

2026 年 8 月 26 日 全 15 頁

AI 活用で日本経済はどう変わるのか？

AI 活用推進による成長力強化は労働市場への悪影響の抑制とともに

経済調査部	エコノミスト	田村 統久
	エコノミスト	山口 茜
	主任研究員	新田 堯之
	エコノミスト	秋元 虹輝
	エコノミスト	吉井 希祐

[要約]

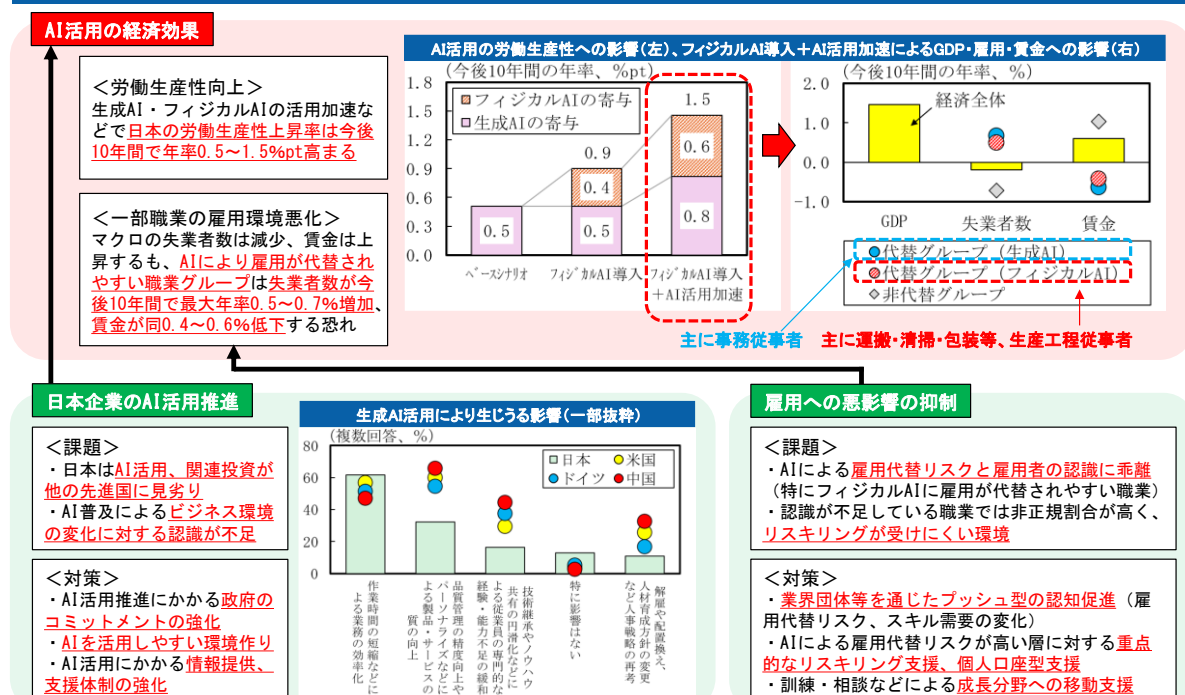
- 人工知能（AI）の技術が発展し、業務の一部を自律的に担う「AI エージェント」の利用が広がる一方、今後は物理作業を担う「フィジカル AI」の台頭も期待される。
- 生成 AI の活用が広がることで日本の労働生産性上昇率（今後 10 年間の年率）は 0.5%pt 高まるが、フィジカル AI の導入も想定すれば+0.9%pt、活用の広がりがより加速すれば+1.5%pt へと効果が拡大すると試算される。
- 他方、生成 AI は事務、フィジカル AI は運搬・清掃・包装等を中心に雇用を代替する面がある。AI 活用で労働生産性が向上し、GDP が増加する中でも、そうした労働者の雇用が悪化したり、賃金が低下したりする恐れがある。特にフィジカル AI に雇用が代替されやすい職業の労働者は低賃金の傾向にあり、格差拡大が懸念される。
- 政府にはコミットメントを強化するなどして AI 活用を推進し、経済成長の加速を目指すことが期待される一方、AI に雇用が代替されやすい労働者へのリスク周知や重点的なリスキリング支援など、悪影響を抑制する施策も必要となる。

人工知能（AI）の技術が発展し、業務の一部を自律的に行う「AI エージェント」などの利用が広がっている。今後は物理作業を担う「フィジカル AI」の台頭も期待される。先行研究では、AI の活用は労働生産性にプラスの効果がある一方、労働市場への悪影響や格差拡大につながる可能性も指摘されている。そこで本稿では、AI 活用が進むことによる日本経済への影響や、対応すべき政策課題などを検討する。概要は図表 1 の通りだ。

