

## RIETI Discussion Paper Series 23-J-034

# 日本企業のAI導入と生産性: スピルオーバー効果とイノベーション効果

**池内 健太** 経済産業研究所

**乾 友彦** 経済産業研究所

金 榮愨



#### 日本企業の AI 導入と生産性:スピルオーバー効果とイノベーション効果\*

池内 健太 (RIETI) 乾 友彦 (RIETI、学習院大学) 金 榮愨 (専修大学)

#### 要旨

近年、人工知能(Artificial Intelligence, AI)のビジネスでの利用が広がり、AI が企業のパフォーマンスにどのようなメカニズムで、どれほど影響するかに関心が高まっている。本研究では、『経済産業省企業活動基本調査』、TSR の企業間取引データ、プレスリリースデータ、IIP パテントデータベース情報などを用いて、企業の AI 導入が企業のパフォーマンスに与える影響を分析する。自社の研究開発によって生み出される AI 関連特許導入に加え、取引先企業(サプライヤーとカスタマー)の AI 導入を通じた影響も分析する。また、AI による生産過程の効率化(プロセスイノベーション)に加え、新製品の創出や既存製品の付加価値向上(プロダクトイノベーション)も分析する。主な結果は以下のとおりである。

- (1) AI 関連特許は企業の生産性と正の相関があり、非 AI 特許よりも生産性との関係が強い。
- (2) 特許出願件数が減少し始めた 2009 年以降も、AI 関連特許と企業生産性の関係は強まっている。
- (3) AI 関連特許は主に産業内で中間以上の生産性の企業の生産性に貢献する。生産性の低い企業では AI 関連特許が生産性に負の影響を与える。
- (4) 取引関係企業の AI 導入が当該企業の生産性に正のスピルオーバー効果をもたらすことは確認できない。
- (5) AI 関連特許は企業のプロダクトイノベーション、プロセスイノベーション、技術イノベーションの すべてに強く関係し、特に質の高い AI 関連特許はイノベーションに中期的かつ重要な影響を与える。

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。

キーワード: AI、生産性、イノベーション

JEL classification: O33, D24, O31, J23

23H00822) の支援を受けた。

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

\* 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、浦田秀次郎理事長(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。また研究にあたり、科学研究費助成事業(課題番号 19H01486、

#### 1. はじめに

2023 年 7 月、アメリカのハリウッドで数千人の脚本家と俳優がストライキを起こした。人工知能 (Artificial intelligence, AI)がエンターテインメント産業にもたらす変化、その中でも彼らの雇用と賃金への悪影響に対する懸念からのものであるといわれる。映画産業をはじめ、多くの産業で AI が どのように用いられ、どのように産業と労働市場を変えていくかもまだわからないにもかかわらず、 漠然とした期待とともに恐れも抱かれている。仕事への様々な憂慮にもかかわらず、 AI の開発や普及は徐々に進んでいる。最近、話題になっている ChatGPT や Google の Bart などの生成 AI は、普通の人の知的能力を超えるほど進化をし、文章作成のようなホワイトカラーの仕事をこなせることが示されている。 Meta (Facebook)、 Microsoft、 Oracle などの米国企業だけでなく、 NTT などの数多くの日本企業も、自社製品・サービスのために AI の開発を急ぎ、巨大な投資を行っている。日本の大手企業では生成 AI を活用して熟練技能の継承をサポートするといわれている。

生成 AI 以外にも、自動運転という AI が大手自動車メーカーではほとんど導入されている。電気自動車産業をリードする米国 Tesla の自動車に搭載される自動運転ソフトウェアは、現時点で最も高いレベルといわれ、Tesla の電気自動車の差別化と、付加価値に貢献している。製薬会社でのAI の活用も活発に進められている。世界的な製薬会社では、AI によって新薬開発が加速する効果が大きく、AI の開発に集中的な投資を行っている。Morgan Stanley(米国投資銀行)によれば、製薬産業では新薬開発を加速させるために、今後 10 年間毎年 500 億ドルの投資が行われることが予想される(Economist, 2023)。また、AI の導入は自動車産業の部品のモジュール化を加速し、自動運転の発展と導入は自動車産業を、「移動」をサービスする鉄道化するといわれる(中村[2017])。

産業界だけでなく、実生活でも AI に接する機会は増えている。多くのカスタマーサービスにはすでにチャットが導入されている。コールセンターで音声認識できるボットによる AI の音声案内と相談も珍しくない。デパートでは顧客の好みを学習した AI が顧客の買い物を提案する。大学などの教育現場でも AI の活用が始まっており、その利用と制限に関する議論は最近非常に活発に行われている。

車の自動運転や ChatGPT などで近年急速に話題になってきた AI だが、その研究はすでに 1950 年代に始まっており、1960 年代の第 1 次ブーム、1980-90 年代前半の第 2 次ブームを経 て、2000 年代後半以降、現在まで第 3 次ブームの中にあるといわれる(総務省[2016]<sup>1</sup>)。特に直近 10 年間は、実生活の消費財から生産現場にまで幅広く導入され、最も大きなブームとして期待 されている。

ここまで関心を集めている AI だが、いまだに確立した定義がないのも事実である(総務省 [2016])。 AI の技術進展や導入が経済に与える影響に関する関心も高まってきたが、多くの議論が推測や小規模なアンケート調査などに依存している。 例えば、少子高齢化が進んでいる日本では、AI の導入が労働者の生産性を高め、ルーチンな仕事を代行してくれることで労働力不足の緩

 $<sup>^{1}</sup>$  平成  $^{28}$  年版 情報通信白書(総務省)、人工知能(AI)研究の歴史。 $^{2023}$  年  $^{3}$  月  $^{15}$  日閲覧。

和に貢献するという声もあるが、AI 技術の普及が、ホワイトカラー労働者の仕事を代替し、労働需要に深刻なマイナスの影響を与えるとする懸念もある。結局、AI の導入が企業や経済の生産性を十分高め、それによる正の効果が、労働需要への負の代替効果を上回るかがカギとなるため、データに基づく実証分析が必要となる。

