

スタートアップにおける AI 利用とイノベーション —全国イノベーション調査に基づく実証研究¹⁾—

池田 雄哉 ・ 羽田 尚子

科学技術・学術政策研究所主任研究官 中央大学教授

査読付論文

2022年9月30日投稿

2023年3月25日掲載決定

キーワード AI (人工知能), イノベーション, 全国イノベーション調査, 実証研究, スタートアップ

I 序 論

AI (artificial intelligence) は企業のイノベーション・プロセスを変革する新技術として注目を集めており、経済社会に広く影響を及ぼしている (Agrawal *et al.*, 2019)²⁾。政府も「AI 戦略 2019」(2019年6月, 統合イノベーション戦略推進会議決定) を策定して、より多くの企業の AI 利用を推進している。この AI 戦略で掲げられている目標の一つが中小企業・ベンチャー企業への支援である。その理由は、AI 技術が人手不足や技術継承といった中小企業・ベンチャー企業で深刻化している問題に有効であり、生産性や成長性の向上に寄与すると考えられているからである。実際、世界的には AI 技術をイノベーション創出に活用する AI 創業スタートアップも誕生している。例えば、米国の AI 創業スタートアップであるアトムワイズ (Atomwise) は、創業の有望な候補となるリード化合物の発見に深層学習を用いることで、創業の精度やスピードの向上に成功しており、スタートアップとしては莫大な収益をあげている³⁾。

近年、AI 技術の進化とともに安価で手軽なツールが普及しており、経営資源に制約のあるスタートアップにおいても導入しやすい状況になりつつあるが、導入している小・中規模企業は1割にも満たないことが報告されている⁴⁾。また、AI を導入しても、AI をイノベーションにつなげるには多くの課題もある。Rammer *et al.* (2022) は、AI を実装するには既存の IT システムとの互換性が問題となること、AI 技術を効果的に利用するために従業者の適切なスキルが求められること、AI に基づく意思決定が信頼されず受容されるまでに不確実性がともなうこと、法規制の問題 (例えば、データ保護規則) などが AI 利用の潜在的な阻害要因になっているとし、結果としてイノベーションが制約されると指摘している。

このように AI 利用がもたらす経営効果には実務的・政策的にも大きな関心が寄せられているが、既存研究においては企業を対象としたマイクロ分析がきわめて少なく、雇用や所得への影響に

ついでのマクロ分析が多数を占めている。マクロ分析としては、例えば、Acemoglu and Restrepo (2019) は AI 技術を自動化 (automation) と定義したうえで、労働需要の停滞の原因が製造業における自動化の進展にあるとし、労働者の新たなタスクが生まれにくくなる可能性を指摘している。また、Acemoglu and Restrepo (2020) では産業ロボットを AI 技術として捉え、産業ロボットの導入によって米国内の雇用率 (employment-to-population) や賃金が低下したことを明らかにしている。一方、Yang (2022) は台湾の電子産業を対象として、AI に関連する特許が多い企業ほど生産性が高く雇用者数も多いものの、AI 技術の開発は高スキルの従業者と補完的であり、学歴の低い従業者の割合が減少することを発見している。日本企業を対象とした分析では、金・乾 (2021) は、AI 関連の特許出願数が全要素生産性 (total factor productivity : TFP) とプラスの関係がある一方で、製造部門の雇用にはマイナス、サービス部門の雇用にはプラスの関係があることを明らかにしている。

一方、AI とイノベーションに関する企業レベルでのデータはほとんどなく、一部の例外 (例えば、Liu *et al.*, 2020; Rammer *et al.*, 2022) を除けば、両者の関係性を扱うミクロレベルでの実証研究はきわめて限定的である。この主な原因は AI の利用実態に関する企業・事業所レベルの統計データが存在せず、また、AI の技術進歩に統計データの整備が追い付かないことも一因である (森川, 2019; Raj and Seamans, 2019)。欧州各国では、Community Survey on ICT Usage and E-commerce in Enterprises と呼ばれる共通の統計調査が実施されているほか⁵⁾、一部の国や研究機関では、企業向けの基礎的統計のなかで AI 利用に関するデータを収集し始めている。しかしながら、これらのデータソースはいずれも AI の利用実態を収集するものであっても、イノベーションに関するデータは含まれていない。企業レベルでの AI 利用とイノベーションとの関係性を分析するためには、AI とイノベーションがリンクしたデータが望まれる。

本研究では、企業レベルでの AI 利用とイノベーションに関して実証的に分析する。筆者らの知る限り、日本企業を対象としたこの種の分析はほとんど存在せず、現状の把握にすら至っていない。そこで、本研究では、文部科学省科学技術・学術政策研究所 (NISTEP) が実施した一般統計「全国イノベーション調査 2020 年調査」の調査票情報 (個票データ) を使用し、AI 利用がイノベーションの市場成果に及ぼす影響を検証する。本研究に用いる全国イノベーション調査は従業者数 10 人以上の企業を対象とした公的な統計調査であり、2020 年調査では AI 利用状況に関する設問が新たに設けられ、利用目的別 (例えば、既存の製品・サービスの改良) での AI の利用の有無が訊ねられている。

本研究の分析は、スタートアップを含む小・中規模企業に注目している。「AI 戦略 2019」においても指摘されているように、資金制約や人材不足といった経営資源の制約に直面しやすいスタートアップや小・中規模企業ほど、AI 利用が経営成果に与える影響が大きいと予想される。とくにスタートアップにとっては、イノベーションは生存にも関わる重要な問題であることが、既存研究から明らかである (例えば、Cefis and Marsili, 2006; Kato *et al.*, 2022)。しかしながら、本研究と同種のデータを使った Rammer *et al.* (2022) は大規模企業を含めたサンプルに依拠して

おり、企業の年齢や規模の違いは無視されているため、スタートアップを含む小・中規模企業での AI 利用に関する示唆は存在しない。本研究は、日本のスタートアップにおける AI 利用とイノベーションとの関係に着目した初めての実証研究であり、学術的及び政策的にも貢献が期待できる。

分析結果の要点は以下のとおりである。第 1 に、AI を利用している企業やより多くの活動領域で AI を利用しているスタートアップや小・中規模企業ほどイノベーションの市場成果（プロダクト・イノベーションによる売上が総売上高に占める割合）が高い。第 2 に、イノベーションの市場成果へのインパクトは新プロダクトの導入を目的とした場合に最も大きい。既存プロダクトの改良を目的とした利用はイノベーションの市場成果に結びついていない。第 3 に、新プロダクトの導入を目的に AI を利用したスタートアップは、それ以外のスタートアップや小・中規模企業にくらべてイノベーションの市場成果が高い。

