

AI 導入が生産性に与える影響：概念整理と国際比較

調査統計局 大高一樹*、加藤直也

Bank of Japan Review

2025年9月

近年、生成 AI に代表される AI 技術は急速に進歩しており、経済全体の生産性を向上させることへの期待感が高まっている。特にわが国においては、労働力の減少といった構造的な課題に直面すると、定性的には、AI がこうした課題解決に貢献する強力なツールになり得ると期待されている。もっとも、マクロ経済への定量的なインパクトは、AI によって影響を受けるタスクの範囲やその普及速度に大きく依存しており、現時点では不確実性が高い。今後、わが国で AI が汎用技術として経済成長の原動力になり得るためには、イノベーションを促進する適切な環境整備とスキル習得に向けた利用者側の変革が求められる。

はじめに

少子高齢化が進み労働投入面での下押しが続く中、生成 AI (Generative AI) ¹の登場により、生産性向上への期待感が急速に高まっている。AI は、特定の産業にとどまらず、業種横断的に、社会の幅広い範囲に応用可能であるとの見方があり、「汎用技術 (General Purpose Technology)」として普及する可能性が指摘されている²。歴史的にみても、蒸気機関や電気、コンピューター、インターネットなどの汎用技術は、既存技術の代替に加えて、関連する業務プロセスの変革や新たな産業の創出を通じて経済全体に大きな波及効果をもたらしてきた³。

もっとも、汎用技術が経済全体にもたらす影響は、導入される技術ごとの特性に加え、それらが普及する速度にも大きく左右される。本稿では、AI 技術の導入が労働生産性や全要素生産性 (TFP) に与える影響について、先行研究での議論や最新のデータを踏まえて考察する。その際、他の先進国との比較から、わが国特有の要因にも着目し、今後わが国において AI 活用が生産性を向上させるうえで何が重要かといった点を整理する。

汎用技術としての AI と生産性向上メカニズム

「AI」が指し示す範囲は必ずしも明確ではない。広範な定義では、環境を認識しそれに対応して知的に振舞う機械やソフトウェア、あるいはアルゴリズムを総称する「知的な機械エージェント」⁴のことである。より狭義には、そのシステム的な特性に着目して、「受け取った入力から、物理的環境または仮想環境に影響を与える可能性のある予測、コンテンツ、推奨事項、または意思決定などの出力を生成する機械ベースのシステム」のように、より具体的な定義もみられる⁵。生成 AI は後者の狭義に該当すると考えられる。AI 活用によるマクロ経済への影響を論ずるうえでは、AI が指し示す範囲を意識することが肝要である。

【図表 1】汎用技術の要件

	定義 (Lipsey et al. 2006)	生成 AI は要件を満たすか (Eloundou et al. 2024)
広範な普及性	経済全体に広く普及し、多くの産業に影響を与える	タスクレベルでみて広範な職業に影響を与えている
継続的な改善	時間の経過とともに能力が向上し、複雑なタスクに対応	能力は時間の経過とともに進化している
補完的イノベーションの創出	新技術やビジネスモデルを通じて経済効果を創出	他の既存技術と組み合わせた新たなサービスが既に出現

(注) Lipsey et al. (2006)、Eloundou et al. (2024)を基に整理。

特に近年技術進歩が著しい生成 AI を中心に、AI は広範囲かつ多用途で使用され得る汎用技術であるとの見方があり、実際、蒸気機関などの過去の汎用技術が満たしてきた要件を、生成 AI も充足しているとの指摘もみられる(図表1)。このことは、AI が特定の産業に限定されず、経済全体へ幅広い波及効果をもたらすと期待されていることとも対応している。

