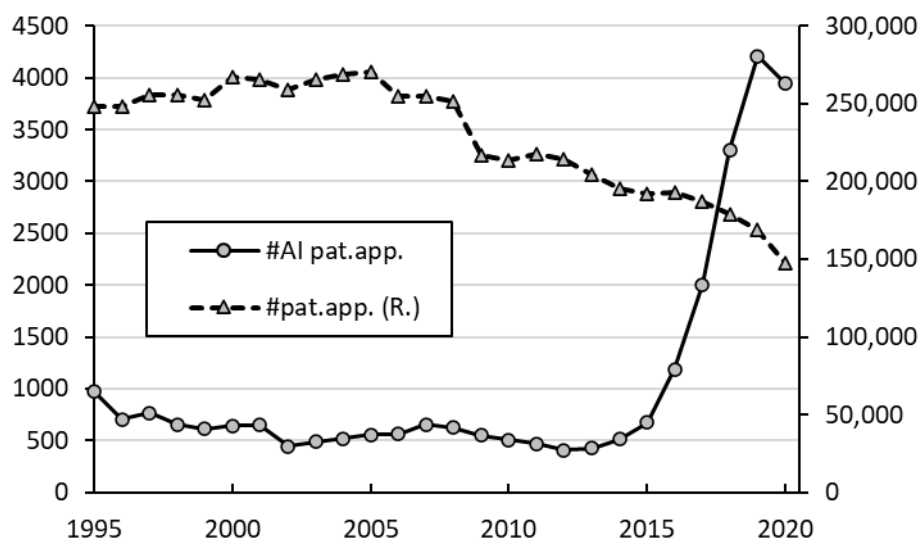
図 3 Category ごとの特許出願総数 (IIP データベース)



出典：IIP データベースと J-PlatPat による著者作成。

AI 関連特許出願データを企業データに接続して分析するために、IIP データベースと『企業活動基本調査』を法人番号や住所、名称などの情報を用いて接続した。図 4 は、その接続によって把握された特許出願件数の推移である。2015 年以降に大きく増加していることが確認できる。

図4 『企業活動基本調査』と IIP データベースの接続

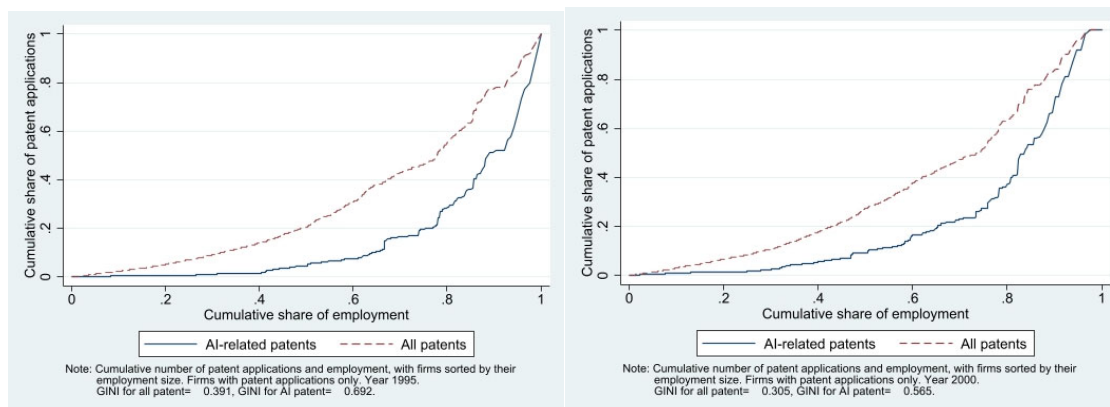


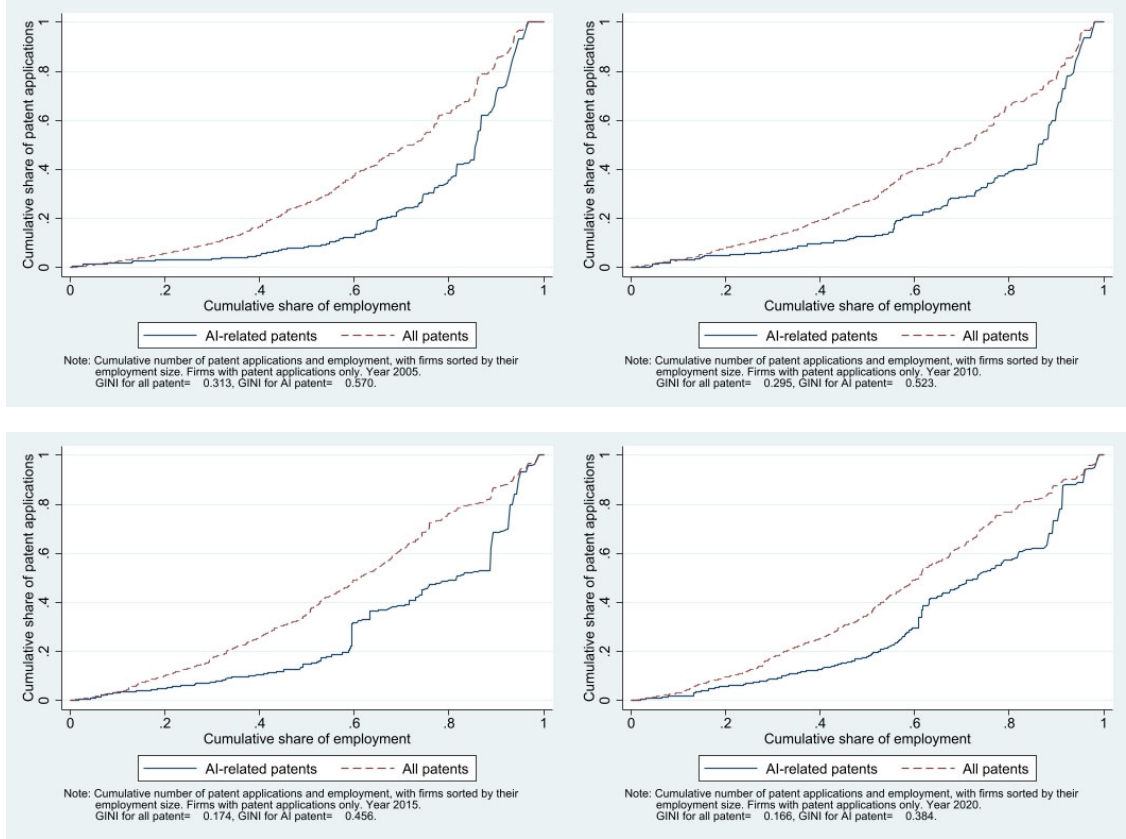
出典：IIP データベースと J-PlatPat により著者作成。

図5は、特許出願が把握されている企業のみを対象に、従業員数でみた企業規模と特許出願の偏りを描いたものである。毎年、従業員数で最も小さい企業から大きい企業に並べ、特許出願件数の累積シェアを従業員数の累積シェアに対して5年ごとに描いたものである。発明は大企業のほうが有利であるため、特許出願は大企業に偏る傾向がある。例えば、1995年で特許出願のGINI係数は0.391である。ただし、このGINI係数は近年になるほど小さくなり、2020年では0.166まで低下している。

それに対して、AI特許は他の特許に比べて偏りが大きい。1995年のGINI係数は約0.7と非常に高く、近年では特許全体のように、GINI係数が低下しているが、それでも2020年でも0.384である。

図5 企業規模（従業員基準）と特許出願





出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

生産性指標

本稿では AI 技術開発が企業パフォーマンスに与える影響に関して考察し、その中でも特に生産性に注目する。生産性は Good, Nadiri and Sickles (1997) に基づく全要素生産性 (Total Factor Productivity, TFP) として、インデックス法によって定義し、測定する。具体的に、企業 f の t 年での全要素生産性 $\ln TFP_{f,t}$ は以下のように定義する。

$t=0$ (基準年) について

$$\ln TFP_{f,t} = (\ln Q_{f,t} - \overline{\ln Q_{f,t}}) - \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (S_{i,f,t} + \overline{S_{i,t}}) (\ln X_{i,f,t} - \overline{\ln X_{i,t}}) \quad (1)$$

$t \geq 1$ について

$$\ln TFP_{f,t} = (\ln Q_{f,t} - \overline{\ln Q_{f,t}}) - \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (S_{i,f,t} + \overline{S_{i,t}}) (\ln X_{i,f,t} - \overline{\ln X_{i,t}})$$

$$+ \sum_{s=1}^t \left\{ (\ln Q_{f,s} - \ln Q_{f,s-1}) - \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (\bar{S}_{i,s} + \bar{S}_{i,s-1}) (\ln X_{i,s} - \ln X_{i,s-1}) \right\} \quad (2)$$

ここで、 $Q_{f,t}$ は t 期における企業 f の実質粗付加価値（実質粗生産）、 $S_{i,f,t}$ 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と労働、中間投入を考える。

資本のためには企業の土地を除いた有形固定資産を実質化して用いる。労働投入は従業者数に産業平均の労働時間をかけ、総労働時間にしたうえで、労働の質指数をかけることで、質を考慮した労働投入にしている。中間投入は、「製造原価＋販売費および一般管理費－賃金総額－減価償却」を中間投入デフレーターで実質化した値を用いる。

コストシェアによる生産性の推計は、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。

インデックス法による全要素生産性以外に、頑健性のチェックのために、投入要素の内生性を考慮した Levinsohn and Petrin (2003) の方法論（以下 LP 法）と Wooldridge (2009) による方法論によって推計された生産関数を用いた全要素生産性も測定している。これらの生産性指標を用いてインデックス法と同様の推計を行う。具体的には LP によって推計される、観測されない企業の生産性 ω 、LP 法によって推計された投入要素の係数を用いたソロー残差、Wooldridge 法によって推計された係数を用いたソロー残差を用いる。

本稿では、主としてインデックス法による TFP を用いて分析を行う。これは、企業間の要素投入構造の違いや産業レベルでの再配分分析との整合性を重視するためである。一方、LP 法および Wooldridge 法による生産性指標は、投入要素の内生性に配慮した頑健性チェックとして位置づける。