以下、第 2 節では、AI とイノベーションに関する既存の文献を整理する。第 3 節では分析に用いたデータやモデルを説明する。第 4 節ではモデルの推定結果を示す。第 5 節では推定結果に関する考察を述べる。最後に、第 6 節で本研究の結論を要約する。

II 人工知能とイノベーションに関する先行研究

AI は、経済のあらゆる部門で活用されイノベーションをもたらす可能性があることから、しばしば新たな汎用技術（general-purpose technology）として捉えられることがある（Trajtenberg, 2019）。AI、とくに機械学習は、コンピューターがさまざまなデータから知識を獲得して、それらから結果の予測、分類、クラスタリング等のタスクを自動的に実行できるようにする技術である。経済産業省（2022）は、AI 利用による成果として、① 需要予測・在庫最適化、② 不良箇所自動検出による検品作業効率化、③ 機械・施設の予知保全、④ 運送ルート・積載計画の最適化、⑤ AI チャットボットによる顧客コミュニケーションの最適化、を挙げており、AI が広範な企業活動において活用される可能性を示している。とくに、イノベーション活動において適用可能な領域として、Rammer *et al.* (2022) は、① 製品、サービス、ビジネスモデル、② 生産・流通・業務管理方法、③ 研究開発、を挙げており、イノベーション活動における AI の利用可能性について言及している。

AI 利用によるイノベーションへの経路としては、企業における知識創造や知識移転のプロセスへの影響が考えられる。例えば、Aghion *et al.* (2019) は、AI の普及によってアイデア生産が加速することを理論モデルによって分析しており、Agrawal *et al.* (2019) も AI が新しい知識の発見や既存の知識の効果的な整理をサポートし、知識の再結合を促すと指摘している。また、Liu *et al.* (2020) は、AI がイノベーションに影響するメカニズムとして、AI の自動化技術によって従来よりも低コストで知識移転が可能になり知識のスピルオーバーが加速すること、AI の意思決定支援によって組織の学習能力や知識吸収能力が高まることを挙げ、このような知識創造

や知識移転への作用により、AIが企業のイノベーションを促すと主張している。

ただし、AIを効果的に活用するには、活用のためのスキルを備えた従業者が必要となる(Rammer *et al.*, 2022)。森川(2016)とMorikawa(2017)では、日本企業約3,500社に対する独自の質問票調査を実施し、従業員の学歴が高い企業ほど、AI・ロボットが経営や雇用に及ぼす影響をポジティブに捉えていることを明らかにしている。森川(2016)の改訂版である森川(2019)でも、AI・ビッグデータの利用と従業員の学歴との強い正の相関を観察している⁶⁾。これらの結果は、AIなどの新技術と労働者のスキル水準との補完性を示している。この補完性は、日本の個人約1万人を対象とした森川(2017)でも明らかにされている。森川(2017)によれば、大学・大学院卒業者、特に理科系の教育を受けた人ほど、AI・ロボットの生活への影響を肯定的に捉えるだけでなく、自身の雇用への代替性を小さいとみる傾向があるという。また、森川(2020)では、AIと働き方との関係性について日本の個人約5千人を対象とした質問票調査を実施し、大学・大学院卒業者の高学歴者ほどAI・ビッグデータを仕事に利用しているという結果を得ている。このような新技術と人的資本との補完性については、IT投資と生産性に関する研究でもしばしば指摘されており、IT投資が生産性向上をもたらすには、従業者の教育水準や業務慣行(例えば、意思決定の分散化)などの組織構造が補完的な役割を果たすことが知られている(例えば、Bresnahan *et al.*, 2002)。新技術であるAIを効果的に利用するうえでも、AIと補完的な人的資本や組織構造が必要ということが示唆される。

一方で、AIとイノベーションに関する実証研究は、まだ緒についたばかりで研究の蓄積は少ない。これまでの実証研究のひとつとして、特許をイノベーションとみなし、AIに関連する特許を特定するものがある(例えば、Baruffaldi *et al.*, 2020; Cockburn *et al.*, 2019; Fujii and Managi, 2018)。これらの研究は、国際特許分類やテキストマイニングによってAI技術に関する特許を集計した記述的な分析に留まっており、企業レベルでのイノベーションを扱うものではない⁷⁾。AIとイノベーションを関連づけた実証研究として、産業ロボットを対象としたLiu *et al.* (2020)やビッグデータ分析を対象としたNiebel *et al.* (2019)がある。Liu *et al.* (2020)は、中国における産業レベルのデータを使って、産業ロボットの導入件数が特許出願に及ぼす影響を分析している。分析の結果では、産業ロボットの導入と特許出願には正の関係があること、その関係がとくにハイテク産業において顕著であることを明らかにしている。Niebel *et al.* (2019)は、ドイツ企業に対する質問票調査の情報を用いて、ビッグデータ分析を行っている企業ほど、プロダクト・イノベーション実現率が高いという分析結果を示している。一方、Rammer *et al.* (2022)は、産業ロボットやビッグデータ分析といった特定の技術に限定せず企業におけるAI利用をより包括的に定義したうえで、イノベーションへの影響を分析した数少ない実証研究である。Rammer *et al.* (2022)は、ドイツの欧州経済研究センター(ZEW)が実施したドイツ版の共同体イノベーション調査(CIS: Community Innovation Survey)から、企業が利用したAI手法(例えば、言語理解、画像認識、機械学習)やそれを利用した領域(例えば、製品・サービス、業務の自動化、顧客との対話、データ分析)の情報を用いて、ドイツ企業におけるAI利用と実現したイノベーションの種類や

新規性との関係を分析している。分析の結果によれば、AIを利用している企業ほど、プロダクト・イノベーションやプロセス・イノベーションを実現しやすいものの、イノベーションの市場成果を示すプロダクト・イノベーション売上率に与える影響は限定的である。また、分析結果では、AIの導入実績が長い企業やAIを複数の活動領域で利用する企業ほど、新規性の高いプロダクト・イノベーションを実現しやすいことも示されている。

上述の先行研究から、AIがさまざまな活動領域において利用可能であり、スタートアップにおいてもAI利用によってイノベーションが創出されやすくなることが示唆される。スタートアップにとってイノベーションはその後の成長や生存に関わる重要な問題でもあり（例えば、Cefis and Marsili, 2006; Kato *et al.*, 2022）、AIがイノベーションに与える潜在的なインパクトは、スタートアップでこそ大きいかもしれない。しかしながら、先行研究は、AIの利用は人的資本や組織構造と補完的であることも示しており、経営資源の制約が大きいスタートアップにとってAI導入のハードルが実質的に高い可能性もある。企業レベルでのAI利用とイノベーションとの関係を実証的に分析したRammer *et al.* (2022)は、先駆的な研究といえるが、企業の年齢や規模の異質性を考慮に入れておらず、スタートアップや小・中規模企業によるAI利用がイノベーションに及ぼす影響を解明した研究ではない。以上により、本研究では、日本のスタートアップや小・中規模企業を対象に、AI利用がイノベーションに及ぼす影響について実証的に分析していく。