一般的に AI の導入は経済の生産性を高めることが期待されるが、近年、AI 技の導入が進んでいるにも拘わらず、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があると指摘している研究もある(Brynjolfsson, Rock, and Syverson, 2019)。そのような関心から、AI の導入が企業パフォーマンスに与える影響に関する分析が最近いくつか進んでいる(例えば、金・乾、2022; Yang, 2022)。これらの研究の特徴は、特許出願・登録データを用いて、企業レベルの AI 技術の導入を把握して、自社研究開発による AI の導入が当該企業の売り上げ、生産性、雇用などに与える影響を分析するものである。しかし、これらには、インプット側とアウトプット側で測定の問題の可能性がある。

第一に、インプットとしての AI をどのようにとらえるかである。AI 技術は自社開発のみではなく、外部からソフトウェアやサービスとして導入される可能性がある。Oracle などのデータベースソフトウェア企業のサービスには AI が組み込まれており、IBM のワトソンや OpenAI の ChatGPT などの AI サービスは外部に販売している。それらを購入・導入した企業は自社開発をしなくても AI を企業活動に導入できる。このような場合は、AI 関連特許によって導入をとらえるのができない。

本研究は、このような先行研究の方法に加え、AI を導入している取引相手からの影響も検証する。厳密な分析のためには個別の AI 関連取引情報を用いる必要があるが、AI の取引に関するデータは入手が困難なため、本稿では、取引相手の AI 導入による影響の分析を加える。具体的には、東京商工リサーチの企業データのうち、企業間取引関係を把握している企業相関データを用いて、AI を導入する(もしくは導入している)取引相手の存在が当該企業のパフォーマンスに与える影響を分析する。

AI に関連するアウトプットの測定にも課題がある。企業パフォーマンスの代表的な指標である、 生産性や売上などはレベニューに基づいており、一般的に企業の商品ごとの価格指数は存在せず、産業の平均的な価格指数で実質化するため、AI の導入による製品・サービスの質的な変化を とらえることができない。企業の生産性や売上における AI の貢献は以下の三つに分けて考えることができる。

A. 企業活動に用いられる AI(生産性 AI):企業の企画から生産、流通までの過程で AIが 用いられることで生産性が高まる場合。例としては、AIによって生産工程で不良品の割 合を減らすことができる。部品の調達や商品の搬送と流通などで AI を用いることで効 率を高められる。製薬会社は AI によって新薬開発の効率性を高め、開発期間を短縮 できる<sup>2</sup>。コールセンターでの AI の導入は、カスタマーサービスにおける時間と人員の 制約を緩和してくれる。小売業で AI を利用することで顧客の好みを迅速・正確に把握 し、売り上げと生産性に貢献する。

- B. 製品・サービスに体化する AI(体化された AI): AI が製品・サービスに組み込まれることで、その製品・サービスの価値を高める場合。自動運転システムが導入された自動車が一つの例である。また、Oracle や Amazon などのデータベースにも AI が導入されており、データベースの活用における効率性を高めている。近年のスマートフォンやアプリケーションによっては AI が利用できるようになっており、スマートフォンやアプリケーションなど製品の価値を高めている。
- C. 製品・サービスとしての AI(製品 AI): Open AI の ChatGPT や Google の Bard、IBM の ワトソンなどは AI 自体がサービスとして販売されている。

企業の製品とその価格に関する情報があれば、上記の三つを分けて測定することも可能である が、現実ではそのような情報がほとんど存在しない。多くの研究で測っている生産性は上記の三つ の効果が混在することになる。多くの分析では、企業の生産性を測定する際、企業の製品・サービ スごとの価格指数が存在しないため、産業の平均的な価格指数を用いている。それは上記の三つ の分類の内、A のケース(生産性 AI)では、企業の製品自体は変わっていないなら、このような測 定方法に大きなバイアスはないと考えられる。しかし、B(体化された AI)の場合は、製品の価値(価 格)が変わってしまう(一般的に上がる)ため、産業の平均的な価格指数を用いると、計測された生 産性が高まっても、それは生産技術の向上による生産性の伸び(プロセスイノベーション)ではなく、 製品の質が高まったことによって価格が高まった結果(プロダクトイノベーション)と解釈すべきであ る。例えば、Tesla の電気自動車は、電気で動く自動車という意味だけではなく、AI による高度な自 動運転システムを搭載しており、そのシステムは実運転から出てくるデータをもとに改良され、頻繁 にアップデートされる。自動運転システムは有料で提供され、グレードもいくつかに分けられている。 このシステムは、Tesla の自動車を他のメーカーの車から差別化し、Tesla の価値を高めると考えら れる。しかし、自動運転ソフトウェアの値段は別掲されるのではないため、売り上げの増加は字度 運転(AI)によるイノベーションの価値が含まれる。このようなアウトプットの増加は、生産性の上昇 によるものではなく、AIによるプロジェクトイノベーションの結果である。

C(製品としての AI) の場合は、ほかの IT サービスと同様、取引情報によってその価値を図ることができる。 ただし、本論文では AI 導入が AI を利用する産業にもたらす影響に集中するため、製品としての AI の分析は除くことにしている。 具体的には、企業の製品の内、情報サービス関連の売り上げがある企業のサンプルを除くことにしている。

本論文では、体化された AI のケースのような可能性を測るため、生産性のための AI のケースを

3

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> 製薬会社も新薬開発のために、AI の開発に投資している。Morgan Stanley (米国投資銀行)によれば、製薬産業では新薬開発を加速させるために、今後10年間毎年500億ドルの投資が行われることが予想される(Economist, 2023)。

想定した生産性への影響の分析に加え、AI と企業のプロジェクトイノベーションの関係も検証している。AI によってイノベーションが起こると、新製品・サービスとしてメディアに報道されると仮定し、プレスリリースのデータで定義されるイノベーションが、AI の導入とどのような関係を持つかを検証する。

本論文は以下の構成になっている。まず、2 節ではデータを紹介し、企業の生産性の測定を説明する。3 節では分析結果を紹介し、4 節で分析結果をまとめる。

#### 2. データ

#### 2.1. AI の定義と特許データ

AI に関する確立した定義はないが、総務省(2022)は、以下のように定義している。

「AI」とは、人間の思考プロセスと同じような形で動作するプログラム、あるいは人間が知的と感じる情報処理・技術といった広い概念で理解されている。

2000 年代後半から始まった第3のAIブームのキーワードは、「機械学習(Maching Learning)」である。総務省(2022)によれば、人間の知的情報処理・技術全般を指す広い概念がAIであるのに対して、「機械学習」は、AIの中でも、人間の学習に相当する仕組みをコンピューターで実現したものであり、データからパターンやルールなどを発見し、新たなデータを識別したり、予測したりするものを指す。