それでは、AI は具体的にどのようなメカニズムを通じて生産性を向上させ得るのだろうか。Acemoglu and Restrepo (2018)によれば、その経路は図表2で示されているように大きく4つに整理できる⁶。しばしば「AI は人間の仕事を奪う」という論調も聞かれるが⁷、そうした懸念は、図表2①にみられるような、AI が「人間が行うタスク⁸を代替する」という側面に焦点を当てた議論であることがわかる。AI が汎用技術であるという前提に立てば、単に人間の業務を代替する(図表2①)だけでなく、人間の業務の補完や既に自動化されたタスクの効率化、イノベーションや新産業の創出を通じて、長い時間をかけて経済構造そのものを変革することが期待される(図表2②~④)。実際、汎用技術の一例である蒸気機関の普及の歴史を振り返ると、当初は炭鉱の排水作業の代替(図表2①に相当)を主目的に開発されたものが、その後、鉄道や蒸気船といった新たな輸送手段を生み出しただけでなく、工場の自動化やサプライチェーンの構築など産業構造の変革(図表2②~④に相当)にまで広範な影響を及ぼしたと整理されている⁹。こうした過程で、蒸気機関の発明が、結果的にみれば労働者に多くの新たな雇用機会を提供し、マクロ経済の成長率を押し上げてきた点

は注目に値する。

もっとも、こうした汎用技術の恩恵が統計上に表れるまでには、タイムラグがあることも知られている。この現象は、技術の革新性にもかかわらず、導入当初は生産性の顕著な上昇がみられないため、しばしば「生産性パラドックス」と呼ばれる¹⁰。この背景には、①計測の困難さに加え、②企業や社会が新たな技術に適応するために、必要な組織変革や補完的投資を実施することや、関連する制度や慣行を調整するのに時間を要することがあると考えられる。AI についても、企業が AI 活用を前提として業務プロセスや業務内容を再編し、労働者が AI と協働するためのスキルや知識体系が再構築され、さらには新ビジネスが創出されるなど、社会システム全体の変革があって初めて、経済全体の生産性を押し上げる真の効果が発現すると考えられる。

AI について、こうしたタイムラグ、すなわち、AI の汎用技術としての普及速度は、過去の汎用技術対比で速いという見方が多いものの、その不確実性は高い¹¹。

過去の汎用技術の普及例をみると、例えば蒸気機関は、産業用に広く展開されるまでに 80 年程度を要したほか、電力も送電網などのインフラ整備に 40 年程度を要したとされている¹²。他方、インターネットは、既存インフラを活用したこともあって、比較的短期間で普及が進んだ。この点、AI については、電力の普及が送電網という全く新しい物理インフラの広範な整備を前提としていたのに対し、既存のサーバーやクラウド環境上で導入・拡張できる点や、コンピューターやスマー

【図表2】AI の波及メカニズム

	メカニズム	定義	例	労働との関係
①	自動化 (Automation)	人のタスクを取って代わる	自動翻訳	代替効果
②	タスクの相乗効果 (Task complementarity)	限界生産性を引き上げる	AI業務支援 ツール	補完効果
③	自動化の深化 (Deepening of automation)	既に自動化されたタスクの 効率性向上	IT セキュリティ	既に代替済
④	新たなタスク (New tasks)	AIを利用した新たな タスクの出現	—	新たな雇用機会創出?

(注) メカニズム及び定義は、Acemoglu and Restrepo (2018)に基づいて整理。

トフォンなどインターフェースが既に普及しているという点で、インターネットのような急速な普及が可能という見方がある¹³。もっとも、上述した人材育成や組織文化の変革、プライバシーや安全面の法規制対応といった普及に不可欠な条件が整わなければ、効果発現に予想以上の期間を要するリスクも否定できない。

以上を踏まえると、AI活用による生産性押し上げ効果を議論する際には、どのような業種・タスクで、どの程度 AI 活用による押し上げ効果が生じるかという見込みに加え、それがどの程度のタイムスパンで実現するかという普及速度の想定が重要になるといえる。

AI 活用による生産性押し上げ効果

前節までの整理を踏まえて、本節では、先行研究が試算する先行きの生産性押し上げ効果を概観する。先行研究では、AI活用によるマクロの生産性押し上げ効果を計測する際、次式のように個別タスクでの生産性改善幅を集計してマクロの影響を計算する「タスクベースアプローチ」が採用されている。