Ⅲ 分析方法

1 サンプル

本研究では、文部科学省科学技術・学術政策研究所（NISTEP）が実施した一般統計「全国イノベーション調査2020年調査」（以下、「J-NIS 2020」と呼ぶ）の調査票情報（個票データ）を用いる⁸⁾。全国イノベーション調査は、イノベーション・データの収集及び解釈のための国際的なガイドライン『オスロ・マニュアル』で勧告された定義や調査方法に準拠して調査設計されている。『オスロ・マニュアル』に準拠した国際比較可能な調査として、欧州における共同体イノベーション調査（CIS）がある。CISの個票データはしばしばイノベーション研究のデータ源となっており、スタートアップに関する実証研究にも利用されている（例えば、Gimenez-Fernandez *et al.*, 2020）。

J-NIS 2020では、一部を除く全ての産業に属し、かつ日本全国に所在する従業者数10人以上の企業を対象とした標本調査である⁹⁾。母集団企業数は44万2,978社であり、ここから3万1,088社が調査客体となり、オンライン及び郵送により1万2,534社の有効回答が得られている。本研究ではGimenez-Fernandez *et al.* (2020)を参考にして、スタートアップとスタートアップを除く小・中規模企業（以下、「SMEs」と呼ぶ。）の2つのサブサンプルからなるサンプルを作成している。具体的には、有効回答から従業者数250人未満の企業8,799社を抽出し、そのうち2019

年末時点で創業から8年以下の企業357社をスタートアップ、それ以外の8,442社をSMEsとした¹⁰⁾。つまり、本研究でいうSMEsとは、2019年末時点で創業から8年を超えた従業者数が250人未満の企業のことである。なお、企業規模の特定のため従業者数(2019年)と創業年に欠損値がある企業はサンプルから除いた。結果として、サンプルの観測数は8,686社となり、このうちスタートアップが357社、SMEsが8,329社となった。スタートアップの観測数を創業年数別にみると、0年(創業から1年未満)が2社、1年が29社、2年が42社、3年が28社、4年が33社、5年が46社、6年が56社、7年が61社、8年が60社という分布である¹¹⁾。

2 推定モデル

上記のサンプルを使用して、回帰分析により、スタートアップやSMEsのAI利用がイノベーションに及ぼす影響について分析する。その基本となるモデルは、被説明変数にイノベーションの市場成果、説明変数にAI変数とスタートアップ変数を含めたもので、(1)式に示すとおりである。

$$INNO_i^* = \alpha + \beta_1 AI_i + \beta_2 STRUP_i + \beta_3 AI_i \times STRUP_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

被説明変数である $INNO_i^*$ は、企業*i*に関するイノベーションの市場成果をあらわしている。後述するように市場成果に関する変数は、プロダクト・イノベーション実現企業にのみ観測可能な打ち切りデータであることから、推定にはトービット・モデルを採用している。説明変数のうち、 AI_i はAI変数、 $STRUP_i$ はスタートアップ変数を示しており、AI変数とスタートアップ変数との交差項も含まれている。この交差項は、AIを利用したスタートアップほどイノベーションの市場成果が高いのかを検証するために導入したものである。また、説明変数に含まれる X_i は、イノベーションの市場成果に影響すると考えられるコントロール変数をあらわしている。なお、(1)式の α は定数項、 ε_i は誤差項、 β_1 、 β_2 、 β_3 と γ はパラメーターをあらわしている。

3 変数

被説明変数である $INNO_i$ には、プロダクト・イノベーション売上率を用いる。プロダクト・イノベーション売上率とは、イノベーションによる市場成果をあらわす変数であり、プロダクト・イノベーションによってどれだけの売上高を獲得したかの割合を示すものである。J-NIS 2020では、2017年から2019年までの3年間に企業が市場に導入した「新しい又は改善した製品又はサービス」(プロダクト・イノベーション)について、「以前にいかなる競合他社も提供したことがないもの」(市場新規プロダクト・イノベーション)と「既に競合他社が提供している製品・サービスと同一又はよく類似したもの」(非市場新規プロダクト・イノベーション)に区分し、それぞれについて、2019年の1年間における売上高が総売上高に占める割合(売上率)を測定している。本研究では、これら市場新規プロダクト・イノベーションによる売上率と非市場新規プロダクト・イノベーションによる売上率の合計をプロダクト・イノベーション売上率と定義している。

図 1 全国イノベーション調査 2020 年調査 調査票 (抜粋)

6-4 貴社が利用したデジタル化の状況 (2017 年から 2019 年までの 3 年間)						
[a] から [e] のデジタル化について、貴社が利用した目的に該当するものを全て選んで□に✓を付けてください。ただし、該当するものがない場合は、「利用しなかった」にのみ✓を付けてください。						
利用目的	利用した					利用しなかった
	既存の製品・サービスの改良	新しい製品・サービスの導入	業務の自動化又はコスト削減	データ分析・収集又は意思決定支援	その他	
[a] インターネット・オブ・シングス (IoT)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
[b] クラウド・コンピューティング・サービス	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
[c] ビッグデータ分析	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
[d] 機械学習 (人工知能: AI)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
[e] 3D プリンティング	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

(出所) 全国イノベーション調査 2020 年調査統計報告。

なお、 $INNO_i$ は、プロダクト・イノベーション実現企業にのみ観測されるため、その潜在変数である $INNO_i^*$ が 0 よりも大きければ ($INNO_i^* > 0$)、 $INNO_i$ の観測値が得られる。

説明変数のうち AI 変数としては、企業における AI の利用有無、AI の利用範囲、及び AI の利用目的別の有無に関する変数を用いる。いずれの変数も J-NIS 2020 のデータから作成している。J-NIS 2020 では、2017 年から 2019 年までの 3 年間における AI の利用有無について訊いている。ここでいう AI とは機械学習を指し、具体的に「コンピューターが経験 (データ) から知識を獲得して、予測、分類、クラスタリング、グループ化等のタスクを自動的に実行できるようにする技術や手法のこと」と定義されている¹²⁾。先行研究ではビッグデータ分析を AI 技術として定義する場合もあるが、J-NIS 2020 の調査票ではビッグデータ分析は別の質問項目として訊かれており、AI には含まれていない。実際の調査票 (抜粋) は図 1 に示しており、AI の利用有無が 5 つの利用目的別に設けられていることがわかる。本研究では、いずれか 1 つの目的でも利用していれば当該企業を AI 利用企業 (AI_USE) とし、1 または 0 の二値変数によって定義する。また、単なる利用有無ではなく、AI 利用の範囲 (AI_BDTH) も AI 変数として用いる。この変数は利用目的の該当数によって定義しており、0 から最大で 5 までの値をとる連続変数である。さらに、利用目的別の利用有無に関する二値変数も作成している (ただし、「その他」を除く)。具体的に、「既存の製品・サービスの改良」(AI_IMPL)、「新しい製品・サービスの導入」(AI_DVLP)、「業務の自動化又はコスト削減」(AI_AUTM)、「データ分析・収集又は意思決定支援」(AI_DATA)、の 4 つの変数である。