生成 AI の活用が広がることで、2034 年までの 10 年間の労働生産性上昇率は年率で 0.5%pt 高まるが、フィジカル AI の導入も想定すれば+0.9%pt、活用の広がりがより加速すれば+1.5%pt へと効果が拡大すると試算される。他方、生成 AI には事務に従事する雇用を、フィジカル AI には運搬・清掃・包装等に従事する雇用を代替する面がある。AI 活用による生産性の向上で GDP が増加し、マクロの雇用・賃金にもプラスの影響が表れる一方、そうした労働者の雇用が悪化したり賃金が低下したりする恐れがある。

もっとも、日本の AI 活用は国際的に見ると進んでいない。政府が AI 活用の推進に対するコミットメントを強化して企業の意識を高めるほか、データ整備などの環境作り、AI 実装にかかる伴走支援などが重要だ。一部の労働者への悪影響を抑制するべく、雇用代替リスクの高い労働者に対するリスクの周知や、重点的なリスクリング支援なども期待される。

図表 1：本稿の概要



(注)「今後 10 年間」は、2034 年までの 10 年間を指す。

(出所) 各種資料より大和総研作成

1 AI 活用の経済効果

生成 AI の普及が進み、今後はフィジカル AI の台頭も

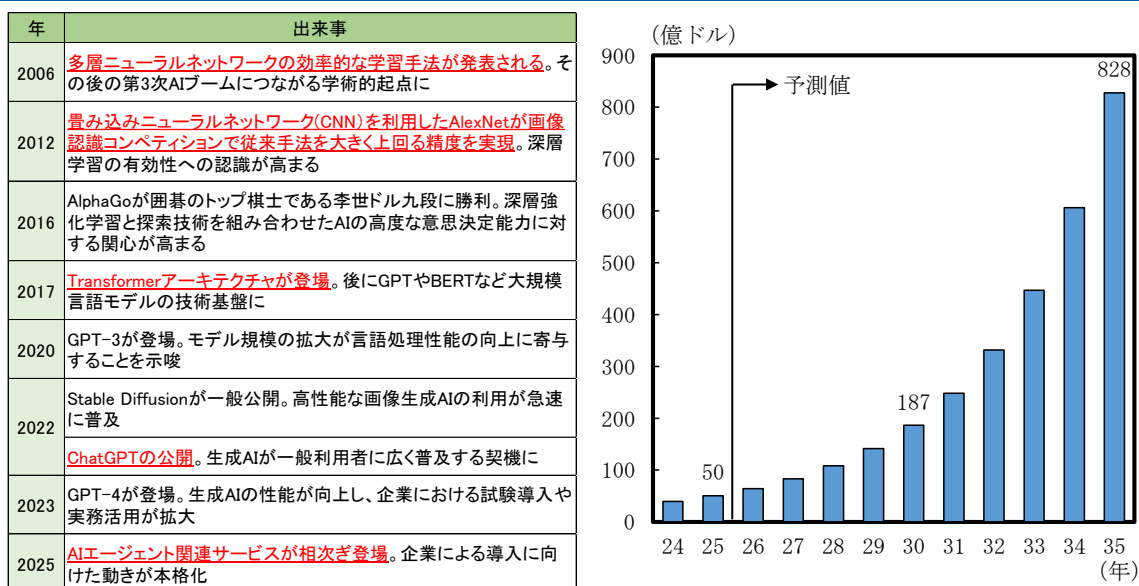
AI の歴史は長く、1950 年代後半から 1960 年代に第 1 次 AI ブーム、1980 年代から 1990 年代に第 2 次 AI ブームが起こった。現在は 2000 年代半ばから始まった第 3 次 AI ブームの延長線上にある（総務省（2024）など）。

第 3 次ブームでの主な出来事を示したのが**図表 2 左**である。機械学習やその発展形である深層学習（ディープラーニング）の進展により、AI は大量のデータから特徴やパターンを学習できるようになった。さらに、大規模言語モデル（LLM）の基盤となる Transformer アーキテクチャなどの技術進歩を背景に、データから学習した特徴やパターンをもとに文章や画像を出力する「生成 AI」が登場し、プログラミングコードの作成なども含めて急速に普及している。

2024 年後半からは AI エージェントの実用化が進み、2025 年には主要企業が製品を相次ぎ投入した。AI エージェントとは所定の目的の達成に向けて、情報収集・推論・判断・実行までを自律的に行う AI を指す。従来の対話型生成 AI では難しかった複雑な作業も可能になり、業務の自動化や効率化などを実現する手段として利用が広がっている。