4. 分析結果

この節では、前節の説明のように構築したデータをもとに、AI 関連特許出願が企業に生産性にどのように関連するかを分析する。分析の第一歩として、特許出願が企業の生産性と関係するか、つまり多くの AI 特許を出願している企業ほど生産性が高いかを検証する。企業の t 期の TFP を被説明変数とし、1 期前の AI 関連特許出願件数、従業員規模、R&D ストック、売上高に占める輸出比率、外資比率、企業年齢を説明変数として回帰分析を行った。表 1 はその結果であり、表 2 はそのために用いられた変数の記述統計である。モデル (2) では、1 期前までの AI 関連特許の累積出願件数を用いて分析しており、AI 特許を出願している企業ほど TFP が高い傾向が示されている。モデル (3) では、15% の減耗率を使って

PI 法 (Perpetual Inventory Method) によって構築した累積値を用いており、同様に AI 特許と生産性との間に正の有意な結果を得ている。モデル (4) は、無形資産の蓄積と資本化によく用いられる減耗率 30%を用いた場合で、同様な関係がみられる。いずれのモデルでも、1 期前の企業規模、輸出比率、R&D ストックなど、企業の生産性に影響すると思われるコントロール変数の係数は予想通りに企業の生産性と有意な正の関係を示した。Griliches (1979) の知的資本モデルに倣って、減耗率を適用して累積値を求めた結果は、減耗率を適用せずに累積値を用いたモデル (2) と比較して本質的な違いは見られなかった。

表 1 AI 関連特許出願件数と生産性

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)	(4)
$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1})$		0.00709*** [0.00192]		
$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1} \text{ with 15\% dep.})$			0.00621** [0.00275]	
$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$				0.00593* [0.00330]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	0.00285*** [0.000794]	0.0107*** [0.00106]	0.0112*** [0.00104]	0.0114*** [0.00103]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00614*** [0.000266]	0.00310*** [0.000297]	0.00317*** [0.000297]	0.00320*** [0.000297]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.152*** [0.00647]	0.105*** [0.00686]	0.106*** [0.00685]	0.107*** [0.00684]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.152*** [0.00597]	0.122*** [0.00754]	0.123*** [0.00753]	0.123*** [0.00752]
$\ln(\text{Age}_t)$	-0.0274*** [0.00125]	-0.0284*** [0.00179]	-0.0282*** [0.00179]	-0.0282*** [0.00179]
Observations	624,199	273,498	273,498	273,498
Adj. R-sq.	0.393	0.447	0.447	0.447

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：OLS。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

表 2 記述統計

	Variable	Obs.	Mean	S.D.	Min.	p25	Med.	p75	Max.
(1)	$\ln(TFP_t)$	770,632	-0.016	0.229	-2.131	-0.134	-0.018	0.092	1.382
(2)	$\ln(\text{cum. \#patent}_{t-1})$	835,491	0.699	1.810	0	0	0	0	13.112
(3)	$\ln(\text{cum. \#patent}_{t-1} \text{ with 15\% dep.})$	835,491	0.558	1.448	0	0	0	0	11.405
(4)	$\ln(\text{cum. \#patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$	835,491	0.476	1.258	0	0	0	0	10.758
(5)	$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$	835,491	0.016	0.187	0	0	0	0	6.887
(6)	$\ln(\text{cum. \#non-AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$	835,491	0.475	1.257	0	0	0	0	10.756
(7)	$\ln(TFP_{t-1})$	700,716	-0.012	0.227	-2.131	-0.129	-0.016	0.093	1.353
(8)	$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	727,036	5.248	1.029	3.912	4.477	5.004	5.756	11.801
(9)	$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	679,735	0.028	0.103	0	0	0	0	1
(10)	$\ln(R\&D \text{ stock}_{t-1})$	727,036	1.094	2.456	0	0	0	0	15.200

	Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
(1)	$\ln(TFP_t)$	1									
(2)	$\ln(\text{cum. \#patent}_{t-1})$	0.2082	1								
(3)	$\ln(\text{cum. \#patent}_{t-1} \text{ with 15\% dep.})$	0.2079	0.9931	1							
(4)	$\ln(\text{cum. \#patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$	0.2058	0.9816	0.9966	1						
(5)	$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$	0.0746	0.3765	0.4015	0.4235	1					
(6)	$\ln(\text{cum. \#non-AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$	0.2058	0.9816	0.9966	1	0.4217	1				
(7)	$\ln(TFP_{t-1})$	0.8814	0.2073	0.2068	0.2047	0.0739	0.2047	1			
(8)	$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	0.0456	0.3881	0.3962	0.4029	0.2656	0.4028	0.0356	1		
(9)	$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.1679	0.3254	0.326	0.3267	0.1647	0.3268	0.1673	0.1188	1	
(10)	$\ln(R\&D \text{ stock}_{t-1})$	0.1566	0.4891	0.4883	0.487	0.2106	0.4872	0.1602	0.2693	0.2086	1

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

特許の出願とその活用には時間がかかると思われるため、表 3 では説明変数に 1 期前までの累積 AI 関連特許出願件数だけでなく、2 期から 5 期前までの件数も代わりに入れて推計をしているが、長期のラグをもつ変数を使用しても、1 期前のラグを使用した結果と大きく異なるない。

表 3 AI 関連特許出願件数と生産性 (2)

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.00709*** [0.00192]				
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-2})$		0.00665*** [0.00196]			
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-3})$			0.00622*** [0.00198]		
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-4})$				0.00580*** [0.00201]	
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-5})$					0.00549*** [0.00203]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	0.0107*** [0.00106]	0.0108*** [0.00105]	0.0109*** [0.00105]	0.0110*** [0.00105]	0.0110*** [0.00105]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.105*** [0.00686]	0.105*** [0.00686]	0.106*** [0.00686]	0.106*** [0.00686]	0.106*** [0.00686]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	-0.0284*** [0.00179]	-0.0284*** [0.00179]	-0.0284*** [0.00179]	-0.0284*** [0.00179]	-0.0284*** [0.00179]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.122*** [0.00754]	0.122*** [0.00754]	0.122*** [0.00754]	0.122*** [0.00754]	0.122*** [0.00754]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00310*** [0.000297]	0.00311*** [0.000297]	0.00312*** [0.000297]	0.00313*** [0.000297]	0.00314*** [0.000297]
Observations	273,498	273,498	273,498	273,498	273,498
Adj. R-sq.	0.447	0.447	0.447	0.447	0.447

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：OLS。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

ただし、今までの結果は、OLS によるものであり、また AI 関連特許出願件数が AI と関連がない非 AI 特許出願までの特徴を拾っている可能性もある。AI 関連特許と非 AI 特許の相関は非常に高いと思われるためである。表 4 は、AI 関連特許出願の累積件数と非 AI 特許出願の累積件数を一緒に入れて行った推計の結果であるが、すべてのモデルで AI 関連特許出願の累積件数の係数が負の値として推計されている。これは両特許出願件数の相関が非常に高いことによるもので、抑制効果 (Suppression effect) として知られている¹。そのため、企業の固有特性をコントロールする固定効果推計が望ましい。

¹ Suppression として知られている。直感的には $\ln TFP$ を AI 関連特許と AI 非関連特許に回帰させたとき、 $\beta_{AI} = \frac{r_{\ln TFP, AI} - r_{\ln TFP, nonAI} \cdot r_{AI, nonAI}}{1 - r_{AI, nonAI}}$ で求められ、 $r_{\ln TFP, nonAI} \cdot r_{AI, nonAI}$ が大きい場合は β_{AI} が負に推計される可能性が高いことが知られている。詳しくは Conger (1974)、Krus and Wilkinson (1986) などを参照されたい。

表 4 AI 関連特許、非 AI 特許と生産性

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	-0.00574*** [0.00184]		
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.0141*** [0.000593]		
$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1} \text{ with 15\% dep.})$		-0.0114*** [0.00256]	
$\ln(\text{cum. \#non-AI-patent}_{t-1} \text{ with 15\% dep.})$		0.0157*** [0.000666]	
$\ln(\text{cum. \#AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$			-0.0132*** [0.00305]
$\ln(\text{cum. \#non-AI-patent}_{t-1} \text{ with 30\% dep.})$			0.0154*** [0.000703]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	0.000883 [0.00117]	0.000847 [0.00118]	0.00179 [0.00118]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.000913*** [0.000298]	0.00119*** [0.000295]	0.00148*** [0.000294]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0779*** [0.00680]	0.0777*** [0.00680]	0.0799*** [0.00680]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.120*** [0.00751]	0.122*** [0.00751]	0.123*** [0.00751]
$\ln(\text{Age}_t)$	-0.0316*** [0.00177]	-0.0278*** [0.00176]	-0.0269*** [0.00177]
Observations	273,498	273,498	273,498
Adj. R-sq.	0.457	0.456	0.454

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：OLS。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

表 5 は、企業の生産性と AI 関連特許の関係を固定効果推計によって分析した結果である。企業の固定効果が除外しているため、AI 関連特許と非 AI 特許を同時に推計しても、いずれの係数も統計的に有意となっている。モデル (2) と (3) は特許出願の説明変数の時期をそれぞれ 2 期前、3 期前に変化させたものであるが、結果は大きく変わらない。いずれのモデルにおいても、AI 関連特許出願の累積件数の係数が有意で、その係数の大きさは非 AI 特許の係数を上回っている。

表 5 AI 関連特許、非 AI 特許と生産性（固定効果推計）

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0143*** [0.00427]		
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00381** [0.00158]		
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-2})$		0.0165*** [0.00467]	
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-2})$		0.00434*** [0.00149]	
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-3})$			0.0176*** [0.00506]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-3})$			0.00451*** [0.00141]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0195*** [0.00247]	-0.0196*** [0.00246]	-0.0194*** [0.00246]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.000962** [0.000404]	0.000949** [0.000403]	0.000939** [0.000403]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0588*** [0.00761]	0.0587*** [0.00760]	0.0586*** [0.00760]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0290*** [0.00738]	0.0289*** [0.00739]	0.0289*** [0.00739]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0317*** [0.00536]	0.0311*** [0.00538]	0.0306*** [0.00540]
Observations	273,498	273,498	273,498
Adj. R-sq.	0.261	0.261	0.261