AI 変数と同じく主たる説明変数の 1 つである $STRUP$ は、スタートアップ企業ダミーとして定義している。本節第 1 項で説明したように、サンプル企業のスタートアップは 2019 年末時点で創業から 8 年以下として選定しており、 $STRUP$ はスタートアップであれば 1、スタートアップ以外の小・中規模企業である SMEs であれば 0 である二値変数として定義している。創業から何年までの企業をスタートアップとするかについては議論があるものの、スタートアップに関

表 1 変数の定義

シンボル	変数名	定義
<i>INNO</i>	イノベーションの市場成果	2017年から2019年までの3年間に市場に導入した新しい又は改善したプロダクト（製品・サービス）による売上高が総売上高に占める割合（2019年の1年間）（単位：％）。
<i>STRUP</i> (AI利用)	スタートアップ	1：2019年末時点での創業年数が8年以下。0：それ以外
<i>AI_USE</i>	AI利用	1：2017年から2019年までの3年間にAIを利用した。0：それ以外
<i>AI_BDTH</i>	AI利用の範囲	2017年から2019年までの3年間にAIを利用した目的の数（0～5）
<i>AI_IMPL</i>	AI利用—既存プロダクト改良	1：2017年から2019年までの3年間に、既存プロダクトの改良のためにAIを利用した。0：それ以外
<i>AI_DVLP</i>	AI利用—新プロダクト導入	1：2017年から2019年までの3年間に、新プロダクトの導入のためにAIを利用した。0：それ以外
<i>AI_AUTM</i>	AI利用—業務の自動化・コスト削減	1：2017年から2019年までの3年間に、業務の自動化又はコスト削減のためにAIを利用した。0：それ以外
<i>AI_DATA</i>	AI利用—データ分析・意思決定支援	1：2017年から2019年までの3年間に、データ分析・収集又は意思決定支援のためにAIを利用した。0：それ以外
(その他の変数)		
<i>SIZE</i>	企業規模	従業者数（2019年）の自然対数値。
<i>EXPORT</i>	海外展開	1：2017年から2019年までの3年間に自社のプロダクトを海外で販売・提供した。0：それ以外
<i>GROUP</i>	企業グループ所属	1：2019年末時点で企業グループ（親会社又は子会社が存在）に属していた。0：それ以外
<i>R&D</i>	研究開発	1：2019年に社内で研究開発を実施又は社外に研究開発を委託した。0：それ以外
<i>UNGRAD</i>	高等教育修了者率	従業者に占める高等教育を受けた者の割合（2019年）（単位：％）。
<i>COMP</i>	市場競争度	2017年から2019年までの3年間における、自社プロダクトに関連した日本国内の競合他社数。1：0社、2：1～4社、3：5～9社、4：10～14社、5：15～49社、6：50社以上。

(注) 産業ダミーは日本産業分類中分類で定義しているが、記載を省略した。

表 2 基本統計量

	スタートアップ (357社)		SMEs (8,329社)			スタートアップ (357社)		SMEs (8,329社)	
	平均値	S. D.	平均値	S. D.		平均値	S. D.	平均値	S. D.
<i>INNO</i>	5.443	19.975	2.800	13.957	<i>SIZE</i>	3.214	1.102	3.608	1.031
<i>AI_USE</i>	0.048	0.213	0.045	0.208	<i>EXPORT</i>	0.143	0.350	0.155	0.362
<i>AI_BDTH</i>	0.067	0.337	0.053	0.266	<i>GROUP</i>	0.527	0.500	0.362	0.481
<i>AI_IMPL</i>	0.017	0.129	0.005	0.073	<i>R & D</i>	0.123	0.329	0.093	0.290
<i>AI_DVLP</i>	0.008	0.091	0.011	0.102	<i>UNGRAD</i>	55.701	41.187	46.069	39.540
<i>AI_AUTM</i>	0.014	0.118	0.019	0.136	<i>COMP</i>	2.807	1.967	3.065	1.842
<i>AI_DATA</i>	0.022	0.148	0.012	0.111					

(注) *STRUP* 及び産業ダミーの記載を省略した。

する既存研究をサーベイした加藤（2022）は、創業から6年あるいは8年までの企業をスタートアップと呼ぶ傾向があると言及しており、本研究における定義も妥当と考えている。

コントロール変数は、Gimenez-Fernandez *et al.* (2020) の推計モデルを参考に作成している。Gimenez-Fernandez *et al.* (2020) は、全国イノベーション調査と同種のイノベーション統計である CIS を使ったイノベーション生産関数の推定を行っており、その推定モデルのコントロール変数群は本研究にも応用可能と考える。具体的に、(1) 式の X に含まれる変数は、企業規模 (SIZE)、海外展開 (EXPORT)、企業グループ所属 (GROUP)、研究開発活動実行 (R&D)、高等教育修了率 (UNGRAD)、市場競争度 (COMP)、産業ダミー（日本標準産業分類2桁レベル）である。これらを含むすべての変数に関する定義を表1にまとめており、変数の基本統計量を表2に示している。

IV 推定結果

表3には、AI利用の変数として AI_USE と AI_BDTH を用いた場合の推定結果を示している¹³⁾。(i)と(ii)では、 AI_USE のイノベーションの市場成果に対する限界効果は正で有意である。限界効果の大きさは約2であり、これはAIを利用したスタートアップやSMEsはAIを利用しなかったスタートアップやSMEsに比べて、プロダクト・イノベーションによる売上高が総売上高に占める割合（プロダクト・イノベーション売上率）が約2%ポイント高いことをあらわしている。一方、 $STRUP$ の限界効果は(i)から(iv)のどのモデルでも正で有意であり、スタートアップはSMEsに比べてイノベーションの市場成果が高いことがわかる。しかしながら、 AI_USE と $STRUP$ との交差項は、イノベーションの市場成果に対して有意な効果がみられない。また(ii)の AI_USE 、 $STRUP$ 、及び両者の交差項に関する限界効果の合計値を計算すると5.612と正の値をとるものの（表3の最下部に記載）、統計的に有意ではない。このことからAIを利用したスタートアップは、SMEsやAIを利用しなかったスタートアップに比べてイノベーションの市場成果が高いとは必ずしもいえない。