今後はロボットなどを通じて現実世界での作業までを担うフィジカル AI の台頭が期待される。実際、インドの民間市場調査会社によると、世界のフィジカル AI の市場規模は 2025 年の 50 億ドルから 2035 年に 828 億ドルへと拡大すると見込まれている（**図表 2 右**）。日本では高市早苗政権が掲げる 17 の戦略分野の 1 つに AI・半導体が挙げられ、2026 年 7 月公表の「戦略 17 分野における『主要な製品・技術等』の官民投資ロードマップ」では、フィジカル AI に対して 2040 年度までに 10.5 兆円の官民投資が想定されるなど、重要性が増している。

図表 2：AI の発展にかかる近年の主な出来事（左）、フィジカル AI の市場規模（右）



（注）右図におけるフィジカル AI は、AI により現実世界を認識・学習し、自律的に判断するロボットや自律機械一般を指す。予測値の最新更新日は 2026 年 7 月 11 日。

（出所）Acumen Research and Consulting(2026)、各種資料より大和総研作成

AI の発展はマクロ経済にプラスも、労働市場の一部には悪影響や格差拡大の可能性も

AI は経済活動にどのような影響をもたらすのか。労働生産性への影響に関する先行研究をまとめたのが**図表 3 左**¹だ。試算の対象や想定、手法により幅はあるものの、AI の普及が経済成長を加速させる、という結論はおおむね一致している。掲載した先行研究によると、AI による米国の労働生産性上昇率への影響は 10 年間で年率+0.1~1.5%pt 程度である。日本を対象とした分析は限られるが、G7 を分析対象とした Filippucci et al. (2025)は、生成 AI の活用が進むことにより、労働生産性上昇率への影響は 10 年間で同+0.2~0.8%pt と推計している。

ただし、労働市場への影響については慎重な見方が少なくない（**図表 3 右**）。Frey & Osborne(2017)が米国の雇用の 47%が自動化可能であると推計して以来、雇用代替に関する研究が数多く行われてきた。近年では、AI は雇用の「量」よりもタスク構成や仕事の「質」に影響を与えとの見方が主流になりつつあるものの（OECD(2023)）、自動化による雇用減少と新たなタスクの創出による雇用増加のバランスについては、依然として不透明な部分が多い（Acemoglu & Restrepo(2019)）。

また、AI の普及による格差の拡大も懸念される。Auer et al. (2024)は、AI の高度化に伴い低賃金職で中核業務の代替が進み、賃金格差が拡大する可能性を指摘しており、Cazzaniga et al. (2024)も世界の雇用の約 40%が AI の影響を受け、賃金・資産格差が拡大し得ると警鐘を鳴らしている。AI がもたらす恩恵を広く享受するためには、こうした負の影響をいかに緩和していくかが、あわせて問われることになる。

図表 3 : AI 普及の経済効果にかかる先行研究

労働生産性上昇率への影響(10年間)			労働市場への影響	
文献	年率 %pt	対象 (国、技術)	文献	内容
Hatzius et al. (2023)	1.5	米 生成AI	Frey & Osborne (2017)	米国雇用の47%が自動化可能と推計し、大規模な雇用代替の可能性を指摘
Acemoglu (2024)	0.1		Acemoglu & Restrepo (2019)	雇用への影響は、自動化による雇用減少と新タスク創出による雇用増加のバランス次第
Aghion & Bunel (2024)	1.0		OECD (2023)	AIは雇用量よりもタスク構成、仕事の質、スキル需要に影響を与える
Filippucci et al. (2024)	0.4~0.9		Auer et al. (2024)	AIの高度化に伴い、低賃金職で中核業務の代替が進み、格差が拡大する可能性を指摘
	1.4		Cazzaniga et al. (2024)	世界雇用の約40%がAIの影響を受け、賃金・資産格差が拡大する可能性を指摘
		+フィジカルAI		
Filippucci et al. (2025)	0.4~1.3	生成AI		
	0.2~0.8			
		日		

(注) 左図の Aghion & Bunel(2024) が推計しているのは TFP への影響だが、ここでは、Filippucci et al. (2024) が標準的な資本乗数の仮定の下、同論文の推計結果を労働生産性への影響に換算した値を掲載。

(出所) 各種資料（【参考文献】参照）より大和総研作成

¹ なお、Filippucci et al. (2024) は、実際にはロボットの導入と、その AI への統合を想定しているが、本稿ではフィジカル AI の導入とみなして整理した。