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

表 6 は、1 期前までの累積特許出願件数の代わりに、過去 3 年間の特許出願件数、過去 5 年間の特許出願件数、特許の被引用件数、出願後 3 年被引用件数、出願後 5 年被引用件数などを説明変数として入れた分析結果を示している。過去 3 年や 5 年間の出願件数は、直近のイノベーションをとらえると考えられ、被引用件数は特許の質をとらえている指標と思われる。推計結果によれば、過去 5 年間の出願件数を用いたモデル (2) を除き、すべてのモデルで AI 関連特許の係数は正であり、統計的に有意である。

表 6 AI 関連特許および被引用件数と生産性（固定効果推計）

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln(\# \text{last-3-year AI patent}_{t-1})$	0.00605** [0.00271]				
$\ln(\# \text{last-3-year non-AI patent}_{t-1})$	-0.00460*** [0.000800]				
$\ln(\# \text{last-5-year AI patent}_{t-1})$		0.00394 [0.00277]			
$\ln(\# \text{last-5-year non-AI patent}_{t-1})$		-0.00366*** [0.000801]			
$\ln(\text{cum. \#citation of AI patent}_{t-1})$			0.00723** [0.00309]		
$\ln(\text{cum. \#citation of non-AI patent}_{t-1})$			0.00117 [0.00107]		
$\ln(\text{cum. \#3-year citation of AI patent}_{t-1})$				0.00731* [0.00388]	
$\ln(\text{cum. \#3-year citation of non-AI patent}_{t-1})$				0.00807*** [0.00123]	
$\ln(\text{cum. \#5-year citation of AI patent}_{t-1})$					0.00705** [0.00343]
$\ln(\text{cum. \#5-year citation of non-AI patent}_{t-1})$					0.00571*** [0.00114]
$\ln(\# \text{employee}_{t-1})$	-0.0218*** [0.00163]	-0.0219*** [0.00163]	-0.0189*** [0.00246]	-0.0200*** [0.00245]	-0.0197*** [0.00246]
$\ln(R\&D \text{ stock}_{t-1})$	0.00223*** [0.000350]	0.00222*** [0.000350]	0.000998** [0.000404]	0.000900** [0.000404]	0.000922** [0.000404]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0689*** [0.00632]	0.0690*** [0.00632]	0.0597*** [0.00764]	0.0574*** [0.00760]	0.0584*** [0.00761]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0320*** [0.00533]	0.0322*** [0.00533]	0.0297*** [0.00739]	0.0288*** [0.00737]	0.0293*** [0.00739]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0167*** [0.00326]	0.0167*** [0.00326]	0.0330*** [0.00533]	0.0318*** [0.00533]	0.0317*** [0.00533]
Observations	624,199	624,199	273,498	273,498	273,498
Adj. R-sq.	0.205	0.204	0.261	0.261	0.261

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

本稿で主に用いているインデックス法による生産性指標は、投入要素の内生性のコントロールをしていない問題があるため、LP 法と Wooldridge 法による生産性を用いた分析をする。

表 7 は、LP 法によって計測された、観測されない企業の生産性 (ω_{LP})、LP 法によって計測された投入要素の係数を用いたソロー残差としての全要素生産性 ($\ln TFP_{LP}$)、Wooldridge 法によって計測された投入要素の係数を用いたソロー残差としての全要素生産

性 ($\ln TFP_{\text{Wooldridge}}$) を被説明変数にして、ここまでの分析の中の主なモデルに対する固定効果推計をしたものである。AI 特許と非 AI 特許の様々な指標を説明変数として使っているが、ほとんどのモデルで特許関連指標は有意で正の値をとっており、ほとんどの場合、AI 関連特許の指標の係数の弾力性が非 AI 特許のそれを上回っていることが確認できる。

表7 AI関連特許と様々な生産性の関係

	ω_{LP}				$\ln TFP_{LP}$				$\ln TFP_{\text{Wooldridge}}$			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0204*** [0.00582]				0.0502*** [0.0059]				0.0488*** [0.0105]			
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00438** [0.00213]				0.0129*** [0.00299]				0.0163*** [0.00316]			
$\ln(\text{\#last-5-year AI patent}_{t-1})$	0.0120*** [0.00448]				0.00346 [0.00694]				0.00457 [0.00749]			
$\ln(\text{\#last-5-year non-AI patent}_{t-1})$	0.00634*** [0.000983]				0.00681*** [0.00148]				0.00946*** [0.00156]			
$\ln(\text{cum. \#citation of AI patent}_{t-1})$	0.0105** [0.00441]				0.0287*** [0.00632]				0.0254*** [0.00593]			
$\ln(\text{cum. \#citation of non-AI patent}_{t-1})$					0.00658*** [0.00202]				0.00889*** [0.00213]			
$\ln(\text{cum. \#5-year citation of AI patent}_{t-1})$				0.0124** [0.00499]				0.0327*** [0.00747]			0.0299*** [0.00807]	
$\ln(\text{cum. \#5-year citation of non-AI patent}_{t-1})$				0.00309* [0.00158]				0.0132*** [0.00212]			0.0154*** [0.00223]	
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	0.145*** [0.00368]	0.126*** [0.00227]	0.146*** [0.00367]	0.145*** [0.00367]	0.106*** [0.00507]	0.0929*** [0.00346]	0.107*** [0.00506]	0.106*** [0.00506]	0.146*** [0.00552]	0.128*** [0.00379]	0.148*** [0.00562]	0.147*** [0.00551]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00130** [0.000634]	0.00160*** [0.000566]	0.00133** [0.000634]	0.00132** [0.000634]	0.00135* [0.000774]	0.00274*** [0.00063]	0.00144* [0.000775]	0.00128* [0.000775]	0.00161* [0.000824]	0.00302*** [0.000691]	0.00170** [0.000825]	0.00153* [0.000825]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0556*** [0.00857]	0.0480*** [0.00683]	0.0564*** [0.00858]	0.0559*** [0.00857]	0.144*** [0.0144]	0.126*** [0.0114]	0.146*** [0.0144]	0.143*** [0.0144]	0.154*** [0.0154]	0.131*** [0.0121]	0.157*** [0.0154]	0.154*** [0.0154]
Foreign ownership ratio _{t-1}					0.0474*** [0.0132]	0.0341*** [0.00931]	0.0491*** [0.0133]	0.0479*** [0.0132]	0.0472*** [0.0141]	0.0359*** [0.00975]	0.0491*** [0.0141]	0.0478*** [0.0141]
$\ln(\text{Age})$	-0.0109 [0.00716]	-0.0111*** [0.00416]	-0.00901 [0.00711]	-0.00944 [0.00711]	0.0515*** [0.0106]	0.0379*** [0.00635]	0.0546*** [0.0105]	0.0538*** [0.0105]	0.0594*** [0.0110]	0.0460*** [0.00658]	0.0630*** [0.0109]	0.0626*** [0.0109]
Observations	219,545	506,552	219,545	219,545	247,986	570,549	247,986	247,986	247,347	570,428	247,347	247,347
Adj. R-sq.	0.921	0.914	0.921	0.921	0.815	0.799	0.815	0.815	0.861	0.851	0.861	0.861

出典：IPデータベースと『企業活動基本調査』により著者作成。
注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.

前節で定義した AI 技術には大きく三つの基準がある。それぞれの基準を満たす特許の出

願が企業パフォーマンスとどう関係するかも分析可能である。企業の生産性を被説明変数にする固定効果推計を行うと、国際的な比較可能な基準 A とキーワード中心の基準 C によって識別された特許の累積出願数が生産性と有意な関係を持つが、AI 関連技術として詳細な技術分類で定義される基準 B の場合は企業の生産性との有意な関係は確認されない。詳細は Appendix を参照されたい。

4.1. 企業の異質性と AI

前節のように、特許、特に AI 関連特許の出願は偏りが強く、大企業ほど行われやすい。また、AI 技術には規模の経済性が存在するため、大企業ほど AI 技術を活用して自社の生産性を高める可能性が高い。表 8 では、企業規模を従業員数でとらえ、各年・各産業内で企業を企業規模別に三つのグループに分けた上で、同様の分析をした結果である。その結果、大企業ほど AI 技術の導入によって生産性上昇の効果を得ている。一方、中規模程度の企業では非 AI 特許が重要となっているが、AI 技術による生産性上昇の効果は相対的に小さい。

表 8 企業規模別で見た AI 関連特許と生産性の関係

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	Largest (1)	Midium (2)	Smallest (3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0207*** [0.00485]	0.0116 [0.0113]	-0.00947 [0.0168]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	-0.000639 [0.00236]	0.00526** [0.00261]	0.00331 [0.00295]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0296*** [0.00439]	-0.0205*** [0.00534]	-0.0016 [0.00566]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00145** [0.000568]	-0.000159 [0.000707]	0.00132 [0.00100]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0445*** [0.0131]	0.0480*** [0.0104]	0.0494*** [0.0136]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0437*** [0.0101]	0.0157 [0.0132]	0.012 [0.0147]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0235*** [0.00888]	0.0288*** [0.00871]	0.0474*** [0.00972]
Observations	92,619	91,333	89,546
Adj. R-sq.	0.260	0.263	0.260

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

表 9 は、企業規模の場合と同様、各年・各産業で、生産性水準で最も高い企業から低い企業までを三つのグループに分けて、AI 技術と生産性の関係を分析した結果を示している。企業規模の分析と同様、1 期前の生産性水準によってグループ分けをしている。

結果を見ると、生産性の高いグループと中間のグループが AI 技術の利用によって生産性上昇の効果を得ていることが確認される。特徴的なのは、中間ほどの生産性を有する企業が最も高いリターンを得ている点である。非 AI 特許は、生産性が中間と低い企業の両方に重要な役割を果たしている。