マクロの生産性押し上げ幅

$$= \sum (\text{タスクの生産性変化幅} \times \text{GDP シェア})$$

近年こうした手法による労働生産性もしくは TFP の押し上げ幅の試算が多くの機関から公表されている。

図表 3 に示した米国などを対象とした先行研究では、AI活用によるマクロの生産性押し上げ効果の試算にはバラつきがみられる。具体的には、労働生産性の押し上げ幅は年率で 2%前後との試

【図表 3】 AI による生産性押し上げ効果の予測

文献	対象	生産性押し上げ幅(年率)
Baily et al. (2023)	米国 労働生産性	2.5%程度
Hatzius et al. (2023) (Goldman Sachs)	米国 労働生産性	1.5%程度
Chui et al. (2023) (McKinsey)	グローバル 労働生産性	0.6%程度(生成AIに限る) 3.4%程度(AI技術全体)
Cazzaniga et al. (2024) (IMF)	グローバル 労働生産性	1%程度
Acemoglu (2025)	米国 TFP	0.1%未満

(注) 引用文献の詳細は、脚注 15 参照。

算を示した分析 (Baily et al. 2023、Hatzius et al. 2023) がある。その一方、Acemoglu (2025)は、生成 AI による高度認知タスクの代替の困難さを考慮し、TFP の押し上げ幅は 0.1%未満と相対的に控えめな推計結果を示している¹⁴。このほか、グローバルにみて、Cazzaniga et al. (2024)は労働生産性を 1%程度押し上げると推計している。また、生成 AI に限れば労働生産性の押し上げ効果は 0.6%程度にとどまるものの、AI 技術全体でみれば最大 3.4%程度になるなど、想定する AI 技術の範囲による差異を報告する研究もある (Chui et al. 2023)¹⁵。なお、普及期間については、これらの研究ではいずれも、先行き 10 年程度からそれを超える期間を想定している。このため、普及のペースによって年ごとの押し上げ幅が変化しうる。

わが国に関する研究はこれまでのところ少ないものの、森川 (2025)は、労働者へのサーベイ結果をもとに、生成 AI の導入によって、0.5%程度の労働生産性押し上げ効果があったと試算している¹⁶。

前節の整理を踏まえると、先行研究間の推計値のバラつきは、主に、①AI 導入の影響を受けるタスクの種類や想定する AI 技術の範囲の違い——生成 AI に限るか、自動化などより広範な AI を含むか——、②導入の容易さに関する想定の違い、および③導入スピードに関する想定の違いに起因すると考えられる。なお、これらの試算では、しばしば、労働者のセクター間の移動や失業、新たなタスク創出の効果が考慮されていない点にも留意が必要である。

わが国と欧米主要国の比較：業種構造と AI 準備度

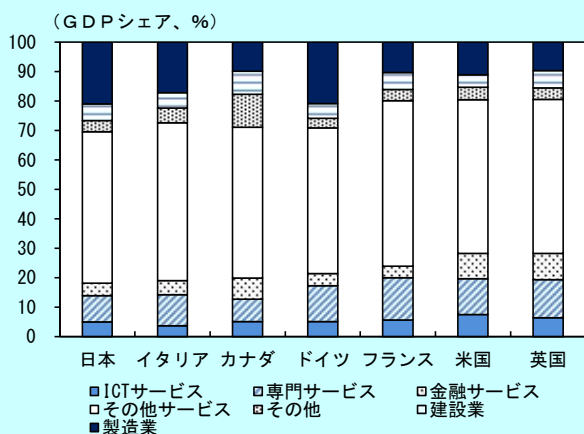
それでは、わが国と他の先進国では、AI活用による生産性押し上げ効果に本質的な違いがあるのだろうか。この点、そうした効果を考えるうえでは、各国の産業構造の違いも重要である。

一般に生成 AI はテキストやプログラムコード生成といったスキル労働の支援に強みを持ち、オフィスワーク業種 (例：事務、企画、研究開発、クリエイティブ、ソフトウェア開発など) で恩恵が大きいと期待されている。他方、より広範な AI 技術は、従来型のロボットや機械制御による自動