(iii)と(iv)では、 AI_BDTH の限界効果は正で有意であり、AIを利用する活動領域が広いほどイノベーションの市場成果が高まることが示されている。また、(iv)の $STRUP$ との交差項の限界効果も10%水準では正に有意である。(iv)の AI_BDTH 、 $STRUP$ 、及び両者の交差項に関する限界効果の合計値は5.073と正の値をとり、統計的にも有意である。(iv)の結果は、(ii)における AI_USE の結果とは異なり、AIをより多くの活動領域で利用しているスタートアップでは、SMEsに比べて市場成果の大きいイノベーションを実現していることがわかる¹⁴⁾。

表4の(i)から(iv)は、AIの利用目的別での推定結果を整理したものである。AIの活用領域である4つの目的のなかで、 AI_IMPL を除く AI_DVLV 、 AI_AUTM 、及び AI_DATA のイノベーションの市場成果に対する限界効果は正に有意である。その限界効果の大きさは、 AI_DVLV (2.717)、 AI_DATA (1.883)、及び AI_AUTM (1.347) の順であり、新プロダクト（製品・サービス）

表 3 AI 利用がイノベーションの市場成果に及ぼす影響—利用有無，利用範囲—

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)
<i>AI_USE</i>	1.975*** (0.425)	1.985*** (0.428)		
<i>AI_BDTH</i>			1.328*** (0.330)	1.270*** (0.321)
<i>STRUP</i>	1.246** (0.576)	1.284** (0.586)	1.201** (0.574)	1.218** (0.581)
<i>AI_USE</i> × <i>STRUP</i>		2.439 (3.148)		
<i>AI_BDTH</i> × <i>STRUP</i>				2.733* (1.496)
<i>SIZE</i>	0.091 (0.124)	0.089 (0.124)	0.098 (0.124)	0.096 (0.124)
<i>EXPORT</i>	1.806*** (0.296)	1.802*** (0.296)	1.811*** (0.296)	1.800*** (0.296)
<i>GROUP</i>	0.056 (0.250)	0.053 (0.250)	0.046 (0.250)	0.038 (0.250)
<i>R&D</i>	5.518*** (0.353)	5.527*** (0.354)	5.534*** (0.353)	5.561*** (0.354)
<i>UNGRAD</i>	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)
<i>COMP</i>	0.258*** (0.064)	0.258*** (0.064)	0.258*** (0.064)	0.258*** (0.064)
産業ダミー	YES	YES	YES	YES
観測数	8,686	8,686	8,686	8,686
うち INNO=0%	7,805	7,805	7,805	7,805
F 値	32.214***	30.479***	31.887***	30.352***
限界効果の合計 (AI 変数+ <i>STRUP</i> +交差項)		5.612 (3.481)		5.073*** (1.731)

(注) 表中の数値は限界効果。ただし括弧内の数値は、頑健標準誤差である。***, **, *はそれぞれ1%, 5%, 10%の水準での統計的有意性を示す。限界効果の合計は、STATAのlincomコマンドにより求めている。

表 4 AI 利用がイノベーションの市場成果に及ぼす影響—利用目的別—

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)
<i>AI_IMPL</i>	0.807 (1.232)			
<i>AI_DVLP</i>		2.717*** (0.731)		
<i>AI_AUTM</i>			1.347** (0.682)	
<i>AI_DATA</i>				1.883*** (0.729)
<i>STRUP</i>	1.028* (0.587)	1.387** (0.573)	1.252** (0.576)	1.194 (0.581)
<i>AI_IMPL</i> × <i>STRUP</i>	11.430*** (3.849)			
<i>AI_DVLP</i> × <i>STRUP</i>		14.771*** (4.605)		
<i>AI_AUTM</i> × <i>STRUP</i>			1.988 (2.911)	
<i>AI_DATA</i> × <i>STRUP</i>				1.488 (4.094)
限界効果の合計 (AI 変数+ <i>STRUP</i> +交差項)	13.181*** (3.998)	18.785*** (5.026)	4.556 (3.021)	4.526 (4.293)

(注) 表中の数値は限界効果。ただし括弧内の数値は、頑健標準誤差である。***, **, *はそれぞれ1%, 5%, 10%の水準での統計的有意性を示す。限界効果の合計は、STATAのlincomコマンドにより求めている。それぞれの推定式には、表3と同じく、*SIZE*, *EXPORT*, *GROUP*, *R&D*, *UNGRAD*, *COMP*, 及び産業ダミーが含まれている。

の導入のための AI 利用がイノベーションの市場成果に最も影響をもたらしていることがわかる。*AI_DVLP*の限界効果は、表3で示した*AI_USE*の限界効果(1.975)を上回る。市場成果の大きなイノベーションを実現するという点でみると、既存プロダクトの改良に向けた AI 利用の効果はないが、新プロダクトの導入、業務の自動化・コスト削減、データ分析・意思決定支援を目的とした利用が正の影響を及ぼしていることが読み取れる。(ii)の*AI_DVLP*と*STRUP*との交差

項は正で有意な限界効果をもっており、新プロダクト導入のためにAIを利用したスタートアップではイノベーションの市場成果が大きいことがわかる。また、(ii)の *AI_DVLP*, *STRUP*, 及び両者の交差項に関する限界効果の合計値は 18.785 と正の値をとり (表4 最下部に記載), 統計的にも有意である。一方, (iii), (iv)の *AI_AUTM*と *STRUP*, *AI_DATA*と *STRUP*との交差項のそれぞれの限界効果は正であるが有意ではなく, 業務の自動化・コスト削減やデータ分析・意思決定支援を目的としたAI利用は, イノベーションの市場成果という点において, スタートアップに優位性をもたらすわけではないことが示唆される。

V 結果の考察

前節の推定結果では, AIを利用したスタートアップやSMEsほど, イノベーションの市場成果が高いことや, 新プロダクトの導入を目的としてAIを利用したスタートアップは, それ以外のスタートアップやSMEsよりも市場成果の高いイノベーションを実現していることが示された¹⁵⁾。スタートアップが新プロダクトの導入を目的としてAIを利用するとイノベーションの市場成果(プロダクト・イノベーション売上率)が高まるという結果は, 一見すれば自明な関係にも思われる。しかしながら, 言い換えれば, スタートアップが新プロダクトの導入という企図どおりにイノベーションの市場成果を挙げているということであり, 示唆のある発見といえるだろう。

このようなAIを利用した企業の優位性の源泉の一つとして, 人的資本や組織構造の影響が考えられる。IT投資に関する既存研究によれば, IT投資が生産性向上をもたらすには, 従業者の教育水準や業務慣行などの組織構造がIT活用の補完的な役割を果たす(例えば, Bresnahan *et al.*, 2002)。また, 日本企業を対象とした質問票調査に基づく森川(2016; 2019)やMorikawa(2017)では, AIと従業者の教育水準との補完性を観察している。同様に, 森川(2017; 2020)による日本の個人に対する質問票調査においても, 教育水準とAIとの補完性を示す結果が示されている。