表 9 生産性水準ごとの AI 関連特許と生産性の関係

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	Highest (1)	Midium (2)	Lowest (3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0125*** [0.00474]	0.0199*** [0.00526]	0.00961 [0.00876]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	-0.000762 [0.00215]	0.00606*** [0.00201]	0.00773*** [0.00235]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0194*** [0.00361]	-0.00806*** [0.00297]	-0.00438 [0.00344]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.0000999 [0.000534]	0.000564 [0.000544]	-0.000201 [0.000694]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0541*** [0.0103]	0.0426*** [0.0102]	0.0492*** [0.0107]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0268*** [0.00888]	0.0184* [0.0100]	0.0143 [0.0125]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.00337 [0.00662]	0.0228*** [0.00698]	0.0570*** [0.00931]
Observations	90,170	90,708	89,429
Adj. R-sq.	0.262	0.320	0.303

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

AI 技術は IT 技術の中でも汎用性と適用性が高いと思われる。そのため、AI 技術から生産性上昇へのリターンを得るうえでは、多角化している企業が有利である可能性がある。ここでは、各年・各産業で多角化の程度によって企業を三つのグループに分けて同様の分析をする。多角化の度合いは、『企業活動基本調査』の 3 桁レベルの産業分類を JIP2023 の産業

分類に合わせ、産業分類ごとに報告されている売上高を基準として、企業がいくつの産業で事業を展開しているかとその分布によって判断する。

表 10 は、JIP2023 産業分類に基づき、いくつ産業で事業を営んでいるかに応じて企業を三つに分類し、分析を行った結果を示している。その結果、最も多くの産業で事業活動をしている企業群のリターンが最も大きく、かつ統計的に有意であることが確認された。

表 10 多角化の程度ごとに見た AI 関連特許と生産性の関係

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	Most	Midium	Least
	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0196** [0.00762]	0.0118 [0.00786]	0.000295 [0.00655]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00439 [0.00312]	0.00504 [0.00316]	0.00288 [0.00232]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0201*** [0.00476]	-0.0201*** [0.00471]	-0.0186*** [0.00363]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00262*** [0.000762]	0.000935 [0.000744]	0.00048 [0.000620]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0357** [0.0182]	0.0436*** [0.0119]	0.0599*** [0.0105]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0305** [0.0139]	0.0353*** [0.0132]	0.0178* [0.0101]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0286** [0.0124]	0.0149 [0.0118]	0.0389*** [0.00709]
Observations	74,827	76,295	122,375
Adj. R-sq.	0.363	0.251	0.190

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

表 11 は、多角化の程度を、産業分類ごとの売上高のハーフィンダール・ハーシュマン指数 (Herfindahl-Hirschman Index) で測り、企業を三つのグループに分けて分析した結果である。先の多角化の結果と同様、最も多角化している企業で AI 特許による TFP 上昇効果が最も大きいことが確認された。

表 11 HHI の多角化の程度ごとに見た AI 関連特許と生産性の関係

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	Diversified (1)	Midium (2)	Concentrated (3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0200*** [0.00764]	0.00698 [0.00497]	-0.0183 [0.0273]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00272 [0.00270]	0.00450** [0.00192]	0.00661 [0.00542]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0132*** [0.00428]	-0.0193*** [0.00315]	-0.0187* [0.0101]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00282*** [0.000651]	-0.000613 [0.000561]	0.00408*** [0.000802]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0432*** [0.0164]	0.0498*** [0.00801]	0.0699** [0.0322]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0499*** [0.0133]	0.0131 [0.00905]	0.0692** [0.0348]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0175* [0.00973]	0.0254*** [0.00644]	0.166*** [0.0344]
Observations	92,128	166,916	14,453
Adj. R-sq.	0.364	0.213	0.103

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

大企業、多角化している企業と同様に、子会社を持っている企業ほど、AI 技術から得られる TFP への効果が高い可能性が高い。子会社の数で企業を分け、分析を行った結果の表 12 を見ると、最も子会社が多い企業において AI 特許による効果が高いことがわかる。

表 12 子会社の有無と AI 関連特許と生産性

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	Most (1)	Midium (2)	Least (3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0232*** [0.00515]	0.002 [0.00929]	-0.01 [0.0127]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.000419 [0.00277]	0.00736** [0.00331]	0.00124 [0.00238]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0256*** [0.00443]	-0.0249*** [0.00500]	-0.00543 [0.00377]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00159*** [0.000578]	0.000915 [0.000874]	0.00168** [0.000824]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0509*** [0.0124]	0.0794*** [0.0132]	0.0403*** [0.0137]
$\text{Foreign ownership ratio}_{t-1}$	0.0367*** [0.0125]	0.0251* [0.0151]	0.0170* [0.0103]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.00398 [0.0123]	0.011 [0.0115]	0.0435*** [0.00796]
Observations	87,922	71,632	113,944
Adj. R-sq.	0.252	0.265	0.275

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

4.2. 内生性の問題

前節までの分析は、固定効果や生産関数推計を通じて、AI 技術開発と生産性の間に頑健な相関が存在することを示した。しかし、これらの結果は平均的・静学的な関係に焦点を当てており、AI 技術開発の前後に企業の生産性がどのような時間的調整過程をたどるかについては十分に明らかにしていない。

本節では、AI 技術開発と企業生産性の関係を推定する際に生じ得る内生性の問題について検討する。ただし、本稿の目的は、AI 技術開発の因果効果を厳密に識別することではなく、AI 技術開発を行う企業が導入前後にどのような生産性の動学的パターンを示すかを、可能な限り内生性に配慮しつつ明らかにすることにある点を、あらかじめ強調しておきたい。

AI 技術開発に関しては、少なくとも以下の三種類の内生性が考えられる。

第一に、企業固有の時間不変な生産性水準や経営能力といった観測不能な特性が、AI 技術開発と生産性の双方に影響している可能性である（unobserved heterogeneity）。

第二に、将来の成長期待や生産性ショックが、AI 技術開発の意思決定を内生的に誘発している可能性である（selection on expected productivity）。

第三に、企業の技術的専門分野や過去の知識蓄積が、AI 技術開発と生産性成長の双方を規定している可能性である（technological endogeneity）。

本稿では、これらの内生性に対して単一の手法で完全に対処するのではなく、異なる種類の内生性に対して異なる推計手法を段階的に適用し、結果の頑健性と動学的特徴を検証する。

4.2.1 固定効果推計

まず、企業固定効果および年固定効果を含む推計により、企業固有の時間不変な特性およびマクロ的なショックをコントロールする。これにより、AI 技術開発と生産性の関係が、企業間の恒常的な異質性によって機械的に生じている可能性を緩和する。前節までで固定効果推計を基本的なモデルとしているため、企業固有の観測できない異質性との相関には対応してきた。

ただし、観測できない上記の二つの内生性が AI 関連特許行動と企業の TFP の相関をもたらしめている可能性は残る。ここでは、この内生性問題に対処するため、二つの方法を用いて推計を行う。

4.2.2. IPW 補正と動学的パターンの検証

次に、AI 技術開発企業と非開発企業の間に存在する観測可能な選択バイアスに対応するため、Inverse Probability Weighting (IPW) を用いた推計を行う。具体的には、分析期間の初期時点における企業の技術ポートフォリオや規模、研究開発活動などを用いて、将来的に AI 技術開発を行う確率を推定し、その逆数を重みとして用いることで、両グループの比較可能性を高めている。

表 13 は、この IPW 補正を施した上で、AI 技術開発の前後における企業生産性の動学的パターンを示したものである。推計結果から、AI 技術開発企業では、導入後に生産性が上昇する一方、導入直前の期間に一時的な生産性低下が観察される。この導入前の低下は、新技術導入に伴う探索・調整過程を反映している可能性がある。すなわち、AI 技術開発に先立ち、既存の業務プロセスや組織構造の見直し、補完的投資の準備が進められる過程において、一時的に生産性が低下するという解釈である。このパターンは、Brynjolfsson, Rock, and Syverson (2019) が指摘する「Productivity J-Curve」の考え方と整合的である。

一方で、この導入前の生産性低下は、生産性が一時的に低下した企業が AI 技術開発を選択した可能性、すなわち selection on expected productivity を反映している可能性とも整合的である。ただし、本稿の推計結果のみから、これら二つの解釈を統計的に明確に区別することは困難である。しかし、これは AI 技術開発が企業の生産性動学と密接に結びついた現

象であり、導入前後に特徴的な時間構造を伴っていることを示すものである。

表 13 IPW 推計による AI 関連特許と生産性

Panel (a)

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	-0.0281* [0.0148]		
$\ln(\text{cum. \#AI citation}_{t-1})$		-0.0210** [0.00874]	
$\ln(\text{cum. \#AI 5year-citation}_{t-1})$			-0.0297** [0.0133]
Post-AI-2000	0.00311 [0.00904]	0.00798 [0.00850]	0.00827 [0.00916]
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1}) \times \text{post-AI-2000}$	0.0313** [0.0123]		
$\ln(\text{cum. \#AI citation}_{t-1}) \times \text{post-AI-2000}$		0.0176** [0.00760]	
$\ln(\text{cum. \#AI 5year-citation}_{t-1}) \times \text{post-AI-2000}$			0.0262** [0.0127]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00488 [0.00883]		
$\ln(\text{cum. \#non-AI citation}_{t-1})$		0.00826 [0.00721]	
$\ln(\text{cum. \#non-AI 5year-citation}_{t-1})$			0.00778 [0.00615]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0197 [0.0130]	-0.0199 [0.0142]	-0.0202 [0.0140]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	-0.00163 [0.00150]	-0.00157 [0.00147]	-0.0016 [0.00148]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0665** [0.0271]	0.0673** [0.0271]	0.0666** [0.0272]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0405*** [0.0148]	0.0418*** [0.0150]	0.0417*** [0.0149]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0521 [0.0515]	0.0511 [0.0522]	0.0506 [0.0524]
Observations	102,116	102,116	102,116
Adj. R-sq.	0.305	0.305	0.305

Panel (b)

AI treat=1	(1)	(2)
Similarity with average AI-firm ₁₉₉₅	-1.002*** [0.181]	-2.017*** [0.0467]
(Similarity with average AI-firm ₁₉₉₅) ²	-0.932*** [0.160]	
ln(#employee ₁₉₉₅)	0.420*** [0.0150]	0.417*** [0.0150]
ln(R&D stock ₁₉₉₅)	0.128*** [0.00773]	0.129*** [0.00773]
ln(Age _{<i>t</i>})	-0.140*** [0.0322]	-0.130*** [0.0323]
Observations	127,232	127,232
Pseudo R-sq.	0.217	0.217

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：IPW による推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.