化と相性が良く、製造業や物流・運輸、建設といった繰り返し作業の多い労働集約的な分野で効果が大きいと考えられている。すなわち、従来型の自動化技術と AI を組み合わせることで恩恵を受ける業種と、生成 AI によって恩恵を受ける業種とでは、異なる傾向がみられる。

国ごとの産業構造を付加価値シェアで見ると、G7 各国の中で、わが国は製造業のウェイトが高い一方、金融保険や情報サービス等の産業のウェイトが低い（図表 4）。こうした産業構造の違いは、AI 活用による生産性押し上げ効果の現れ方という観点でも、各国間で差異を生じさせ得る。

【図表 4】先進国の産業ウェイト

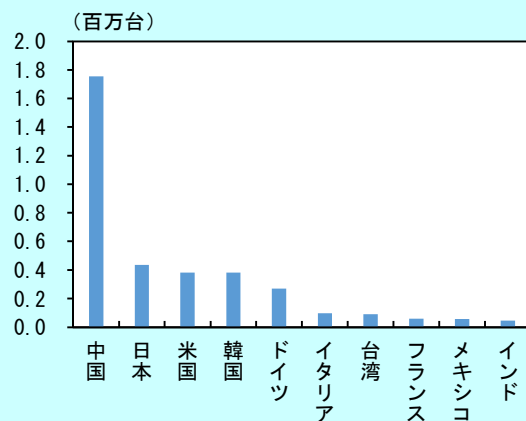


(注) 2021 年の値。
(出所) OECD

わが国の製造業についてみると、就業者数の面では、約 15%が製造業に従事しているなど、米国（約 8%）を大きく上回っている。また、わが国の製造業は過去数十年にわたり産業用ロボットの導入を進め生産性を向上させてきており、実際、製造業の現場におけるロボットのストックは他国に比べて高い水準となっている（図表 5）。この結果、過去 30 年程度の労働生産性の推移をみると、わが国の製造業における伸びは非製造業と比べ高く、製造業での省力化・自動化投資が生産性向上につながったとみられる（図表 6）。

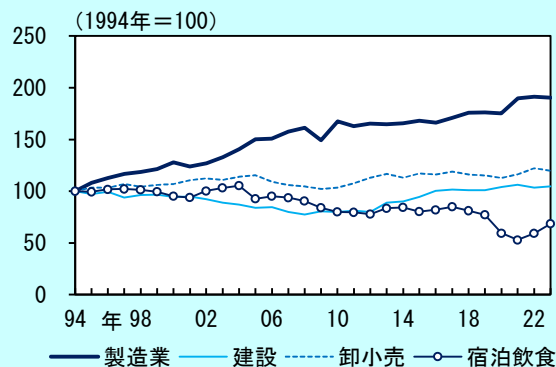
他方、非製造業についてみると、欧州や米国は、金融保険や情報サービスなどの産業が発達しており、既にデジタル化が進んだ業態も多いため、これらの分野は生成 AI 活用による効率化のメリットが大きいとみられる。もともと、こうした知識集約型サービス業の GDP に占めるシェアは、

【図表 5】産業用ロボット稼働台数



(注) 2023 年の値。
(出所) 日本ロボット工業会

【図表 6】産業別の労働生産性



(注) 産業別実質 GDP を雇用者数×労働時間数で除して計算。
(出所) 内閣府

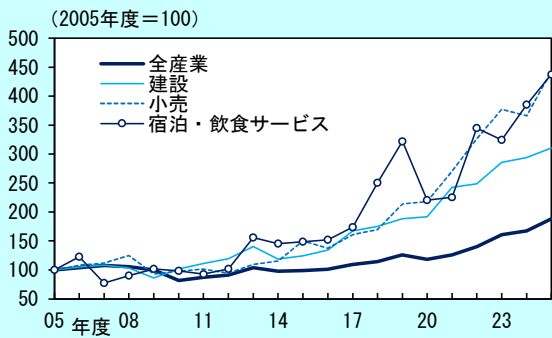
わが国では相対的に低い一方で、その他のサービス業のシェアは高い。主に対個人向けサービスや宿泊飲食業などのサービス業では、定型的な作業の集約度は他の主要国と比べて高いものの、中小企業を中心に効率化余地が相応に残っているとみられる。