また、機械学習の一つとして「深層学習(Deep Learning)」は今の第3のAIブームのもう一つのキーワードであり、多数の層からなるニューラルネットワークを用いて行う機械学習のことで、深層学習により、コンピューターがパターンやルールを発見する上で何に着目するかを自ら抽出することが可能となる。最近のAIブームは主に深層学習がきっかけと言われる。

このように、AI は深層学習と機械学習のキーとなる概念が含まれる概念で、コンピューターによる学習以外に、画像認識・処理、音声認識・処理、診断・検知・予測・最適化、自然言語処理、機器制御・ロボティクスなどとも関連する、広範囲の工学的な概念といえる。

特許庁(2020)では、このような AI 研究の流れを背景に、AI 関連の発明(特許)を、「AI コア発明」と「AI 適用発明」をもって「AI 関連発明」として詳細に定義、分類している。ここで「AIコア発明」とは、日本の特許庁の技術分類として「特定の計算モデルに基づくコンピューターシステム」(技術分類 G06N)と定義される分野であり、AI のコアをなす技術に関連する発明である。例えば、「機械学習」や「深層学習」などに直接かかわる発明である。この分類は以下の図 2 にカテゴリーA に該当する。

それに対して、「AI 適用発明」とは、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の技術に AI コア発明を適用した発明のことである。特許庁(2020)では「AI 適用発明」を、技術分類とキーワードの二つの方法で識別している。 AI 関連技術分類とは、

「知識蓄積,推論によるプログラム作成、学習制御、ファジィ制御、ニューラルネット、推論」などに 関連する日本の特許技術分類(FI³)であり、43の技術分類で定義している。この基準によって定義 された AI 関連特許は図 2のカテゴリーB に該当する。

キーワードによる AI 適用発明とは、特許出願文書に「機械学習、学習アルゴリズム、トレーニング、ニューラルネットワーク、多層パーセプトロン、ネオコグニトロン、誤差逆伝播…」などのキーワードが含まれる発明で定義され<sup>4</sup>、図 2 のカテゴリーC に該当する。本研究では、このような特許庁(2020)の定義に従って、AI 関連特許をとらえ、分類している<sup>5</sup>。

AI コア発明は、技術分類に基づいており、国際比較が可能であるため、図 1 では、日本を含む 5 か国の AI コア発明の出願件数の推移を比較した。2016 年までは米国特許が最も多かったが、2017 年には中国特許が最も多くなっている。2016 年以降、韓国の特許が急増しているのに対し、日本の AI コア特許は、ヨーロッパより多いものの、伸びの勢いは弱い。

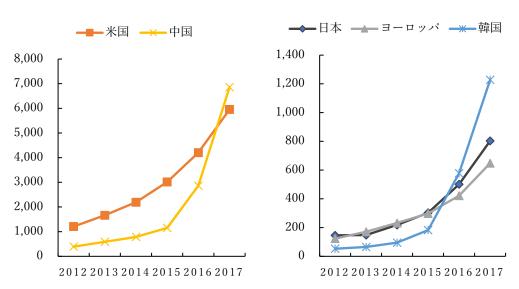


図1 AIコア発明の国際比較

注:技術分類 G06N が付与されている出願件数 出典:特許庁(2020)により著者作成。

図 2 は AI コア発明件数(A) に加え、技術分類(FI) によって AI 関連の発明を定義した AI 関連発明 (B)、AI 関連発明をコアキーワードによって定義した発明 (C) の推移を表しているものである。 1990 年代前後の第二の AI ブームとそのあとのしばらくの低迷、そして 2016 年以降の第三のブームが確認できる。

5

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> FI は、File Index の略で、国際特許分類を細分化した日本国特許庁独自の特許文献の分類である。

<sup>4</sup> 実際には上記の関連キーワードだけではなく、キーワード全部もしくは一部の組み合わせによって検索される。

<sup>5</sup> 概念図として補論 A1 の図 A1 を参照されたい。

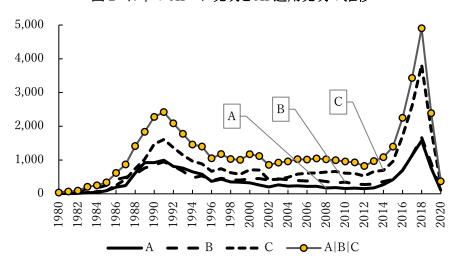


図2 日本のAIコア発明とAI適用発明の推移

注:A:AIコア発明、B:技術分類によって定義された AI 関連発明、C:AI 関連のコアキーワードによって定義された AI 関連発明。A、B、C は互いに排他的なものではなく、重なる部分も存在するため、和集合である A|B|C は A と B と C の合計とは一致しない。 2021 年 11 月ダウンロードのため、2019 年以降のカバー率が低くなっている。 出典:特許庁(2020)と J-PlatPat により著者作成。

特許出願のデータは、J-PlatPat<sup>6</sup>からダウンロードしたデータと知的財産研究所の『IIP パテントデータベース 2020 年版』(以下 IIP)を用いている。

#### 2.2 企業データ

企業のパフォーマンスに関連するデータは、『経済産業省企業活動基本調査』の調査票データと東京商工リサーチの企業データを用いている。『経済産業省企業活動基本調査』は従業者 50 人以上、資本金3 千万以上の製造業と卸・小売業、サービス業などの企業を調査対象にしており、日本企業の、多角化、組織、系列、国際化等の事業活動に関する詳細なデータを提供している。本研究では、『経済産業省企業活動基本調査』の企業名と住所を IIP の出願人の住所や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。図3は、『経済産業省企業活動基本調査』とマッチングされた IIP パテントデータベースの特許出願件数の推移である。IIP パテントデータベースで把握されている出願年別特許出願件総数(補論参照)の約67%である。また、2008年以降、特許出願件数全体に減少傾向が続いていることが確認できるで、しかし、AI 関連特許出願は2014年