4.2.3 技術的近接性による補正

最後に、企業の技術的専門分野や過去の知識蓄積が AI 技術開発と生産性成長の双方に影響している可能性に対応するため、1995 年時点の AI 特許出願企業の平均的な技術ポートフォリオとの技術的近接性を用いた推計を行う。具体的には、技術的近接性と年固定効果の交差項をコントロールすることで、企業の技術的特性に起因する内生性を緩和する。

表 14 に示されるように、この補正を行った場合でも、AI 技術開発と生産性の間には正の関係が確認される。この結果は、前節までの推計結果が、特定の技術分野に特化した企業の特性的みによって駆動されているわけではないことを示唆している。

表 14 技術的近接性による AI 関連特許と生産性

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0151*** [0.00512]		0.0139*** [0.00517]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$		0.00638** [0.00313]	0.00543* [0.00317]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0139*** [0.00361]	-0.0147*** [0.00364]	-0.0149*** [0.00364]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.000728 [0.000495]	0.00079 [0.000496]	0.000734 [0.000495]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0464*** [0.00995]	0.0455*** [0.00995]	0.0455*** [0.00993]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0220** [0.00944]	0.0230** [0.00946]	0.0220** [0.00944]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0638*** [0.00987]	0.0621*** [0.00985]	0.0620*** [0.00984]
Observations	140,081	140,081	140,081
Adj. R-sq.	0.303	0.303	0.303

Note. All estimations include an interaction term between technological similarity, defined as the technological distance between the average patent portfolio by technology category of AI patent applicants from 1993 to 1995 and the patent portfolio of the firm, and year fixed effect dummy variables. The technology classification is based on the IPC technology classification.

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

以上の分析から、本稿の結果は、複数の内生性に配慮した異なるアプローチの下でも概ね一貫して観察されることが確認される。ただし、本稿の分析は AI 技術開発の厳密な因果効果を識別するものではなく、AI 技術開発が企業の生産性とその動学的変化にどのように結びついているかを記述的に明らかにするものである。

4.3. 労働需要への影響

表 15 は AI 関連特許と企業の労働の関係を見たものである。固定効果推計のモデル (1) によれば、AI 関連特許を多く出している企業ほど従業者数が増加する。ただし、従業員数には臨時従業員など正社員・正職員以外が含まれるため、『企業活動基本調査』では従業員数を就業時間換算でも測っており、モデル (2) では就業時間換算での従業員数の増加も確認できる。モデル (5) ではサービス部門の従業者、モデル (7) では就業時間換算での正社員・正職員以外の就業者の増加が確認できる。AI 技術の導入による労働需要の減少は確認

できない。また、これらのカテゴリを全体の従業者数との割合でみると（モデル（8）－モデル（12））、有意な変化はない。これらの結果は、AI が労働代替ではなくタスク再編（task reorganization）を通じて雇用構造を変化させるという Bessen（2019）の議論と整合的である。

また、同様の分析を、内生性をコントロールする二つの方法で行ってみると、結果はおおむね同じである。それに加え、R&D 従業者の数が有意に増える結果もあり、技術者・研究職などの高スキル層の比率が上昇することを示唆する。これは、AI の導入が人的資本と補完的な関係にあることを意味することとして理解できる。

表 15 AI 関連特許と労働

	ln(#employee)	ln(#H-employee)	ln(#R&D-employee)	ln(#MFG.-employee)	ln(#service-employee)	ln(#temp-employee)	ln(#temp-H-employee)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
ln(cum. #AI patent _{t-1})	0.0389*** [0.0108]	0.0410*** [0.0113]	0.0521 [0.0378]	-0.0117 [0.0329]	0.0510*** [0.0160]	-0.0369 [0.0505]	0.325*** [0.0452]
ln(cum. #non-AI patent _{t-1})	0.0746*** [0.00518]	0.0792*** [0.00801]	0.0761*** [0.0150]	0.0682*** [0.0137]	0.0950*** [0.00768]	-0.00174 [0.0140]	0.0286 [0.0198]
ln(TFP _{t-1})	-0.0390*** [0.0110]	-0.00623 [0.0106]	0.0282 [0.0245]	-0.0101 [0.0253]	-0.0923*** [0.0172]	0.127*** [0.0402]	-0.158*** [0.0303]
ln(R&D stock _{t-1})	0.0348*** [0.00158]	0.0238*** [0.00173]	0.121*** [0.00469]	0.0476*** [0.00418]	0.0503*** [0.00259]	-0.00066 [0.00577]	0.0211*** [0.00488]
(Export/Sales) _{t-1}	0.0732*** [0.0178]	0.0472** [0.0186]	0.242*** [0.0588]	0.105** [0.0486]	0.170*** [0.0298]	0.145** [0.0653]	0.0576 [0.0530]
ln(Age _t)	0.246*** [0.0173]	0.192*** [0.0227]	-0.0223 [0.0376]	0.0634* [0.0334]	0.238*** [0.0254]	0.06 [0.0514]	0.260*** [0.0582]
Observations	276,808	154,118	276,808	276,808	276,808	98,399	154,123
Adj. R-sq.	0.078	0.054	0.026	0.042	0.039	0.031	0.083

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.

	#R&D- employee /#employee	#MFG.- employee/#e mployee	#service- employee/#e mployee	#temp- employee/#e mployee	#temp-H- employee/# H-employee
	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.00303 [0.00225]	-0.00606 [0.00447]	0.00858** [0.00418]	-0.00871 [0.0111]	0.00235 [0.00205]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.0014 [0.000862]	-0.00324* [0.00183]	0.00244 [0.00179]	-0.00129 [0.00136]	-0.00299* [0.00158]
$\ln(\text{TFP}_{t-1})$	0.00394** [0.00156]	0.00367 [0.00348]	-0.0192*** [0.00396]	0.0382*** [0.0126]	-0.0241*** [0.00281]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.00350*** [0.000229]	-0.000885* [0.000524]	0.00217*** [0.000518]	0.00177 [0.00231]	-0.000777** [0.000387]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0128*** [0.00406]	-0.0149** [0.00759]	0.0205*** [0.00730]	0.00177 [0.00460]	-0.000112 [0.00384]
$\ln(\text{Age}_t)$	-0.00616** [0.00257]	0.000317 [0.00458]	0.00144 [0.00521]	0.0000566 [0.00603]	-0.00125 [0.00506]
Observations	276,808	276,808	276,808	98,399	154,118
Adj. R-sq.	0.008	0.026	0.022	0.008	0.039

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

表 15 のこれらの分析を表 13 と 14 のように内生性に対応する形の分析（Appendix A3, A4）も行った。結果は概ね同じである。

4.4. ビジネスグループ

親会社や子会社など、ビジネスグループに属している企業は、同じビジネスグループに属している企業の AI 関連特許出願からスピルオーバーを受ける可能性が高い。ここでは、『企業活動基本調査』の親会社情報を用いて、ビジネスグループごとの AI 関連特許出願合計を求め、自社の AI 関連特許出願の影響をコントロールしたうえで、その影響を見る。表 16 の結果を見ると、AI 関連特許の場合、ビジネスグループのスピルオーバーを部分所有子会社（Partly-owned, PO）で有意であることが確認できる。それとは対照的に、非 AI 特許は完全子会社（Wholly-owned, WO）が有意である。

表 16 AI 関連特許とビジネスグループ

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent}_{t-1})$	0.0138*** [0.00427]	0.0135*** [0.00427]	0.0135*** [0.00427]
$\ln(\text{cum. \#AI patent of biz.group}_{t-1})$	0.00107 [0.00138]		
$\ln(\text{cum. \#AI patent of biz.group}_{t-1}) \times \text{PO}$		0.00481** [0.00189]	0.00424** [0.00192]
$\ln(\text{cum. \#AI patent of biz.group}_{t-1}) \times \text{WO}$		-0.00159 [0.00164]	-0.000941 [0.00164]
$\ln(\text{cum. \#AI patent of biz.group}_{t-1}) \times \text{HQ}$		-0.0264* [0.0147]	-0.0263* [0.0147]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00367** [0.00158]	0.00370** [0.00158]	0.00371** [0.00158]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent of biz.group}_{t-1})$	0.00114*** [0.000440]		
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent of biz.group}_{t-1}) \times \text{PO}$		-0.00037 [0.000528]	0.000277 [0.000605]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent of biz.group}_{t-1}) \times \text{WO}$		0.00223*** [0.000536]	0.00163*** [0.000564]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent of biz.group}_{t-1}) \times \text{HQ}$		0.0045 [0.00300]	0.00446 [0.00299]
PO (partly owned)			-0.00258 [0.00335]
WO (wholly owned)			0.00629* [0.00328]
HQ (headquarter)			0.00113 [0.00186]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0198*** [0.00247]	-0.0197*** [0.00247]	-0.0198*** [0.00247]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.000968** [0.000403]	0.000994** [0.000405]	0.000992** [0.000405]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0586*** [0.00761]	0.0588*** [0.00763]	0.0589*** [0.00763]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0302*** [0.00738]	0.0309*** [0.00739]	0.0307*** [0.00738]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0315*** [0.00536]	0.0313*** [0.00536]	0.0311*** [0.00535]
Observations	273,498	272,738	272,738
Adj. R-sq.	0.261	0.262	0.262

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

4.5. AI と企業の成長

AI 技術はビジネスチャンスを広げ、企業の新たな成長を促すか。表 17 は、AI 関連特許出願件数と企業の子会社・関連会社増加及び減少の関係を見たものである。表 17-a、モデル (1) は、国内の子会社の増加がある場合に 1 をとる変数を被説明変数として固定効果推計を行った結果である。AI 特許出願と国内での子会社・関連会社を増加には有意な関係が確認できない。しかし、子会社・関連会社増加の数を見ている表 17-b モデル (1) では有意な負の効果が確認できる。一方、表 17-a モデル (2) を見ると、AI 関連特許出願企業ほど海外での子会社の増加は有意に抑えられ、その増加数も抑えられる (表 17-b モデル (2))。この効果は議決権を持って支配できる子会社の増加・減少でより有意である。