以上の事実は、わが国の AI 活用について、一つの示唆を与える。すなわち、既に自動化が進んだ製造業では、ロボティクスと AI の組み合わせによる一層の効率化（図表 2 ③に相当）が期待される。これまで自動化の進展が相対的に遅れていたサービス業においても、AI 導入による効率化の恩恵を受けやすい領域が多く残っていると見える。特に、これまで人件費が比較的安価であったために省力化・自動化投資が見送られてきた業種においても、今後、人件費の上昇や人手不足の深刻化が一層進めば、そうした分野で AI やロボットの導入が一気に進む可能性がある。実際、足も

とでは、卸売・小売や宿泊・飲食サービスなど「IT 利用部門」において、人手不足を背景にソフトウェア投資は増加しており、TFP 成長率が大きく伸びている（図表 7、8）¹⁷。こうした動きが、喫緊の人手不足を補うための代替投資にとどまらず、限界生産性の向上につながる事が重要である。

AI 活用による生産性向上が円滑かつ迅速に進むためには、各国において AI が受け入れられる環境が整備されていることも重要である。その指標の一つとして、IMF が公表している「AI 準備度

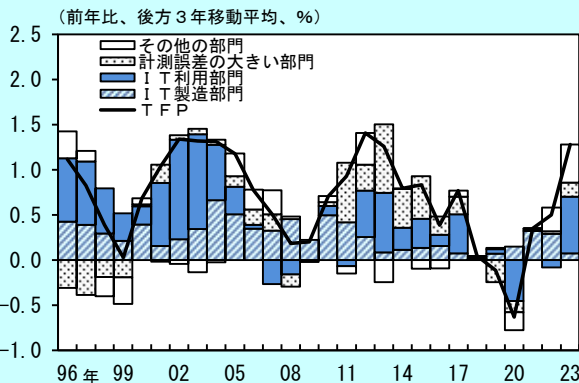
【図表 7】ソフトウェア投資



(注) 短観ベース（全規模）。2025 年度は、2025/6 月調査時点の計画値。

(出所) 日本銀行

【図表 8】部門別 TFP 上昇率



(注) Fernald, J. G. (2015), "Productivity and Potential Output before, during, and after the Great Recession," *NBER Macroeconomics Annual 2014*, 29(1), pp. 1-51 に依り、ソフトウェア投資額の付加価値比率等を基に分類。

IT 製造部門：電子部品・デバイス、電気機械、情報・通信機器
IT 利用部門：卸売・小売、宿泊・飲食サービス、運輸・郵便、専門・科学技術・業務支援サービス、情報通信、化学等