フィジカル AI を含む AI 活用は日本の労働生産性上昇率を年率 0.5～1.5%pt 押し上げ

ここで、フィジカル AI を含む AI 活用による日本の経済成長への影響を、Filippucci et al. (2024)、Filippucci et al. (2025) をもとに試算する。具体的には、Filippucci et al. (2025) が労働生産性への影響を計算する前提としている「AI エクスポートジャー（暴露度）」が、フィジカル AI の導入により高まることを想定する。AI エクスポートジャーとは、AI により効率性が高まる可能性のあるタスクの割合を示す指標²で、想定する AI の範囲（生成 AI のみか、フィジカル AI を含むか）や、産業によって大きく異なる。フィジカル AI の導入による AI エクスポートジャーの上昇幅は Filippucci et al. (2024) に基づく。

Filippucci et al. (2024) は、米国で生成 AI のみが導入されるケースとフィジカル AI も導入されるケースの AI エクスポートジャーを産業別に算出している。その結果を日本の産業構成に当てはめたのが**図表 4 左**だ。知的作業に適した生成 AI 導入にかかるエクスポートジャーは、第三次産業で顕著に高い。さらに、物理作業に適したフィジカル AI も導入されれば、第一次・第二次産業でも AI エクスポートジャーが大きく高まる。産業別の付加価値額で加重平均すると、生成 AI のみが導入されるケースで 0.5 だった日本全体の AI エクスポートジャーは、フィジカル AI も導入されるケースでは 0.8 へと高まる。

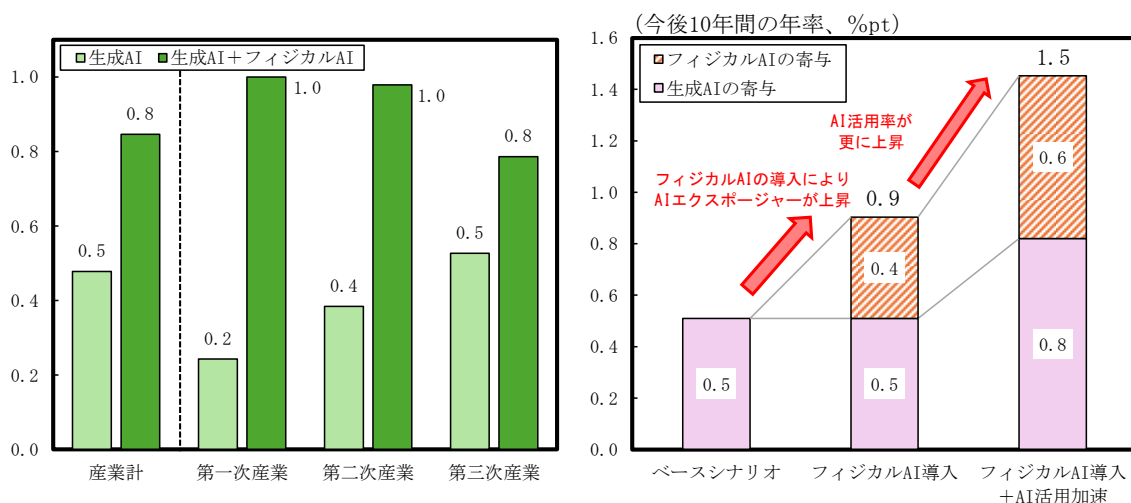
こうした AI エクスポートジャーの上昇を、Filippucci et al. (2025) の日本の結果に反映したのが**図表 4 右**である。ここで、「ベースシナリオ」は Filippucci et al. (2025) が示した 3 つのシナリオのうち中位にあたる。このシナリオでは、2024 年で 1.9% だった AI 活用率（＝生成 AI かフィジカル AI かを問わず、AI を中核的業務の工程に組み込むなど本格的に導入している企業の割合）が今後 10 年間（2034 年までの 10 年間）で 20% 台半ばまで高まる³。

「フィジカル AI 導入」は「ベースシナリオ」に対して、フィジカル AI の導入で AI エクスポートジャーが高まることを想定したシナリオだ。「フィジカル AI 導入+AI 活用加速」は、AI 活用率が今後 10 年間で 40% 程度に高まると想定した Filippucci et al. (2025) の高位シナリオに、同じくフィジカル AI の導入による AI エクスポートジャーの高まりを反映したものだ。これらによると、生成 AI やフィジカル AI の活用は、2034 年までの 10 年間の労働生産性上昇率を最低でも年率 0.5%pt、最大で 1.5%pt 押し上げる可能性がある。