<sup>6</sup> https://www.j-platpat.inpit.go.jp/

<sup>7 『</sup>経済産業省企業活動基本調査』とマッチングされた特許出願件数全体の減少は、特許 を出願している企業の内、『経済産業省企業活動基本調査』がカバーしていない企業によ

以降急上昇に転じている。ただし、本研究で利用する IIP パテントデータベースは 2020 年版であるため、直近の 2019 年以降の出願特許は十分にとらえていないため、分析には含めないことにしている。

#### ---- AI特許(左軸) - - · 非AI特許(右軸) ---- 合計(右軸) 1,500 300,000 1,000 200,000 500 100,000 0 2016 2008 966 2002 2006 2010 2012 966 2000 2004

図3 経済産業省企業活動基本調査とマッチングされた特許出願件数

出典:『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』により著者 作成

企業間の取引に関する情報は、東京商工リサーチの企業データのうち、企業間取引関係と資本関係をとらえている、企業相関データ(以下 TSR)の 2007 年から 2021 年までのデータを用いている。TSR では取引先を仕入先と販売先に分けて、企業ごと毎年に報告している<sup>8</sup>。本研究では、取引関係の双方から取引関係をとらえ、どちらかの企業から取引関係が報告されている場合は、取引関係が存在すると判断している。法人番号、住所、企業名などの情報を用いて TSR と『経済産業省企業活動基本調査』の企業のマッチングをしており、『経済産業省企業活動基本調査』のサンプル全体の約82%とマッチングできた。

#### 2.3 プレスリリースデータ

企業の新製品発表に関するデータは、日本経済新聞プレスリリースデータベース(以下、日経プレスリリース)からとっている。本研究で用いているデータは、2016年12月13日から2022年12月28日までに掲載された記事が対象であり、毎年約2万件の記事が報告され、企業データとマッチ

る特許出願の割合が増えていることによる可能性もある。例えば、研究開発専業企業や純粋持ち株会社などは調査対象外である。

<sup>81</sup>社あたり、毎年最大24社の取引相手までを報告しているが、少数の企業では最大約100社まで報告している企業も存在する。

ングできた企業は延べ約3万社である。

Ikeuchi (2017)の方法論にならって、日経プレスリリースに発表された記事の中から、以下のキーワードを基準に、新製品をプロダクトイノベーション、プロセスイノベーション、技術イノベーションに関連する記事を抽出した。

- プロセスイノベーション:発売|商品化、提供開始、販売開始、製品化、創刊、販売、投入、 提供、サービス化、開設、商業化、リニューアル、刷新、モデルチェンジ、改良、追加、拡 充、拡大、発刊、参入、事業化、立ち上げ、出荷、公開
- プロダクトイノベーション:導入、稼動、構築
- 技術イノベーション:成功、開発、発見、解明、実証、実用化、試作

日経プレスリリースデータを『経済産業省企業活動基本調査』とマッチングをし、上記のキーワードでプレスリリースを行った場合、イノベーションがあったとみなす。表 1 は、日経プレスリリースから認められた各イノベーションの基礎統計量である。

Variable Obs Mean Std. dev. Min Max 250 Product innovation 118,756 0.269 3.277 0 Process innovation 118,756 0.010 0.167 0 14 Technology innovation 118,756 0.025 0.446 39 0

表1 日経プレスリリースによるイノベーション

出典:日経プレスリリースと『経済産業省企業活動基本調査』により著者作成

#### 2.4 企業のパフォーマンスの測定

企業のパフォーマンスは、『経済産業省企業活動基本調査』によって測定している。企業レベルの総生産、中間投入、資本などの実質化のためのデフレーターは、2021 年国民経済計算(SNA)確報より、29 産業分類ごとに得ている。従って実質値は 2015 年価格である。

実質資本は、土地を除く簿価有形固定資産に、法人企業統計調査を用いて求めた、固定資本の産業ごとの時価簿価比率をかけることで求めている。資本投入のコストは、名目資本に(国債 10 年物利回り+産業平均資本減耗率)を掛けることで得ている。資本のデフレーターや産業平均資本減耗率は国民経済計算統計の固定資本マトリックスから求めた。

労働投入については、各企業の就業者数に JIP 産業分類別の産業平均の被雇用者一人当たり労働時間と労働の質指数を掛けて算出した。一人当たり労働時間と労働の質は JIP データベース 2023 暫定版の産業別被雇用者に関するデータから得た。

企業レベルの全要素生産性(Total Factor Productivity)は、各産業の産業平均に対する各企業

の相対的な TFP レベルとして 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。

$$\ln TFP_{f,t} = \left(\ln Q_{f,t} - \overline{\ln Q_{f,t}}\right) - \sum_{i} \frac{1}{2} \left(S_{f,i,t} + \overline{S_{i,t}}\right) \left(\ln X_{f,i,t} - \overline{\ln X_{i,t}}\right), \qquad for \ t = 1994,$$

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

$$+ \sum_{s=1}^{t} \left(\overline{\ln Q_{s}} - \overline{\ln Q_{s-1}}\right) - \sum_{s=1}^{t} \sum_{i} \frac{1}{2} \left(\overline{S_{i,s}} + \overline{S_{i,s-1}}\right) \left(\overline{\ln X_{i,s}} - \overline{\ln X_{i,s-1}}\right), \qquad for \ t \geq 1995.$$

$$(2)$$

ここで、 $Q_f$ 、はは期における企業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)における代表的企業の間の 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。

表 2 は、(1)、(2)式によって求めた TFP の基礎統計量である。TFP は一般に時間とともに上昇していくため、近年になるほど高く、産業ごとに異なるため、異なる産業での直接的な比較はできないことに注意しながらも、単純な平均でみても、サンプル期間中に特許を出願することがある企業の TFP がサンプル全体の平均 TFP より高い。そのうち、AI 特許出願を行ったことのある企業や、さらにコア AI 特許出願をした企業の TFP は非常に高い。また、日経プレスリリースによって把握された、イノベーション実現企業の生産性も全体の平均 TFP より高いことなどが確認できる。ただ、これらの差は、産業の違いによる可能性もあって、AI 特許が特定の TFP 上昇率が高い産業に集中している可能性もある。

このように、生産性の高い企業が特許出願、特に AI 関連特許を出願する可能性が高いため、 次節では、企業の観察できない固定効果をコントロールする固定効果推計を基本として行うことに する。