計測誤差の大きい部門：金融・保険、不動産、建設、鉱業

その他の部門：輸送用機械、はん用・生産用・業務用機械、食料品、一次金属、金属製品等（教育、保健衛生・社会事業、公務等は除く）

(出所) 内閣府

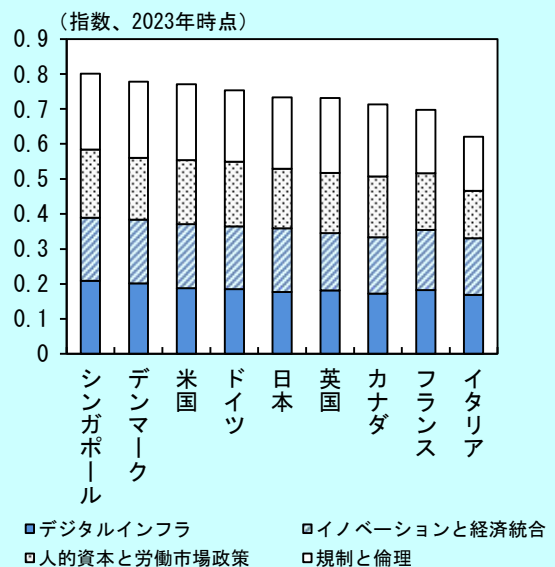
指数 (AI Preparedness Index)」がある¹⁸。AI 準備度指数は各国のデジタルインフラや人材・教育、法制度、技術革新の状況などから AI 活用の基盤がどの程度整っているのかをスコア化したものである。これによれば、わが国はスコア 0.73 で、シンガポールやデンマーク、米国などトップグループには及ばないものの世界で 12 位と比較的上位に位置しているほか、G7 では米国、ドイツに続く 3 番手となるなど、相応の素地が整っていることが示唆される（図表 9）。項目別にみると、規制面などでは一定の評価を得ている一方、労働市場の柔軟性の面では、米独などと比較して課題が残る。実際、わが国では個人情報保護や AI の倫理指針等のルール整備は進みつつあるものの、欧米と比較してスキルアップの支援や専門人材の活用が国際機関からは課題として指摘されている¹⁹。

わが国特有の構造的背景と今後の課題

ここでは、わが国における AI 活用を考えるうえで、わが国特有の構造的背景とそれを踏まえた今後の課題を整理したい。

まず、わが国において AI 活用が注目される背景には、深刻な人口減少・高齢化による労働供給制約の顕在化がある。生産年齢人口の減少はわが国経済の潜在成長率を低下させ得る大きな要因となっているほか、地方を中心に人手不足が経済活動のボトルネックとなる事例も散見される。こうした中、AI とロボットの積極的な活用によって

【図表 9】AI 準備度指数



(出所) IMF

減少する労働力を補完・代替しようというアプローチは、わが国が直面する構造的課題に対する有力な解決策となり得る。

実際、わが国の製造業は従来から産業用ロボットを積極的に導入し、人件費の上昇や熟練技能者の不足といった課題に対応してきた。加えて、近年は、非製造業でも、例えば、外食産業における調理ロボットの導入や、建設・農業分野における作業の自動化、介護現場における見守り AI およびパワーアシストスーツの導入など、AI やロボット技術を応用して人手不足を補う先進事例が創出されつつある。

さらに、AI は高齢社会そのものへの対応策としても期待される。医療・介護分野では、AI による診断支援や創薬プロセス支援、介護プラン作成支援などを通じて、サービス提供の効率化と質の向上が図られている。また、教育やリスキリングの分野でも、人口減少のもとで限られた人材を最大限活用するために、AI 教材や個別最適化された学習プログラムの導入が模索されている。さらに、防災やインフラ維持管理の領域においても、人的リソース不足による老朽化対応の遅れといった課題に対し、AI を用いたモニタリングや予知保全技術への貢献が期待される。このようにわが国では、AI は単なる生産性向上ツールとしての機能に留まらず、広範な社会課題を解決するための汎用技術としての役割を担い始めているといえる。

こうした点を踏まえると、今後、わが国が AI の恩恵を十分に享受し、生産性向上と経済成長に結びつけるためには、以下の2点が重要となる²⁰。

第1に、教育・人材育成の充実、すなわち、デジタル人材の育成と AI リテラシーの向上が急務

といえる。特に、AI の仕組みや可能性だけでなく、そのリスクや倫理的な課題を理解し、適切に判断できる能力を含めたリテラシー教育を推進するなど、AI 活用スキルを身につける機会を増やすことで、失業なき円滑な労働移動を支えるリスキリング支援を拡充することが重要である。

第2に、技術進歩に合わせた、適切な規制・法制度の整備も不可欠である。AI 準備度指数で確認したように、この分野ではわが国は既に他の先進国に先んじて取り組みが進んでいるといえる。もっとも、今後は、生成 AI の活用に関するガバナンスの確立や、急速な技術進歩に即応した不断の見直し、AI 開発の基盤となる質の高いオープンデータの拡充など、AI 導入・活用を後押しする実効性のあるインセンティブ設計が鍵となる²¹。