一方、子会社・関連会社の減少を見ている表 17 のモデル (3) と (4) の結果は、AI 特許出願が活発な企業ほど子会社を減少させ、その数も多くなる。

表 17-a AI 関連特許と子会社・関連会社の増加・減少

	1 if the number>0			
	new entry		exit	
	domestic	overseas	domestic	overseas
	(1)	(2)	(3)	(4)
ln(cum. #AI patent _{<i>t-1</i>})	-0.0106 [0.00778]	-0.0226*** [0.00815]	0.0380*** [0.00750]	0.0633*** [0.00748]
ln(cum. #non-AI patent _{<i>t-1</i>})	0.000288 [0.00265]	0.00107 [0.00254]	0.00726*** [0.00252]	0.00663*** [0.00217]
ln(TFP _{<i>t-1</i>})	0.0166*** [0.00526]	0.0141*** [0.00462]	-0.0210*** [0.00529]	-0.0168*** [0.00396]
ln(#employee _{<i>t-1</i>})	0.0148*** [0.00350]	0.0106*** [0.00284]	0.00599* [0.00329]	0.00802*** [0.00253]
ln(R&D stock _{<i>t-1</i>})	0.0006 [0.000999]	0.00159 [0.000987]	0.000677 [0.00104]	0.0000138 [0.000993]
(Export/Sales) _{<i>t-1</i>}	0.00813 [0.00955]	-0.0238** [0.0107]	0.00719 [0.00881]	0.0167* [0.00929]
Foreign ownership ratio _{<i>t-1</i>}	0.0104 [0.00884]	-0.0153 [0.0101]	0.0192** [0.00972]	0.0210** [0.00820]
ln(Age _{<i>t</i>})	-0.0165** [0.00770]	-0.00289 [0.00706]	-0.00872 [0.00649]	-0.0286*** [0.00573]
Observations	195,137	195,137	195,137	195,137
Adj. R-sq.	0.001	0.007	0.019	0.014

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.

表 17-b AI 関連特許と子会社・関連会社の増加

	ln(number)			
	new entry		exit	
	domestic	overseas	domestic	overseas
	(1)	(2)	(3)	(4)
ln(cum. #AI patent _{t-1})	-0.0198** [0.00929]	-0.0260** [0.0124]	0.0506*** [0.00970]	0.0983*** [0.0129]
ln(cum. #non-AI patent _{t-1})	0.000482 [0.00262]	0.00156 [0.00250]	0.00620** [0.00265]	0.00243 [0.00266]
ln(TFP _{t-1})	0.0128** [0.00553]	0.0169*** [0.00574]	-0.0281*** [0.00648]	-0.0242*** [0.00763]
ln(#employee _{t-1})	0.0145*** [0.00378]	0.0116*** [0.00354]	0.0102** [0.00414]	0.0137*** [0.00377]
ln(R&D stock _{t-1})	0.00022 [0.00112]	0.0017 [0.00127]	0.000904 [0.00135]	0.00136 [0.00189]
(Export/Sales) _{t-1}	0.00602 [0.00971]	-0.0178 [0.0122]	0.00962 [0.0106]	0.0127 [0.0123]
Foreign ownership ratio _{t-1}	0.0145 [0.00982]	-0.00284 [0.0113]	0.0197* [0.0105]	0.0282** [0.0110]
ln(Age _t)	-0.0143* [0.00739]	-0.00592 [0.00845]	-0.0140** [0.00653]	-0.0464*** [0.00778]
Observations	195,137	195,137	195,137	195,137
Adj. R-sq.	0.001	0.006	0.021	0.018

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.

4.6. 産業のダイナミズム

これまでの分析では、AI 技術開発が企業内部の生産性、労働構造、組織再編に与える影響を検討してきた。本節では、これらの企業レベルの変化が集積した結果として、産業全体の生産性ダイナミズムがどのように変化しているかを検証する。

産業レベルでの生産性ダイナミズムと AI 技術開発の関係を検証するため、Olley and Pakes (1996) に基づく生産性分解分析を行った。具体的には、各産業・各年次において、企業の生産性 (TFP) と市場シェア (売上比率) の加重平均を、単純平均項と共分散項に分解し、後者を「再配分効果 (reallocation effect)」として定義した。この共分散項は、高生産性企業がより大きな市場シェアを占めているほど大きくなり、産業内でのシェア再配分の活発さ (すなわちビジネス・ダイナミズム) を表す指標である。

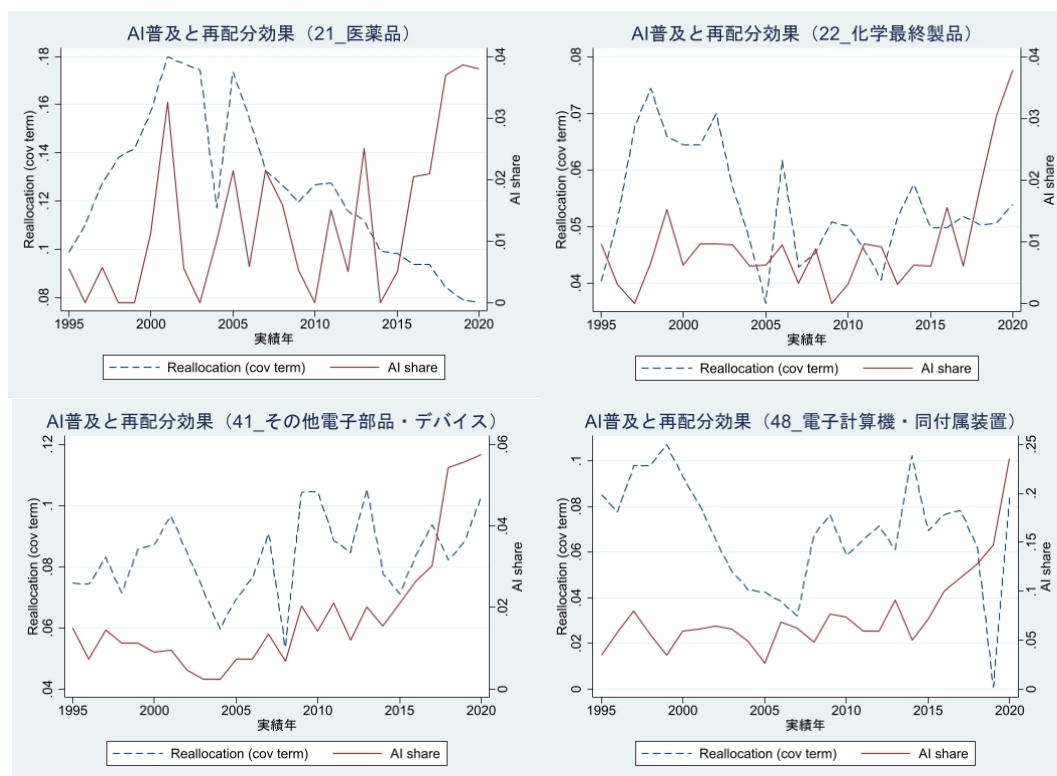
次に、この再配分効果と産業別の AI 技術開発率 (AI 関連特許を有する企業の割合) との

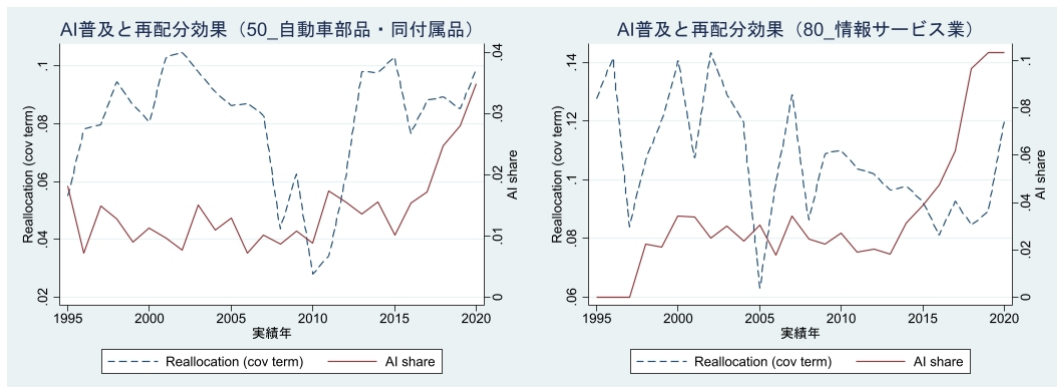
関係を分析した結果、AI 技術開発率の係数は **0.0765 ($t=13.67, p<0.001$)** となり、非常に強い正の相関が確認された。これは、AI 技術の普及が進む産業ほど、生産性の高い企業への市場シェア集中が進行していることを意味する。言い換えれば、AI 技術開発は単に企業内部の生産性向上をもたらすだけでなく、産業内の資源再配分メカニズムを強化し、効率的な企業が市場シェアを拡大する「動的再配分 (dynamic reallocation)」を促進している可能性がある。

この結果は、AI が産業構造の静的効率性 (static efficiency) ではなく、動学的効率性 (dynamic efficiency) を通じて経済成長に寄与することを示唆するものである。すなわち、AI 技術開発が進むことで、産業全体における競争圧力と創造的破壊 (creative destruction) が強まり、生産性の高い企業がより多くの市場シェアを獲得することで産業平均の生産性が押し上げられるというメカニズムが機能していると解釈できる。

この点は、Brynjolfsson, Rock, and Syverson (2019) が指摘した「生産性 J カーブ (Productivity J-Curve)」仮説と整合的であり、AI の普及が中長期的に経済全体の生産性ダイナミズムを高める方向で作用していることを裏付ける。図 6 は、産業内の AI の普及と再配分効果を、代表的な産業で図示したものである。

図 6 AI 普及と再配分効果





5. 結論

本研究は、AI 関連特許を指標として、日本企業における AI 技術開発が生産性、企業組織、ならびに産業全体のビジネス・ダイナミズムとどのように関係しているかを、企業レベルおよび産業レベルの双方から包括的に検討した。