Obs Mean Std. dev. Min Max 企業活動基本調査 716,678 -0.018 0.250 1.496 -3.587 特許出願企業 297,760 0.050 0.206 -2.317 1.496 AI特許出願企業 0.159 0.228 -1.238 16,369 1.437 コアAI特許出願企業 6,965 0.199 0.242 -1.238 1.277 イノベーション企業 5,269 0.110 0.272 -0.983 1.121

表 2 基礎統計量(TFP)

出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベース、日経プレスリリースにより、著者作成

#### 3. 分析結果

#### 3.1 AI の導入と生産性

日本企業を対象にする先行研究の金・乾(2022)では、特許出願と生産性には正の相関があることを確認している。ここでも第一歩として、同様に企業の生産性に影響を与えるコントロール変数を入れたうえで固定効果推計を行った。ただし、彼らは、AI 特許以外の特許出願は考慮していない。Yang (2022)では、AI 関連特許がそうでない特許と比べて生産性への影響が高いことを発見している。ここでも、出願された特許のうち、AI として識別されていない特許も明示的に考慮したうえで分析を行う。

表3は、被説明変数として各企業のTFPを特許出願関連の変数に回帰させた結果である。コントロール変数として、企業規模やR&D支出、外資比率、企業年齢に、産業ダミーと年ダミーを入れている。主要な説明変数として、特許出願関連の変数に累積特許出願件数以外にも、特許の質を考慮するために、特許の被引用件数の累積値、出願後5年間の被引用件数の累積値を追加している。出願後5年間の被引用件数を用いるため、分析期間はデータがカバーする最後の年(2020年)より5年前の2015年までにしている。また、特許はAI関連とそうでないものを区別している。

表 3 のモデル(1)  $\sim$  (3) は AI に関連した特許のみを説明変数にし、モデル(4)  $\sim$  (6) は AI 関連でない特許出願件数を説明変数として追加している。出願特許件数でみても、被引用件数や出願後 5 年間被引用件数で見ても、AI 関連特許出願は企業生産性と正の相関を持っていることが確認できる。

また、モデル(4) $\sim$ (6)の結果から、AI 関連でない特許より AI 関連特許が TFP との相関が強いことも確認できる。これは Yang (2022)の結果と同じである。

表 3 AI 関連特許と生産性

	InTFP, t					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
In(累積特許出願件数、AI以外、t-1)				0.00562***		
				[0.000672]		
In(累積特許出願件数、AI関連、t-1)	0.0290***			0.0259***		
	[0.00287]			[0.00289]		
In(累積特許被引用件数、AI以外、t-1)					0.00465***	
					[0.000551]	
In(累積特許被引用件数、AI関連、t-1)		0.0159***			0.0144***	
		[0.00194]			[0.00195]	
In(5年累積特許被引用件数、AI以外、t-1)						0.00918***
						[0.000576]
In(5年累積特許被引用件数、AI関連、t-1)			0.0219***			0.0176***
			[0.00233]			[0.00234]
In(従業者数、t-1)	-0.0242***	-0.0242***	-0.0242***	-0.0251***	-0.0249***	-0.0255***
	[0.00101]	[0.00101]	[0.00101]	[0.00102]	[0.00101]	[0.00101]
In(R&D、t-1)	0.00149***	0.00150***	0.00149***	0.00130***	0.00134***	0.00114***
	[0.000259]	[0.000259]	[0.000259]	[0.000260]	[0.000259]	[0.000260]
外資比率、t-1	0.0472***	0.0477***	0.0473***	0.0467***	0.0471***	0.0461***
	[0.00381]	[0.00381]	[0.00381]	[0.00381]	[0.00381]	[0.00381]
In(企業年齢、t)	0.0710***	0.0709***	0.0711***	0.0670***	0.0676***	0.0662***
	[0.00270]	[0.00270]	[0.00270]	[0.00275]	[0.00273]	[0.00272]
Observation	251,675	251,675	251,675	251,675	251,675	251,675
Adj. R2	0.063	0.063	0.063	0.063	0.063	0.064
ρ	0.741	0.742	0.742	0.738	0.738	0.736
Av. Group size	12.2	12.2	12.2	12.2	12.2	12.2

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は頑健標準偏差。1995~2015年。

出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、著者作成。

#### 3.2 AI 導入と生産性、期間による違い

図 3 と補論の図 A1 でみたように、日本での特許出願件数は 2008、2009 年を境に減少傾向にある。世界金融危機による企業の研究活動の縮小や生産活動における特許の貢献が変わった可能性がある。ただ、近年 AI 関連特許の出願件数は増加していることも特徴的である。

本節では、このように、特許と生産性の関係が期間によって変わった可能性を検証する。表 4 は、各特許の変数に 2009 年以降に 1 を取るダミー変数との交差項を追加した推計結果である。すべての特許の累積出願件数を説明変数にしているモデル(1)でも、2009 年以降、生産性への特許の貢献が強まっていることが確認できる。AI 関連特許の累積出願件数を見ているモデル(2)の結果からも同様に、2009 年以降に特許の役割が強まり、出願後 5 年間の累積被引用件数を説明変数にしているモデル(3)の結果も同様なものである。

<sup>9</sup> ここでは、AI 関連特許と非 AI 特許に分けることはしていない。AI 特許が特許全体に比べ、

表 4 特許出願と生産性(期間別)

	InTFP, t			
	(1)	(2)	(3)	
In(従業者数、t-1)	-0.0240***	-0.0241***	-0.0241***	
	[0.00101]	[0.00101]	[0.00101]	
In(R&D、t-1)	0.00146***	0.00146***	0.00146***	
	[0.000259]	[0.000259]	[0.000259]	
外資比率、t-1	0.0441***	0.0444***	0.0446***	
	[0.00381]	[0.00381]	[0.00381]	
In(企業年齢、t)	0.0733***	0.0730***	0.0729***	
	[0.00270]	[0.00271]	[0.00271]	
In(累積特許出願件数、t-1)	0.00739**			
	[0.00311]			
In(累積特許出願件数、t-1)	0.0190***			
×1 (Year≥2009)	[0.00107]			
In(累積特許出願件数、AI関連、t-1)		0.00415**		
		[0.00206]		
In(累積特許出願件数、AI関連、t-1)		0.0137***		
×1 (Year≥2009)		[0.000804]		
In(5年累積特許被引用件数、AI関連、t-1)			0.00708***	
			[0.00251]	
In(5年累積特許被引用件数、AI関連、t-1)			0.0156***	
×1 (Year≥2009)			[0.000996]	
Observation	251,675	251,675	251,675	
Adj. R2	0.064	0.064	0.064	
ρ	0.744	0.744	0.743	
Av. Group size	12.2	12.2	12.2	