おわりに

生成 AI をはじめとする AI 技術は、わが国の生産性向上に向けた大きなポテンシャルを秘めている。AI 活用によるマクロ経済への影響は、定量的には、AI によって影響を受けるタスクの範囲や AI の普及速度に大きく依存しており、現時点では不確実性が高い。他方、定性的には、わが国はこれまで生産性停滞や労働力減少という課題に直面してきたが、AI はそれらを克服する強力なツールとなり得ると考えられる。ただし、その恩恵を享受するためには、イノベーションを促進する適切な環境整備と、スキル習得に向けた利用者側の変革が求められる。今後、教育、人材育成、そして制度面における対応を着実にを行うことで、AI が汎用技術として経済成長の原動力になり得ると考えられる。

* 現・金融研究所

¹ 生成 AI は、学習済みデータから、新しいテキスト、画像など様々なコンテンツを生成する AI の総称。身近な例としては、対話形式で自然な文章を生成する AI チャットサービスが挙げられる。

² Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock (2024), "GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs," *Science*, 384, pp.1306-1308.

³ 例えば、以下を参照：Lipsey, R. G., K. I. Carlaw, and C. T. Bekar (2006), *Economic Transformations: General Purpose Technologies and Long Term Economic Growth*, Oxford University Press.

⁴ Acemoglu, D. and P. Restrepo (2020), "The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labour Demand," *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), pp.25-35.

⁵ OECD (2024), "Explanatory Memorandum on the Updated OECD

Definition of an AI System," OECD Artificial Intelligence Papers, 8.

⁶ Acemoglu, D. and P. Restrepo (2018), "Artificial Intelligence, Automation and Work," NBER Working Paper, w24196.

⁷ こうした議論のきっかけとなった論文として、Frey and Osborne (2013)が挙げられる。

Frey, C. B. and M. A. Osborne (2013), "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?" Oxford Martin Programme on Technology and Employment Working Paper.

⁸ タスクとは、人間の仕事を分割した細かい作業単位を指す。

⁹ 蒸気機関が当時どのように英国の産業に影響を与えたかについては、例えば山口 (2008) が詳しい。

山口栄一 (2008), 「パラダイム破壊型イノベーションとしての産業革命」、*組織科学*, 42(1), pp.37-47.

¹⁰ 生産性パラドックスについては Gordon (2016)参照。AI 技術の文脈における生産性パラドックスの概説は、Brynjolfsson et al.

(2020)が詳しい。

Gordon, R. J. (2016), *The Rise and Fall of American Growth: The U.S. Standard of Living since the Civil War*, Princeton University Press.

Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson (2020), "Unpacking the AI-Productivity Paradox," in *How AI Is Transforming the Organization*, MIT Slone Management Review.

¹¹ 例えば、2024年G7イタリア議長国の下で取りまとめられた専門家によるAIに関するレポートでも、普及速度は過去の汎用技術対比で速いとみられるとしつつも、複数の普及速度を想定したシナリオを用いて生産性への影響を分析している。

Videgaray, L., P. Aghion, B. Caputo, T. Forrest, A. Korinek, K. Langenbucher, H. Miyamoto, and M. Wooldridge (2024), "Artificial Intelligence and Economic and Financial Policy Making: A High-Level Panel of Experts' Report to the G7."

また、Grace et al. (2024)がAI研究者を対象として2023年末に実施した調査によれば、あらゆるタスクを人間より安価かつ正確に実行できるAIが実現する確率について、2027年までに10%、2047年までに50%に達するとの予測が示された。この予測は、2022年時点の調査対比平均的に13年早まっている。

Grace, K., H. Stewart, J. F. Sandkuhler, S. Thomas, B. Weinstein-Raun, and J. Brauner (2024), "Thousands of AI Authors on the Future of AI," Papers 2401.02843, arXiv.org, revised Apr. 2024.

¹² David, P. A. (1990), "The Dynamo and the Computer: An Historical Perspective on the Modern Productivity Paradox," *American Economic Review*, 80(2), pp.355-361.