先行研究からの示唆に基づき, 本節では, AIを効果的に活用するスタートアップやSMEsの優位性の源泉に関する補足の分析を行う。具体的には, 従業者の教育水準, 組織イノベーション, 教育訓練に関する変数がAI利用の有無やスタートアップとSMEsとの間で異なるのかについて記述的に分析する。分析に用いる変数は, 従業者に占める高等教育修了者の割合(*UNGRAD*) (2019年), 従業者に占める修士号保持者の割合(*MASTER*) (2019年), 従業者に占める博士号保持者の割合(*DOCTOR*) (2019年), 組織イノベーション(*ORGINO*) (2017年から2019年までの3年間に於ける自社内での新たな業務慣行または新たな意思決定・人材マネジメントの導入の有無), 従業者への教育訓練(*TRAIN*) (2017年から2019年までの3年間に於ける実施の有無)を用いる。

表5に分析結果を示している。表5のパネルAは, AI利用企業とAI非利用企業別に, 上述の変数(平均値)を整理したものである。*UNGRAD*, *MASTER*, *DOCTOR*は従業者の教育水準をあらわし, すべての変数においてAI利用企業がAI非利用企業を上回り, 両者の差は統計

表 5 人的資本と組織構造に関する変数の比較

	パネル A			パネル B		
	AI 利用 (393 社)	AI 非利用 (8,293 社)	差	スタートアップ (357 社)	SMEs (8,329 社)	差
	平均値	平均値	<i>t</i> 値	平均値	平均値	<i>t</i> 値
<i>UNGRAD</i> (%)	60.606	45.794	7.463***	55.701	46.069	4.334***
<i>MASTER</i> (%)	5.529	2.250	4.787***	4.491	2.308	2.986***
<i>DOCTOR</i> (%)	1.308	0.326	2.887***	1.056	0.341	2.388**
<i>ORGINO</i> (1/0)	0.356	0.109	10.141***	0.154	0.118	1.840*
<i>TRAIN</i> (1/0)	0.585	0.283	11.917***	0.364	0.294	2.712***

(注) *t* 値は、2 群の平均値に差がないという帰無仮説に関する検定統計量である。***, **, *はそれぞれ 1%, 5%, 10% の水準での統計的有意性を示す。

的に有意である。また、組織イノベーションをあらわす *ORGINO* や従業員の教育訓練をあらわす *TRAIN* の平均値も AI 利用企業が AI 非利用企業を上回っており、両者の差は統計的に有意である。表 5 のパネル B には、上述の変数の平均値についてスタートアップと SMEs 別に整理したものであり。従業員の教育水準をあらわす *UNGRAD*, *MASTER*, *DOCTOR* はいずれもスタートアップの方が高く、スタートアップと SMEs との差は統計的に有意である。組織イノベーションの変数 *ORGINO* は、スタートアップと SMEs とでそれほど大きな差はみられないが、教育訓練の変数 *TRAIN* の平均値は、スタートアップが SMEs を有意に上回る。

表 5 の記述的な分析の結果から、AI を利用する企業の方が AI を利用しない企業に比べて、従業員の教育水準が相対的に高く、組織イノベーションや教育訓練にも積極的に取り組んでいることが示唆される。こうした人的資本や組織構造に起因する優位性によって AI が効果的に利用され、イノベーションの市場成果に影響しているものと推察される。また、表 5 の結果は、企業の人的資本や組織構造は、SMEs よりもむしろスタートアップの方が高いことを示している。本研究の推定結果では、新プロダクトの導入を目的として AI を利用したスタートアップはイノベーションの市場成果が高いことを示しているが、この背景として、スタートアップが SMEs にくらべて相対的に高いスキルの従業員の雇用や従業員への教育訓練を積極的に実施していることが考えられる。このような人的資本やその蓄積を促す組織構造が AI 利用と補完的な役割を果たしているものと推察される。

VI 結 論

近年、AI 利用によるイノベーション創出には実務的及び政策的にも大きな関心が寄せられているが、AI の利用実態に関する企業・事業所レベルでの統計データが整備されていないため、企業における AI 利用とイノベーションとの関係性はほとんど分析されてこなかった。本研究で

附表 AI利用がイノベーションの市場成果に及ぼす影響（スタートアップのみ）

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)
<i>AI_USE</i>	6.528* (3.749)					
<i>AI_BDTH</i>		5.490*** (1.571)				
<i>AI_IMPL</i>			16.691*** (4.252)			
<i>AI_DVLP</i>				18.788*** (5.914)		
<i>AI_AUTM</i>					6.697* (3.804)	
<i>AI_DATA</i>						4.957 (4.678)
<i>SIZE</i>	-1.212 (0.851)	-1.240 (0.815)	-1.066 (0.791)	-0.957 (0.808)	-1.063 (0.849)	-1.051 (0.852)
<i>EXPORT</i>	2.906 (2.350)	2.255 (2.373)	2.979 (2.276)	3.484 (2.260)	2.919 (2.368)	2.975 (2.367)
<i>GROUP</i>	-0.205 (1.887)	-0.519 (1.887)	-0.732 (1.870)	-0.110 (1.879)	0.008 (1.946)	0.033 (1.926)
<i>R&D</i>	8.224*** (2.628)	8.617*** (2.607)	8.788*** (2.575)	7.642*** (2.503)	8.291*** (2.613)	7.844*** (2.590)
<i>UNGRAD</i>	-0.005 (0.022)	-0.008 (0.022)	-0.010 (0.021)	-0.002 (0.021)	-0.003 (0.022)	-0.002 (0.022)
<i>COMP</i>	0.455 (0.456)	0.416 (0.444)	0.339 (0.439)	0.376 (0.435)	0.492 (0.459)	0.463 (0.455)
産業ダミー	YES	YES	YES	YES	YES	YES
観測数	357	357	357	357	357	357
うち INNO=0%	311	311	311	311	311	311
F値	7.643***	7.849***	7.858***	8.484***	7.554***	7.414***

(注) 表中の数値は限界効果。ただし括弧内の数値は、頑健標準誤差である。***, **, *はそれぞれ1%, 5%, 10%の水準での統計的有意性を示す。

は、一般統計である全国イノベーション調査2020年調査で新たに設けられたAI利用状況に関するデータを使用し、企業におけるAI利用とイノベーションの市場成果との関係性を実証的に分析した。分析においては、AI利用の潜在的なインパクトはスタートアップを含む小・中規模企業のほうが大きいと予想されるため、先行研究では未解明となっていたスタートアップに注目した。