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。

出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、著者作成。

#### 3.3 企業の異質性による違い

研究開発、発明、特許の出願が企業のパフォーマンスに与える影響は企業の属性によって異なる可能性がある。このような活動は社内に経験と十分な知識が蓄積されるほど、生産性や新製品の開発につながると考えられる。そのため、小規模企業や生産性の低い企業は、特許出願に向けて資源を配分した結果、生産性自体が低下する可能性もある。それに対して、大企業や生産性の高い企業は特許出願から十分な生産性へのメリットを得ているかもしれない。それを検証するために、各期、産業ごとに、生産性を基準にサンプルを三つのグループに分けて同様の推計を行う。

累積特許被引用件数を主要な説明変数とする推計結果(表 5)を見ると、生産性の低いグルー

少数であるため、2009 年以降に 1 を取るダミー変数との交差項を加えると、説明変数間の相関が非常に高くなり(約0.9)、多重共線性の可能性が高くなるためである。

プでは AI 関連特許の出願と生産性に負の相関があることが確認できる(モデル[1])。生産性の面で特許出願によって最もリターンを得ているのは、中間レベルの生産性の企業(モデル[2])である。

表 5 企業の異質性と特許出願

		InTFP, t	
	Low TFP	Medim TFP	High TFP
	(1)	(2)	(3)
In(累積特許被引用件数、AI以外、t-1)	0.00542***	0.00736***	0.00251***
	[0.00112]	[0.000600]	[0.000721]
In(累積特許被引用件数、AI関連、t-1)	-0.0180**	0.0219***	0.0175***
	[0.00730]	[0.00289]	[0.00191]
In(従業者数、t-1)	0.00671***	-0.0166***	-0.0352***
	[0.00183]	[0.00115]	[0.00141]
In(R&D、t-1)	0.000949*	0.000246	0.000535
	[0.000509]	[0.000280]	[0.000329]
外資比率、t-1	0.0154	0.0154***	0.0369***
	[0.00992]	[0.00500]	[0.00403]
In(企業年齢、t)	0.108***	0.0494***	0.0355***
	[0.00643]	[0.00331]	[0.00319]
Observation	67,351	85,320	99,004
Adj. R2	0.061	0.173	0.063
ρ	0.658	0.578	0.649
Av. Group size	5.3	5.4	7.0

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。

出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、著者作成。

#### 3.4 取引関係企業の AI 導入からのスピルオーバー

Yang (2022)や金・乾(2022)などでは、企業が AI を自社で研究開発することによって導入することのみを考慮している。しかし、AI はサプライヤーから供給される可能性もある。また、巨大カスタマーが AI を導入していて、そこからのスピルオーバーによって当該企業の生産性が高まる可能性もある。本節では、このように、取引関係にある企業が AI を導入することによって当該企業の生産性が影響を受けるかを検証する。そのために、『経済産業省企業活動基本調査』データを TSR の企業間取引データと接続した。ただし、一つの企業は複数の企業と取引しているため10、取引相手の AI 投入関連の値は年毎の合計値である。また、本研究において利用可能な TSR データは 2007年以降であるため、ここでの推計結果は、表 4 のように、特許出願と生産性の関係が 2008年までと異なることによる影響もあることに注意する必要がある。

<sup>10 『</sup>経済産業省企業活動基本調査』と TSR でマッチングされた企業のサプライヤー企業数とカスタマー企業数はそれぞれ、平均 29 社、40 社で、中央値は 14 社、13 社である。

表 5 は、説明変数にサプライヤー企業とカスタマー企業の特許出願件数を追加した推計の結果である。全体のサンプルを使ったモデル(1)の結果を見ると、サプライヤー企業の AI 導入が当該企業の生産性に正の影響を与えると考えられる。ただし、当該企業の AI 関連特許は生産性と正の相関を持たない。

企業の異質性の影響を見るために、モデル(2)~(4)では、各年で産業内の企業を生産性によって三つのグループに分けた推計を行っている。生産性の低い企業は主にサプライヤーの AI 導入によってスピルオーバーを受け、中程度の生産性の企業は、自社の特許出願から生産性への性の影響を受け、同時にカスタマー企業の AI 導入による正のスピルオーバーを受けている。ただし、全体的には、取引関係にある企業による AI の導入が当該企業の生産性に強く影響するとは言えない結果である。

表 6 取引関係企業のAI 導入と生産性

		InTFP, t				
		Low TFP	Medim TFP	High TFP		
	(1)	(2)	(3)	(4)		
In(累積特許出願件数、AI以外、t-1)	0.00381**	0.00511	0.00715***	-0.000384		
	[0.00154]	[0.00316]	[0.00136]	[0.00188]		
In(累積特許出願件数、AI関連、t-1)	0.00605	-0.00634	0.0218***	-0.00884		
	[0.00554]	[0.0199]	[0.00562]	[0.00554]		
In(累積特許出願件数、AI関連、サプライヤー、t-1)	0.000637**	0.00127**	-0.000196	-0.00043		
	[0.000301]	[0.000563]	[0.000247]	[0.000395		
In(累積特許出願件数、AI関連、カスタマー、t-1)	0.000296	-0.00058	0.000573***	0.000123		
	[0.000272]	[0.000485]	[0.000222]	[0.000371		
In(従業者数、t-1)	-0.0260***	0.00685**	-0.0112***	-0.0270**		
	[0.00162]	[0.00283]	[0.00147]	[0.00235]		
In(R&D、t-1)	-0.000649*	-0.00103	-0.000337	-0.000385		
	[0.000368]	[0.000738]	[0.000304]	[0.000461		
外資比率、t-1	0.0226***	0.00182	0.00467	0.0173***		
	[0.00496]	[0.0116]	[0.00462]	[0.00544]		
In(企業年齢、t)	0.0169***	0.0313***	0.0113***	-0.000452		
	[0.00448]	[0.0101]	[0.00428]	[0.00508]		
Observation	132,491	37,107	45,429	49,955		
Adj. R2	0.160	0.211	0.497	0.141		
ρ	0.805	0.674	0.603	0.697		
Av. Group size	8.8	4.5	4.3	5.4		