¹³ Bick, A., A. Blandin, and D. J. Deming (2024), "The Rapid Adoption of Generative AI," NBER Working Paper, No. 32966.

¹⁴ Acemoglu (2025)は、資本装備率の伸びを加味したとしても追加的なGDP成長率押し上げ効果は0.1%程度としており、労働生産性でも0.1%程度とみられる。

¹⁵ 詳細はそれぞれ以下の文献参照：

Baily, M. N., E. Brynjolfsson, and A. Korinek (2023), "Machines of Mind: The Case for an AI-Powered Productivity Boom," Brookings.

Hatzius, J., J. Briggs, D. Kodnani, and G. Pierdomenico (2023), "Upgrading Our Longer-Run Global Growth Forecasts to Reflect the Impact of Generative AI," Goldman Sachs Global Economics Analyst.

Chui, M., E. Hazan, R. Roberts, A. Singla, K. Smaje, A. Sukharevsky, L. Yee, and R. Zimmel (2023), "The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier," McKinsey & Company Report.

Cazzaniga, M., F. Jaumotte, L. Li, G. Melina, A. J. Panton, C. Pizzinelli, E. J. Rockall, and M. M. Tavares (2024), "Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work," IMF Staff Discussion Notes, SDN/2024/001.

Acemoglu, D. (2025), "The Simple Macroeconomics of AI," *Economic Policy*, 40(121), pp. 13-58.

¹⁶ 森川正之 (2025)、「人工知能・ロボットと生産性・労働市場—産業間比較を中心に—」, JSPMI Paper, 2025-1.

¹⁷ 詳細は、2025年4月「経済・物価情勢の展望(展望レポート)」BOX2を参照。また、わが国の地域企業のAI活用については、2025年5月20日「地域経済報告(さくらレポート)別冊:人手不足感が強まるもとの地域企業の投資・事業戦略」を参照。

¹⁸ 詳細はCazzaniga et al. (2024)参照。

¹⁹ 例えばIMF (2025)やAsao et al. (2025)は、スキルアップの支援を含む労働市場改革が、AIの導入と相まって人口減少に直面するもとのわが国の生産性向上に貢献すると提言しているほか、OECD (2024)も、デジタルリテラシーの向上や人材育成の重要性を指摘している。

IMF (2025), "Japan: 2025 Article IV Consultation Staff Report," IMF Country Report, No. 25/82.

Asao, K., H. Seitani, A. Stepanyan, and T. Xu (2025), "The Impact of Aging and AI on Japan's Labor Market: Challenges and Opportunities," IMF Working Paper, WP/25/184.

OECD (2024), "OECD Economic Surveys: Japan 2024."

²⁰ 日本政府は、2019年3月、「人間中心のAI社会原則」を定め、そこで掲げられた基本理念のもとで「AI戦略2019」を策定し、教育改革、研究開発体制の基盤づくり、社会実装、データ関連基盤整備、AI時代のデジタル・ガバナメント、中小企業・ベンチャー企業の支援、倫理などに関する取り組みを推進してきた。2025年6月には、「人工知能関連技術の研究開発及び活用の推進に関する法律」(AI法)が公布され、9月には人工知能戦略本部が設置された。今後、AI基本計画の策定が進められる。

²¹ 金融分野においても、AIの利用に伴う法的リスクとその管理のあり方について議論が進められている。詳細は、日本銀行金融研究所(2025)『金融機関におけるAIの利用を巡る法律問題研究会』報告書参照。

日銀レビュー・シリーズは、最近の金融経済の話題を、金融経済に関心を有する幅広い読者層を対象として、平易かつ簡潔に解説するために、日本銀行が編集・発行しているものです。ただし、レポートで示された意見は執筆者に属し、必ずしも日本銀行の見解を示すものではありません。

内容に関するご質問等に関しましては、日本銀行調査統計局経済調査課(代表03-3279-1111)までお知らせ下さい。なお、日銀レビュー・シリーズおよび日本銀行ワーキングペーパー・シリーズは、<https://www.boj.or.jp>で入手できます。