分析結果の要点は以下のとおりである。

第1に、AIを利用している企業やより多くの活動領域でAIを利用しているスタートアップやSMEsほどイノベーションの市場成果が高い。

第2に、イノベーションの市場成果へのインパクトは新プロダクトの導入を目的とした場合に最大であり、次いでデータ分析・意思決定支援、業務の自動化・コスト削減の順であった。これに対して、既存プロダクトの改良を目的とした利用はイノベーションの市場成果に結びついてい

ない。

第3に、新プロダクトの導入のためにAIを利用したスタートアップは、それ以外のスタートアップやSMEsよりもイノベーションの市場成果が高い。

追加の記述的分析では、スタートアップがSMEsよりも教育水準の高い従業員の雇用や従業員への教育訓練に積極的であることが判明しており、新プロダクト導入のためにAIを利用しているスタートアップの優位性が、AIの活用に補完的な人的資本や組織構造に起因するものと示唆される。

AIを利用するスタートアップや小・中規模企業ほどイノベーションの市場成果を獲得しているという結果は、AIを導入することによる実務的な便益を示している。このことは、より多くの中小企業・ベンチャー企業でのAI活用を推進する「AI戦略」の政策的エビデンスになりうる。現在、AIを利用している日本のスタートアップや小・中規模企業は限定的であるが、イノベーションへの好影響を考えれば、AI利用の余地は「ずいぶん大きい」といえる。一方、AIを効果的に利用するには人的資本や組織構造の重要性が示唆されているが、経営資源に制約のあるスタートアップでは、大学院卒業者などのAI技術と補完的なスキルをもっている人材の確保が高いハードルになっている可能性もある。したがって、データ・リテラシーを高めるような学校教育や企業内教育訓練への助成といった政策をつうじて、人的資本の高い人材をスタートアップに供給できる環境の整備が必要といえる。

本研究は、スタートアップのAI利用とイノベーションとの関係性について分析した先行的な実証研究であり、その貢献は学術的だけでなく政策的にも大きいと考えている。しかしながら、本研究の分析は、あくまでもクロスセクション・データに基づくものであり、内生性の影響を除去できていない。実証面での充実を図るには、AIの利用状況に関する企業、事業所、個人レベルでのデータの蓄積が不可欠である。AIの技術自体も日進月歩であるため、全国イノベーション調査をはじめとする包括的な統計調査での継続的なデータ収集が期待される。

注

- 1) 本研究はJSPS科研費19H01488, 20H01491の助成を受けた成果である。本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、所属する組織の見解を示すものではない。
- 2) AIの定義は統一されておらず、本研究でも詳細に議論しない。経済学での定義についてはLu and Zhou (2021)で整理されており、ロボットや機械をAIとして定義する研究もある。欧州統計庁が所管している企業のICT利用に関する統計調査(Community Survey on ICT Usage and E-commerce in Enterprises)では、AI技術の例として、テキストマイニング、コンピュータービジョン(画像処理)、音声認識、自然言語生成、機械学習、深層学習をあげている。
- 3) アトムワイズ社は、この技術によってリード化合物の特定・合成に関する研究契約をサノフィと締結し、サノフィから2,000万ドルの契約金を得ている。アトムワイズ社のほかAI創業スタートアップや創業分野におけるAIの活用事例については、小野寺・仙石(2018)に詳しい。
- 4) 科学技術・学術政策研究所(2021)によれば、2017年から2019年までの3年間でAIを利用

- した企業の割合は、小規模企業（従業者数 10 人以上 49 人以下）で 3%、中規模企業（同 50 人以上 249 人以下）で 6%、大規模企業（同 250 人以上）で 20% と推定されている。また、経済産業省が行った「中小企業の AI 活用促進に関する調査事業」によれば、2020 年 1 月時点で AI を導入している中小企業の割合は 2.6% であった。
- 5) この統計調査は、欧州委員会統計総局（Eurostat）によって各国で基準となる調査票や調査方法論が定められている。
 - 6) 森川（2019）では、日本企業約 2,500 社に対する質問票調査が新たに実施され、AI・ビッグデータの利用とイノベーション実施確率との正の相関も観察している。
 - 7) 特許は AI の利用と普及をあらわす指標としては限界がある。AI を利用したドイツ企業のうち、AI 技術の特許として保護した企業の割合は 30% 程度にとどまる（Rammer *et al.*, 2022）。
 - 8) 個票データは、統計法に基づく二次利用申請手続きを経て利用している。
 - 9) 調査方法論の詳細については、科学技術・学術政策研究所（2021）を参照していただきたい。
 - 10) 国際的な研究開発・イノベーション統計では、従業者数 10 人以上 49 人以下の企業を小規模企業、同 50 人以上 249 人以下を中規模企業、及び同 250 人以上を大規模企業と分類することが一般的であり、日本における中小企業基本法による「中小企業」の定義とは異なる。
 - 11) J-NIS 2020 の対象母集団は従業者数 10 人以上の企業であり、創業から間もない企業はサンプルに含まれにくい。これは本研究におけるデータ上の限界点といえる。
 - 12) J-NIS 2020 では、機械学習（人工知能）の定義を調査票の記入手引で補足している。それによれば、機械学習とは以下のとおり説明されている。「コンピューターが経験（データ）から知識を獲得して、予測、分類、クラスタリング、グループ化等のタスクを自動的に実行できるようにする技術や手法のことをいいます。機械学習は大きく分けて、正解データ（入力と出力（正解）の対の集まり）が与えられる「教師あり学習」と、事例データ（単なる入力事例の集まり）が与えられるだけの「教師なし学習」があります。また、正解データの代わりに報酬（スコア）で学習の手がかりを与える「強化学習」といった手法も機械学習に含まれます。なお、機械学習は、人工知能（AI）の一分野として考えられます。」
 - 13) 附表には、スタートアップのみをサブサンプルとする推定結果を示しており、表 3 及び表 4 と概ね一致した結果を得ている。
 - 14) 推定結果を割愛しているが、被説明変数をプロセス・イノベーション（2017 年から 2019 年までの 3 年間における、生産・流通・情報処理・管理業務等に関する新しい方法の導入）としたプロビット・モデルも推定した。推定の結果、表 3 の (i) から (iv) までの結果と同様に、*AI_USE*、*AI_BDTH*、*STRUP* のプロセス・イノベーションに対する限界効果は、正に有意であった。しかしながら、*AI_USE* と *STRUP* の交差項や *AI_BDTH* と *STRUP* の交差項は、プロセス・イノベーションに対して有意な効果はなかった。さらに、プロダクト・イノベーション売上率を市場新規性別に分け（すなわち、市場新規プロダクト・イノベーション売上率と非市場新規プロダクト・イノベーション売上率）、それぞれを被説明変数とするトービット・モデルを推定した。推定の結果、プロセス・イノベーションに対する結果と同様に、*AI_USE*、*AI_BDTH*、*STRUP* の限界効果は、正に有意であった。しかしながら、*AI_USE* と *STRUP* の交差項や *AI_BDTH* と *STRUP* の交差項は、やはり有意な効果をもっていなかった。