注:2008~2019年。固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。 出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、 著者作成。

#### 3.5 AI 導入と新製品のイノベーション

AI の導入は企業の生産性を高めることが確認できる。しかし、本研究で測定している生産性は 産出の量的変化と質的変化が分離できないため、生産性の上昇が物的な生産性の向上の結果な のか、新製品の創出(もしくは既存製品の質の向上)からくる価格上昇によるものなのか、判別がで きない。そのため、ここでは、AI の導入が新製品の性質とどのように関係するかを検証する。 表 7 は、t 年のプレスリリースの件数を被説明変数にして、企業規模と特許出願関連変数を説明変数にする推計の結果である。プレスリリースは上記のように、キーワードによってプロダクトイノベーション、プロセスイノベーション、技術イノベーションの三つに分けている。1 期前の特許出願は、AI 関連特許でも非 AI 特許でも、当期のプロダクトイノベーションに強く関係することがわかる(モデル[1]、[2]、[3])。また、一般的な特許より AI 関連特許がプロセスイノベーションに強く関係することも確認できる。

プロセスイノベーションに関しても、累積特許出願係数がイノベーションに強く関係するが、特許の質を表す被引用件数でみる(モデル[5]、[6]、[8]、[9])と、プロセスイノベーションとテクノロジイノベーションにおいて AI 特許の重要性はそれほど有意ではない。

ニュースリリース: ln(#プロダクト), t ln(#プロセス), t In(#テクノロジ), t (1) (2)(3)(6) (7)(9) In(employee, t-1) -0.0134 [0.0150] [0.0151] [0.0151] [0.00454] [0.00454] [0.00454] [0.00689] [0.00690] [0.00690] In(累積特許出願件数、AI以外、t-1) 0.327\*\*\* 0.0709\*\*\* 0.0795\*\*\* [0.0229] [0.00693] [0.0105] In(累積特許出願件数、AI関連、t-1) 0.572\*\*\* 0.0841\*\*\* 0.164\*\*\* [0.0308] [0.00932] [0.0141] 0.574\*\*\* 0.243\*\*\* 0.104\*\* In(累積特許被引用件数、AI以外、t-1) [0.0913] [0.0417] [0.0274]In(累積特許被引用件数、AI関連、t-1) 0.823\*\*\* 0.0163 0.0979 [0.219] [0.0660] [0.100] In(5年累積特許被引用件数、AI以外、t-1) 0.0865\*\* 0.521\*\* 0.204\* [0.0811] [0.0244] [0.0371] In(5年累積特許被引用件数、AI関連、t-1) 0.901\*\* 0.112\* 0.0366 [0.192][0.0577] [0.0876] 49,653 49,653 49,653 49,653 49,653 49,653 49,653 49,653 49,653 Observation Adj. R2 -0.306 -0.327-0.375-0.381 -0.381-0.373-0.3730.904 0.972 0.962 0.823 0.982 0.972 0.721 0.797 0.723 Av. Group size 3.6 3.6 3.6 3.6 3.6 3.6 3.6 3.6

表 7 特許出願とイノベーション(1)

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。

出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、 著者作成。

特許出願と新製品・技術の発表にはラグが存在する可能性が高い。表 8 では t+2 期のプレスリリースを被説明変数にして、t-1 期の特許出願関連変数を説明変数にする推計の結果である。3 年のラグを置いて考えると、特許出願件数に加え、特許の質を表す被引用件数の説明力が高くなり、質の高い AI 関連特許の重要性が確認できる。質の高い AI 関連技術は、すぐに商品・製品・生産技術につながらないとしても、2,3 年のラグをもって企業のイノベーションに寄与し、その重要性はAI 以外の特許より大きくなることを示唆する結果である。

表 8 特許出願とイノベーション(2)

ニュースリリース:	In(#7	プロダクト)	, t+2	In(#プロセス), t+2		In(#テクノロジ), t+2			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
In(employee, t-1)	0.0142*	0.0167**	0.0161*	-0.00218	-0.00187	-0.00191	-0.00426	-0.00409	-0.00422
	[0.00845]	[0.00844]	[0.00844]	[0.00273]	[0.00273]	[0.00273]	[0.00388]	[0.00387]	[0.00387]
In(累積特許出願件数、AI以外、t-1)	0.0438***			0.000578			0.00614		
	[0.0106]			[0.00341]			[0.00484]		
In(累積特許出願件数、AI関連、t-1)	0.175***			0.0738***			0.0400***		
	[0.0199]			[0.00643]			[0.00914]		
In(累積特許被引用件数、AI以外、t-1)		0.0843***			0.0173**			0.0298**	
		[0.0254]			[0.00819]			[0.0116]	
In(累積特許被引用件数、AI関連、t-1)		0.389***			0.161***			0.109**	
		[0.0969]			[0.0313]			[0.0444]	
In(5年累積特許被引用件数、AI以外、t-1)			0.108***			0.0170**			0.0325***
			[0.0235]			[0.00760]			[0.0108]
In(5年累積特許被引用件数、AI関連、t-1)			0.334***			0.142***			0.108***
			[0.0814]			[0.0263]			[0.0373]
Observation	75,259	75,259	75,259	75,259	75,259	75,259	75,259	75,259	75,259
Adj. R2	-0.200	-0.202	-0.201	-0.236	-0.238	-0.238	-0.231	-0.232	-0.231
ρ	0.670	0.755	0.744	0.416	0.695	0.601	0.473	0.541	0.522
Av. Group size	5.1	5.1	5.1	5.1	5.1	5.1	5.1	5.1	5.1

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。

出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、 著者作成。

#### 4. おわりに

近年、AI に関する関心が高まり、産業への導入と活用が広がっている。しかし、AI の導入や開発が企業のパフォーマンスに与える影響に関しては、未知の部分も多い。本論文は、IIP パテントデータベースの企業の特許出願データを用いて、日本企業の AI 開発の程度を把握したうえで、『経済産業省企業活動基本調査』、TSR の企業間取引データ、プレスリリースデータを企業レベルでつなぎ、AI 関連技術の開発と導入が企業パフォーマンス、特に全要素生産性(TFP)にどのような影響を与えるかを考察・分析した。主な結果は以下のとおりである。