第一に、AI 技術開発を行う企業は、中長期的に高い生産性水準を示す傾向が確認された。一方で、AI 技術開発の開始前後には一時的な生産性低下を伴う動学的パターンが観察される。このパターンは、新技術導入に伴う探索・調整過程を反映している可能性がある一方で、生産性の変化が AI 技術開発の選択に影響している可能性とも整合的であり、本稿の分析から両者を明確に区別することは困難である。ただし、AI 技術開発が企業の生産性動学と密接に結びついている点は、複数の推計手法を通じて一貫して確認された。

第二に、本研究は、AI 技術開発の効果が企業間で一様ではないことを明らかにした。AI 技術開発と生産性の正の関係は、もともと生産性水準が高い企業や規模の大きい企業においてより強く観察される一方、生産性の低い企業や小規模企業ではその関係は相対的に弱い。この結果は、AI 技術が単独で生産性を押し上げるというよりも、データ基盤、人的資本、組織能力といった補完的資源と結びつくことで効果を発揮する性質を持つことを示唆している。すなわち、AI 技術開発の経済的効果は、企業の初期条件や異質性に大きく依存している。

第三に、AI 技術開発は企業の労働構造および組織再編と密接に関連している。AI 技術開発企業では、総雇用が大きく減少する傾向は確認されない一方で、高スキル労働者の比率が上昇する傾向がみられる。また、子会社数が減少する傾向が観察され、AI 技術が企業の事業拡張を無条件に促すのではなく、事業の選択と集中や組織構造の再編を促している可能性が示唆される。

第四に、産業レベルの分析では、AI 技術開発の進展が高生産性企業への市場シェア再配分と強く関連していることが確認された。この結果は、AI 技術開発が企業間の異質性を通じて、産業内の資源配分と競争構造を変化させ、ビジネス・ダイナミズムに影響を及ぼしている可能性を示している。

総じて、本研究は、AI 技術開発がすべての企業に均等な影響を与えるものではなく、企業の生産性水準や規模といった異質性を通じて、その経済的効果が現れることを示している。AI は単なる生産性向上技術ではなく、企業の組織構造や産業内の資源再配分を媒介として、日本経済のビジネス・ダイナミズムを形成する重要な要素である。ただし、本稿の分析は AI 技術開発の因果効果を厳密に識別するものではなく、今後はより強い識別戦略を用いた研究を通じて、AI と企業異質性の相互作用をさらに解明することが求められる。

本研究の結果は、日本における AI 政策および産業政策を考える上で、いくつかの重要な含意を持つ。

第一に、AI 技術開発は短期的な生産性向上のみを目的として評価されるべきではない。本稿の分析が示すように、AI 技術開発は導入前後に調整過程を伴い、企業の組織構造や事業ポートフォリオの再編と密接に関連している。この点を踏まえると、AI 投資の効果を短期的な成果指標のみで評価することは、AI 技術の経済的意義を過小評価する可能性がある。

第二に、AI 技術開発を促進する政策は、研究開発支援や導入補助にとどまらず、組織再編や事業統合に伴う調整コストの低減を含めた包括的な設計が求められる。具体的には、データ統合や業務プロセス再設計、人材再配置に伴う制度的・実務的な制約を緩和することが、AI 技術の潜在的効果を引き出す上で重要となる。

第三に、AI 技術開発の進展が産業内の資源再配分と結びついている点を踏まえると、競争政策や企業統治の観点からも AI 政策を位置づける必要がある。AI 技術が高生産性企業の成長を後押しする一方で、市場構造の変化や集中の進展を伴う可能性があるため、競争環境の動向を継続的にモニタリングすることが重要である。

以上を踏まえると、AI 技術開発を日本経済のビジネス・ダイナミズムの観点から評価し、技術開発、組織再編、競争政策を相互に整合的に設計することが、今後の政策課題として重要である。

今後の課題としては、AI 技術開発が参入・退出動学や企業グループ内の知識スピルオーバーに与える影響をさらに分析し、AI 政策やデータ政策が日本経済のビジネス・ダイナミズムをどのように方向づけるかを明らかにすることである。

参考文献

- Acemoglu, D., and Restrepo, P. (2019). *Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor*. Journal of Economic Perspectives, 33(2), 3–30.
- Acemoglu, D., and Restrepo, P. (2020). *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets*. Journal of Political Economy, 128(6), 2188–2244.
- Aghion, P., Jones, B. F., and Jones, C. I. (2019). *Artificial Intelligence and Economic Growth*. NBER Working Paper No. 23928.
- Aghion, P., et al. (2020). *Innovation and Top Income Inequality*. Review of Economic Studies, 87(1), 1–45.
- Autor, D., Levy, F., and Murnane, R. (2003). *The Skill Content of Recent Technological Change*. Quarterly Journal of Economics, 118(4), 1279–1333.
- Bessen, J. (2019). *AI and Jobs: The Role of Demand*. NBER Working Paper No. 24235.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., and Syverson, C. (2019). *The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies*. American Economic Journal: Macroeconomics, 11(1), 333–372.
- Decker, R., Haltiwanger, J., Jarmin, R., and Miranda, J. (2016). *Declining Business Dynamism: What We Know and the Way Forward*. American Economic Review, 106(5), 203–207.
- Foster, L., Haltiwanger, J., and Krizan, C. (2001). *Aggregate Productivity Growth: Lessons from Microeconomic Evidence*. NBER Chapters.
- Gal, P., Nicoletti, G., and von Rüden, C. (2023). *Digitalization and Firm Dynamism*. OECD Economics Department Working Papers, No. 1782.
- Goldfarb, A., and Trefler, D. (2018). *AI and International Trade*. NBER Working Paper No. 24254.
- Goos, M., and Manning, A. (2007). *Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain*. Review of Economics and Statistics, 89(1), 118–133.
- Kanemoto, T., and Nishimura, K. (2022). *AI Adoption and Labor Productivity in Japanese Firms*. RIETI Discussion Paper.
- Kim, Y.-G., and Inui, T. (2022). 「AI 特許出願と企業生産性の関係」 RIETI Discussion Paper.
- Inui, T., Kim, Y.-G., and Kwon, H. (2023). 「AI 関連特許と企業のイノベーション活動」 経済産業研究所 DP.
- Kim, Y.-G., and Kwon, H. (2024). 「AI 技術導入と企業の多角化行動」 未公開稿.
- Morikawa, M. (2021). 「AI 導入が企業行動に与える影響」 RIETI Discussion Paper

Series 21-E-045.

- Oikawa, K., and Ueda, T. (2023). *Artificial Intelligence and Market Concentration: Evidence from Japan*. ESRI Discussion Paper.
- Yang, C.-C. (2022). *AI Patents and Productivity Growth in Taiwanese Firms*. Journal of Technology Transfer.

Appendix

A1. AI 関連特許の産業別出願数

表 A1 は、AI 関連特許と識別された特許を出願した企業の産業分類に沿って、2015－2020 年で出願された特許数と AI 関連特許出願数を、AI 関連特許数の大きさに並べたものである。情報サービス業が最も多く、事務用・サービス用機器、自動車製品・同付属品、産業用電気機械器具、電子計算機・同付属装置などが続く。

表 A1 AI 関連特許出願数の産業別分布（2015－2020 年）

産業分類	出願特許数	AI関連特許	産業分類	出願特許数	AI関連特許
80_情報サービス業	51,575	3,967	54_家具・装備品	2,738	19
37_事務用・サービス用機器	142,629	1,264	34_その他の金属製品	9,356	15
50_自動車部品・同付属品	118,245	1,109	6_畜産食料品	1,477	12
42_産業用電気機械器具	55,059	1,017	81_映像・音声・文字情報制作業	102	12
48_電子計算機・同付属装置	36,634	940	69_小売業	852	9
68_卸売業	76,210	861	13_繊維製品（化学繊維除く）	7,138	8
36_生産用機械	47,113	853	88_業務用物品賃貸業	464	8
38_その他の業務用機械	36,672	753	15_パルプ・紙・板紙・加工紙	7,401	7
41_その他電子部品・デバイス	77,611	743	23_石油製品	1,387	7
90_その他の対事業所サービス	14,326	607	25_ガラス・ガラス製品	3,537	7
49_自動車（自動車車体含む）	44,851	289	10_飲料	2,615	6
44_電子応用装置・電気計測器	4,132	239	30_その他の鉄鋼	676	5
43_民生用電子・電気機器	16,542	227	17_化学肥料	2,971	3
29_鉄鉄・粗鋼	20,708	219	28_その他の窯業・土石製品	2,986	2
51_その他の輸送用機械	13,670	207	7_水産食料品	149	2
47_通信機器	18,092	203	24_石炭製品	639	1
52_印刷業	17,838	177	62_上水道業	36	1
86_研究機関	6,922	172	65_廃棄物処理	90	1
19_有機化学基礎製品	41,537	150	74_その他運輸業・梱包	19	1
60_電気業	4,755	139	77_飲食サービス業	49	1
45_その他の電気機器	13,361	127	79_放送業	27	1
35_はん用機械	18,650	118	85_不動産業	48	1
78_通信業	1,398	89	98_その他の対個人サービス	37	1
59_その他の製造工業製品	12,087	87	1_農業	11	0
56_ゴム製品	14,715	81	11_飼料・有機質肥料	84	0
22_化学最終製品	29,016	75	3_林業	0	0
39_武器製造業	2,306	70	4_漁業	1	0
61_ガス・熱供給業	3,119	66	5_鉱業	20	0
32_非鉄金属加工製品	16,452	58	53_製材・木製品	584	0
21_医薬品	7,388	48	57_皮革・皮革製品・毛皮	13	0
9_その他の食料品	7,533	47	71_道路運送業	2	0
66_建築業	2,692	42	76_宿泊業	0	0
33_建設・建築用金属製品	8,682	38	8_精穀・製粉	270	0
55_プラスチック製品	26,741	26	82_金融業	116	0
89_自動車整備業・修理業	3,702	23	93_医療・保健衛生	10	0
26_セメント・セメント製品	2,249	21	96_娯楽業	24	0
87_広告業	229	20	97_洗濯・理容・美容・浴場業	103	0
31_非鉄金属製錬・精製	6,766	19	99_会員制団体	0	0