- 15) 機械学習を用いて創薬の候補となる化合物を生成する技術は、製品開発における AI 利用の実践例といえる。一般に、製品開発への活用分野としては、設計アイデアの生成（例えば、配合剤の組合せ候補の生成、香味レシピの提案）、デザイン探索（例えば、ビッグデータ解析によるニーズ抽出）、設計最適化（例えば、デジタル上での試作品の製造・検査）などが挙げられる。

参考文献

- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2019) "Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor," *Journal of Economic Perspectives*, 33, 3-30.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2020) "Robots and jobs: Evidence from U. S. labor markets," *Journal of Political Economy*, 128, 2218-2243.
- Aghion, P., B. F. Jones and C. I. Jones (2019) "Artificial intelligence and economic growth," in Agrawal, A., J. Gans and A. Goldfarb (eds.) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, Chicago, 237-282.
- Agrawal, A., J. Gans and A. Goldfarb, eds. (2019) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, Chicago.
- Baruffaldi, S., B. van Beuzekom, H. Dernis, D. Harhoff, N. Rao, D. Rosenfeld and M. Squicciarini (2020) "Identifying and measuring developments in artificial intelligence: Making the impossible possible," *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, No. 2020/05.
- Bresnahan, T. F., E. Brynjolfsson and L. M. Hitt (2002) "Information technology, workforce organization, and the demand for skilled labor: Firm-level evidence," *Quarterly Journal of Economics*, 117, 339-376.
- Cefis, E. and O. Marsili (2006) "Survivor: The role of innovation in firms' survival," *Research Policy*, 35, 626-641.
- Cockburn, I. M., R. Henderson and S. Stern (2019) "The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis," in Agrawal, A., J. Gans and A. Goldfarb (eds.) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, Chicago, 115-144.
- Fujii, H. and S. Managi (2018) "Trends and priority shifts in artificial intelligence technology invention: A global patent analysis," *Economic Analysis and Policy*, 58, 60-69.
- Gimenez-Fernandez, E., F. D. Sandulli and M. Bogers (2020) "Unpacking liabilities of newness and smallness in innovative start-ups: Investigating the differences in innovation performance between new and older small firms," *Research Policy*, 49, 104049.
- Kato, M., K. Onishi and Y. Honjo (2022) "Does patenting always help new firm survival? Understanding heterogeneity among exit routes," *Small Business Economics*, 59, 449-475.
- Liu, J., H. Chang, Y.-L. J. Forrest and B. Yang (2020) "Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors," *Technological Forecasting & Social Change*, 158, 120142.
- Lu, Y. and Y. Zhou (2021) "A review on the economics of artificial intelligence," *Journal of Economic Surveys*, 35, 1045-1072.

- Morikawa, M. (2017) "Firms' expectations about the impact of AI and robotics: Evidence from a survey," *Economic Inquiry*, 55, 1054-1063.
- Niebel, T., F. Rasel and S. Viete (2019) "BIG data - BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation," *Economics of Innovation and New Technology*, 28, 296-316.
- Raj, M. and R. Seamans (2019) "Artificial intelligence, labor, productivity and the need for firm-level data," in Agrawal, A., J. Gans and A. Goldfarb (eds.) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, Chicago, 553-565.
- Rammer, C., G. P. Fernández and D. Czarnitzki (2022) "Artificial intelligence and industrial innovation: Evidence from German firm-level data," *Research Policy*, 51, 104555.
- Trajtenberg, M. (2019) "Artificial intelligence as the next GPT," in Agrawal, A., J. Gans and A. Goldfarb (eds.) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, Chicago, 175-195.
- Yang, C.-H. (2022) "How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm-level evidence from Taiwan," *Research Policy*, 51, 104536.
- 小野寺玲子・仙石慎太郎 (2018) 「試行錯誤におけるテクノロジーの活用—医療・医薬産業における事例—」『研究 技術 計画』第33号第3巻。
- 科学技術・学術政策研究所 (2021) 「全国イノベーション調査2020年調査統計報告」*NISTEP REPORT*, No. 192, 文部科学省科学技術・学術政策研究所。
- 加藤雅俊 (2022) 『スタートアップの経済学』有斐閣。
- 金榮慤・乾友彦 (2021) 「AI, ロボット技術の進展と企業パフォーマンス」*RIETI Discussion Paper Series*, 21-J-009。
- 経済産業省 (2022) 「中小企業の経営者・担当者のための AI 導入ガイドブック—構想検討パンフレット—」(https://www.meti.go.jp/policy/it_policy/jinzai/1_AI_guidebook_mihiraki_FIX.pdf)
- 森川正之 (2016) 「人工知能・ロボットと企業経営」*RIETI Discussion Paper Series*, 16-J-005。
- 森川正之 (2017) 「人工知能・ロボットと雇用—個人サーベイによる分析—」*RIETI Discussion Paper Series*, 17-J-005。
- 森川正之 (2019) 「人工知能と企業経営—アップデート—」*RIETI Discussion Paper Series*, 19-J-045。
- 森川正之 (2020) 「AI 利用と働き方・生産性—個人サーベイに基づく分析—」*RIETI Discussion Paper Series*, 20-J-016。

Artificial Intelligence and Innovation in Start-ups: An Empirical Study Based on the Japanese National Innovation Survey

Yuya Ikeda, Shoko Haneda

The use of artificial intelligence (AI) to foster innovation has been growing over the recent years from social and political perspectives. However, the existing research is very limited and has not well examined whether the use of AI encourages firm-level innovation. This study employs firm-level data obtained from the Japanese National Innovation Survey 2020 and quantitatively examines the relationship between the use of AI and innovation or not. The study focuses on the AI use of start-ups and small-and-medium firms, which are likely to face resource constraints for their innovation activities.

The empirical results indicate the following three possibilities. First, the share of new products to total sales in 2020 (hereafter, new-product-sales ratio) are higher for firms using AI and for those using AI in a broader scope of their innovation processes. Second, the impact of the use of AI on the new-product-sales ratio is the highest for firms using AI for new product development, followed by those using AI for data collection and analysis and decision-making supports and by those using AI for the automation of operation and cost reduction. On the contrary, the impact of the use of AI on the new-product-sales ratio is not significant for firms that use AI to improve existing products. Third, start-ups that use AI for new-product development achieve a higher new-product-sales ratio than SMEs and start-ups that do not use AI.

Additional supplementary analysis indicates that start-ups are more likely to train employees and to hire highly skilled employees such as post-graduates, suggesting that the advantages for start-ups that use AI for innovation arise from high-skilled human capital.

Keywords AI (artificial intelligence), Japanese National Innovation Survey, empirical study, start-up