- (1) AI の導入は企業の生産性と正の相関があり、非 AI 特許よりも生産性との関係が強い。
- (2) 特許出願件数が減少し始めた 2009 年以降も、AI 関連特許と企業生産性の関係は強まっている。
- (3) AI 関連特許は主に中間以上の生産性の企業で生産性に貢献することが期待される。生産性の低い企業では AI 関連特許が生産性に負の影響を与える可能性がある。
- (4)取引関係企業の AI 導入が当該企業の生産性に正のスピルオーバー効果をもたらすことは確認できない。
- (5) AI 関連特許は企業のプロダクトイノベーション、プロセスイノベーション、技術イノベーションのすべてに強く関係し、特に質の高い AI 関連特許はイノベーションに中期的かつ重要な影響を与

#### 参考文献

金榮愨・乾友彦、「AI、ロボット技術の進展と企業パフォーマンス」RIETI ディスカッション・ペーパー:21-J-009

総務省(2016)「平成28年版情報通信白書」

特許庁(2020)「AI 関連発明の出願状況調査 報告書」

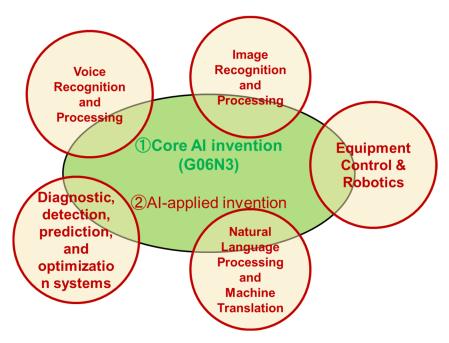
https://www.jpo.go.jp/system/patent/gaiyo/sesaku/ai/ai shutsugan chosa.html

中村吉明(2017)「AIが変えるクルマの未来」NTT出版。

- 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.
- Ikeuchi, K. (2017). Measuring Innovation in Firms. In Y. Honjo (Ed.), Competition, Innovation, and Growth in Japan (1st ed., pp. 77–97). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-3863-1
  - https://www.springerprofessional.de/en/measuring-innovation-in-firms/12284600
- Yang, C. H. (2022). How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment Firm-level Evidence from Taiwan. *Research Policy*, 51(6), 104536.

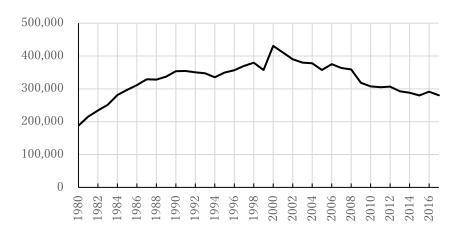
#### 補論 A1

図 A1 AI 関連特許の概念図



出典:特許庁(2020)に基づき、著者作成

図 A2 IIP パテントデータベースによる出願件数



出典:知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより著者作成

### 補論 A2 日経プレスリリースと『経済産業省企業活動基本調査』とのマッチング

表 A1 日経プレスリリースと『経済産業省企業活動基本調査』とのマッチング数

年	プレスリ リース	企業活動 基本調査	match (%)
	а	b	a/b
2016	6,470	30,151	21%
2017	6,428	29,530	22%
2018	6,275	29,780	21%
2019	6,108	29,295	21%
Total	25,281	118,756	21%

出典:日経プレスリリースと『経済産業省企業活動基本調査』により著者作成

補論 A3 企業の異質性と特許出願

表 A2 企業の異質性と特許出願(1)

	InTFP, t			
	Low TFP	Medim TFP	High TFP	
	(1)	(2)	(3)	
In(累積特許出願件数、AI以外、t-1)	0.00828***	0.0106***	0.00302***	
	[0.00139]	[0.000744]	[0.000867]	
In(累積特許出願件数、AI関連、t-1)	-0.0278**	0.0407***	0.0273***	
	[0.0110]	[0.00473]	[0.00277]	
In(従業者数、t-1)	0.00652***	-0.0170***	-0.0354***	
	[0.00183]	[0.00115]	[0.00141]	
In(R&D、t-1)	0.000897*	0.00017	0.000526	
	[0.000509]	[0.000280]	[0.000329]	
外資比率、t-1	0.0148	0.0154***	0.0365***	
	[0.00992]	[0.00500]	[0.00403]	
In(企業年齢、t)	0.106***	0.0476***	0.0352***	
	[0.00645]	[0.00332]	[0.00321]	
Observation	67,351	85,320	99,004	
Adj. R2	0.062	0.174	0.063	
ρ	0.658	0.588	0.649	
Av. Group size	5.3	5.4	7.0	

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。 出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、 著者作成。

表 A3 企業の異質性と特許出願(2)

		InTFP, t	
	Low TFP	Medim TFP	High TFP
	(1)	(2)	(3)
In(5年累積特許被引用件数、AI以外、t-1)	0.0119***	0.0121***	0.00556***
	[0.00120]	[0.000628]	[0.000749]
In(5年累積特許被引用件数、AI関連、t-1)	-0.0314***	0.0358***	0.0204***
	[0.00998]	[0.00357]	[0.00225]
In(従業者数、t-1)	0.00621***	-0.0169***	-0.0358***
	[0.00182]	[0.00115]	[0.00141]
In(R&D、t-1)	0.000799	0.0000871	0.000365
	[0.000508]	[0.000279]	[0.000330]
外資比率、t-1	0.014	0.0149***	0.0362***
	[0.00991]	[0.00499]	[0.00403]
In(企業年齢、t)	0.106***	0.0492***	0.0344***
	[0.00641]	[0.00329]	[0.00318]
Observation	67,351	85,320	99,004
Adj. R2	0.063	0.176	0.064
ρ	0.660	0.592	0.647
Av. Group size	5.3	5.4	7.0

注:固定効果推計。産業ダミー、年ダミーを含む。括弧内は標準偏差。 出典:『経済産業省企業活動基本調査』、知的財産研究所 IIP パテントデータベースにより、 著者作成。