A2. AI 関連特許の判断基準と生産性

AI 関連特許の識別基準による違いと企業の生産性の関係を見る。表 A2 は、AI 関連特許の判断基準である category A, B, C によって分類された特許の累積出願件数と企業の生産性の関係を分析した結果である。モデル (1) の category A、つまり技術分類 G06N に該当する発明が、生産性と最も強い関係を有していると考えられる。また、キーワードによる識別基準 B によって識別された出願特許も企業の生産性と有意な関係にあることが確認される。一方、詳細な技術分類によって識別される出願特許は企業生産性と有意な関係が確認できない。

表 A2 AI 関連特許の識別基準と生産性

Dep.var.: $\ln(TFP_t)$	(1)	(2)	(3)
$\ln(\text{cum. \#AI patent cat.A}_{t-1})$	0.0162** [0.00668]		
$\ln(\text{cum. \#AI patent cat.B}_{t-1})$		0.00839 [0.00580]	
$\ln(\text{cum. \#AI patent cat.C}_{t-1})$			0.0136*** [0.00440]
$\ln(\text{cum. \#non-AI patent}_{t-1})$	0.00419*** [0.00156]	0.00426*** [0.00157]	0.00398** [0.00157]
$\ln(\text{\#employee}_{t-1})$	-0.0195*** [0.00247]	-0.0195*** [0.00247]	-0.0195*** [0.00247]
$\ln(\text{R\&D stock}_{t-1})$	0.000962** [0.000404]	0.000982** [0.000404]	0.000966** [0.000404]
$(\text{Export/Sales})_{t-1}$	0.0592*** [0.00761]	0.0591*** [0.00762]	0.0589*** [0.00761]
Foreign ownership ratio $_{t-1}$	0.0295*** [0.00739]	0.0297*** [0.00739]	0.0292*** [0.00739]
$\ln(\text{Age}_t)$	0.0317*** [0.00536]	0.0317*** [0.00536]	0.0317*** [0.00536]
Observations	273,498	273,498	273,498
Adj. R-sq.	0.261	0.261	0.261

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：固定効果推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, and *** $p < 0.01$.

A3. 内生性をコントロールした推計 (1)

	ln(#employee)	ln(#H-employee)	ln(#R&D-employee)	ln(#MFG.-employee)	ln(#service-employee)	ln(#temp-employee)	ln(#temp-H-employee)	#R&D-employee /#employee	#MFG.-employee/#employee	#service-employee/#employee	#temp-employee/#employee	#temp-H-employee/#employee
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
ln(cum. #AI patent _{t-1})	0.0410* [0.0215]	0.0628** [0.0313]	-0.0609 [0.0785]	0.0227 [0.107]	0.0519 [0.0394]	-0.144 [0.0926]	0.269** [0.120]	-0.00292 [0.00588]	0.00259 [0.00966]	0.00809 [0.0106]	-0.0157 [0.0136]	0.00985 [0.00626]
Post-AI-2000	0.0344** [0.0148]	0.0439*** [0.0142]	-0.0377 [0.0538]	-0.018 [0.0487]	0.0403* [0.0235]	0.11 [0.0820]	-0.143** [0.0585]	0.00111 [0.00339]	-0.000332 [0.00614]	0.00461 [0.00657]	-0.0308 [0.0262]	-0.00823*** [0.00315]
ln(cum. #AI patent _{t-1}) × post-AI-2000	-0.0168 [0.0195]	-0.0401 [0.0297]	0.125* [0.0684]	-0.0254 [0.103]	-0.0183 [0.0361]	0.0578 [0.0905]	0.115 [0.115]	0.00523 [0.00543]	-0.00817 [0.00836]	-0.00152 [0.00981]	0.0198 [0.0136]	-0.00375 [0.00599]
ln(cum. #non-AI patent _{t-1})	0.0742*** [0.00517]	0.0784*** [0.00801]	0.0768*** [0.0150]	0.0683*** [0.0137]	0.0945*** [0.00769]	-0.00254 [0.0139]	0.0312 [0.0198]	0.0014 [0.000863]	-0.00326* [0.00183]	0.00239 [0.00178]	-0.000951 [0.00127]	-0.00288* [0.00158]
ln(TFP _{t-1})	-0.0389*** [0.0110]	-0.00616 [0.0106]	0.0275 [0.0245]	-0.00994 [0.0252]	-0.0922*** [0.0172]	0.127*** [0.0402]	-0.158*** [0.0303]	0.00392** [0.00156]	0.00372 [0.00348]	-0.0192*** [0.00396]	0.0381*** [0.0126]	-0.0241*** [0.00280]
ln(R&D stock _{t-1})	0.0348*** [0.00158]	0.0237*** [0.00173]	0.121*** [0.00469]	0.0476*** [0.00417]	0.0502*** [0.00259]	-0.000817 [0.00577]	0.0214*** [0.00487]	0.00349*** [0.000229]	-0.000880* [0.000524]	0.00216*** [0.000518]	0.00179 [0.00233]	-0.000762** [0.000387]
(Export/Sales) _{t-1}	0.0731*** [0.0178]	0.0469** [0.0186]	0.241*** [0.0588]	0.106** [0.0486]	0.170*** [0.0298]	0.144** [0.0652]	0.0588 [0.0529]	0.0128*** [0.00406]	-0.0149** [0.00759]	0.0204*** [0.00729]	0.00156 [0.00456]	-0.0000562 [0.00383]
ln(Age _t)	0.246*** [0.0173]	0.192*** [0.0226]	-0.0211 [0.0376]	0.0635* [0.0333]	0.238*** [0.0254]	0.0585 [0.0514]	0.262*** [0.0582]	-0.00615** [0.00256]	0.000278 [0.00457]	0.00137 [0.00521]	0.000821 [0.00617]	-0.00117 [0.00506]
Observations	276,808	154,118	276,808	276,808	276,808	98,399	154,123	276,808	276,808	276,808	98,399	154,118
Adj. R-sq.	0.078	0.054	0.026	0.042	0.039	0.031	0.083	0.008	0.026	0.022	0.008	0.039

Note. Post-AI-2000 is a dummy variable that takes the value 1 for firms that filed their first AI patent application after 2000, i.e., the year of their first AI patent application. All estimations include industry and year fixed effect dummy variables. Number of employees converted into full-time employee working hours

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：IPW による推計。すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.

A4. 内生性をコントロールした推計 (2)

	ln(#employee)	ln(#H-employee)	ln(#R&D-employee)	ln(#MFG.-employee)	ln(#service-employee)	ln(#temp-employee)	ln(#temp-H-employee)	#R&D-employee / #employee	#MFG.-employee / #employee	#service-employee / #employee	#temp-employee / #employee	#temp-H-employee / #employee
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
ln(cum. #AI patent _{t-1})	0.0264** [0.0129]	0.0167 [0.0143]	0.0722* [0.0435]	0.00754 [0.0402]	0.0442** [0.0200]	-0.00967 [0.0639]	0.277*** [0.0579]	0.00409* [0.00242]	-0.00215 [0.00529]	0.00907* [0.00528]	0.00178 [0.00274]	0.00443 [0.00277]
ln(cum. #non-AI patent _{t-1})	0.135*** [0.0117]	0.146*** [0.0215]	0.180*** [0.0319]	0.164*** [0.0279]	0.184*** [0.0156]	-0.0484 [0.0317]	0.0759 [0.0508]	0.00601*** [0.00172]	-0.00454 [0.00356]	0.0122*** [0.00352]	-0.0018 [0.00191]	-0.00899** [0.00357]
ln(TFP _{t-1})	-0.0149 [0.0139]	0.0157 [0.0134]	0.0155 [0.0396]	-0.0415 [0.0388]	-0.0625*** [0.0234]	0.0341 [0.0536]	-0.0910** [0.0446]	0.00299 [0.00254]	0.00113 [0.00535]	-0.0130** [0.00566]	0.0112 [0.00772]	-0.0148*** [0.00345]
ln(R&D stock _{t-1})	0.0357*** [0.00215]	0.0248*** [0.00214]	0.125*** [0.00673]	0.0531*** [0.00609]	0.0517*** [0.00341]	-0.00756 [0.00742]	0.0187*** [0.00712]	0.00327*** [0.000319]	-0.000545 [0.000733]	0.00227*** [0.000704]	-0.000569 [0.00101]	-0.000965* [0.000516]
(Export/Sales) _{t-1}	0.0848*** [0.0234]	0.0496** [0.0233]	0.216*** [0.0796]	0.0905 [0.0643]	0.156*** [0.0368]	0.179** [0.0854]	0.0498 [0.0720]	0.0107** [0.00547]	-0.0122 [0.00946]	0.0160* [0.00931]	-0.00186 [0.00498]	0.00156 [0.00493]
ln(Age _t)	0.182*** [0.0316]	0.111*** [0.0416]	-0.00104 [0.0809]	0.0918 [0.0673]	0.176*** [0.0443]	0.000149 [0.0920]	0.362*** [0.139]	-0.00546 [0.00543]	0.00553 [0.00927]	-0.000633 [0.00980]	-0.00355 [0.00735]	-0.00281 [0.00925]
Observations	140,569	76,036	140,569	140,569	140,569	50,174	76,037	140,569	140,569	140,569	50,174	76,036
Adj. R-sq.	0.081	0.048	0.027	0.056	0.041	0.038	0.094	0.011	0.032	0.027	0.019	0.054

Note. All estimations include an interaction terms between technological similarity, defined as the technological distance between the average patent portfolio by technology category of AI patent applicants from 1993 to 1995 and the patent portfolio of the firm, and year fixed effect dummy variables. The technology classification is based on the IPC technology classification. Number of employees converted into full-time employee working hours

出典：IIP データベースと『企業活動基本調査』により著者作成。

注：すべての推計には産業ダミーと年ダミーが含まれる。企業レベルでクラスターされた頑健標準誤差。* p<0.1, ** p<0.05, and *** p<0.01.