² Filippucci et al. (2024) と Filippucci et al. (2025) は、AI による労働者単位の労働生産性への影響（30% の改善）×AI エクスポートジャー×AI 活用率（本文及び**図表 4** の注で後述）により、AI 活用による産業単位、または日本全体の労働生産性への影響を算出する、という基本構造を共有している。また、産業別の AI エクスポートジャーは両論文で同程度と想定しているとみられる。なお、両論文は生成 AI に対するエクスポートジャーとして、生成 AI 単独の利用を想定したもの（Baseline exposure）と補完的なソフトウェア等の利用も想定したもの（Exposure with expanded capabilities または Expanded capabilities）を作成しているが、本稿では原則的に後者を採用している。

³ Filippucci et al. (2025) は、生成 AI の活用による日本の労働生産性上昇率の押し上げ効果（2034 年までの 10 年間）を 3 つのシナリオに分けて算出している（低位シナリオ：年率+0.2%pt、中位シナリオ：同+0.5%pt、高位シナリオ：同+0.8%pt）。低位シナリオのみ生成 AI に対するエクスポートジャーとして「Baseline exposure」を採用しており、ほかのシナリオとは前提が異なる（脚注 2 を参照）。なお、内閣官房・内閣府「（参考資料）成長戦略による TFP 上昇率の押し上げ」（経済財政諮問会議（令和 8 年第 8 回）・日本成長戦略会議（第 5 回）資料 6、2026 年 6 月 24 日）は、この Filippucci et al. (2025) の中位シナリオと高位シナリオの差分に基づき、AI 導入の加速による TFP 上昇率の押し上げ幅を 0.2%pt と想定している。

図表 4 : AI エクスポージャー（左）、AI 活用による労働生産性上昇率の押し上げ効果（右）



(注 1) AI エクスポージャーは、AI 活用により効率性が高まる可能性のあるタスクの割合を示す指標で、左図の「生成 AI」は、生成 AI が支援しやすい認知・情報処理などがタスク全体に占める割合（＝生成 AI に対するエクスポージャー）。「生成 AI+フィジカル AI」は、生成 AI に対するエクスポージャーと、フィジカル AI に対するエクスポージャー（具体的には、定型・身体的なタスクが多い職業が占める割合を代用）の合計値（1 を上回る場合には 1 とする）。なお、生成 AI に対するエクスポージャーは、Filippucci et al. (2024) の「Exposure with expanded capabilities」を採用。

(注 2) 右図のベースシナリオでは、生成 AI に対するエクスポージャーを前提に、2024 年に 1.9%だった AI 活用率（＝生成 AI かフィジカル AI かを問わず、AI を中核的業務の工程に組み込むなど本格的に導入している企業の割合）が今後 10 年間（2034 年までの 10 年間）で 20%台半ばに高まると想定。「フィジカル AI 導入」はフィジカル AI 導入による AI エクスポージャーの高まりを想定し、「フィジカル AI 導入+AI 活用加速」はさらに、10 年後の AI 活用率が 40%程度に高まることを想定。

(出所) Filippucci et al. (2024)、Filippucci et al. (2025)、各種統計より大和総研作成

生成 AI は事務従事者の、フィジカル AI は運搬・清掃・包装等従事者の雇用を代替しやすい

前述のように、AI 活用はマクロの労働生産性を押し上げる半面、一部の労働者の雇用環境を悪化させる可能性がある。この点、参考になるのが田中・新田（2024）だ。

田中・新田（2024）は、マクロの労働市場を生成 AI に雇用が代替されやすい職業グループとそうでないグループに分け、生成 AI の活用によるマクロの労働生産性ショックが各グループにどのような影響をもたらすのかを推計している⁴。以下では、こうした分析の枠組みをフィジカル AI まで拡張し、図表 4 右で示したシナリオ別に雇用・賃金への影響を推計する。

ここで、生成 AI に雇用が代替されやすい職業グループ（＝代替グループ（生成 AI））と、フィジカル AI に雇用が代替されやすい職業グループ（＝代替グループ（フィジカル AI））を定義したのが図表 5 上だ。代替グループ（生成 AI）は田中・新田（2024）に従う⁵。代替グループ（フィジカル AI）は生成 AI（GPT-5.6 Terra）を利用し、厚生労働省「職業情報提供サイト（job tag）」上の職業情報をもとに、定型手仕事（Routine manual tasks）の多さなどにより分類した（詳細は補論）。総務省「就業構造基本調査」（2022 年）によると、就業者数に占める割

⁴ ここでいう「職業グループ」は失業者を含み、就業者数ベースの代替グループと非代替グループの比率に応じて分配される。また、モデル上、職業グループを跨ぐ労働移動は想定しない。

⁵ 具体的な分類方法は新田（2024）を参照。

合は、「代替グループ（生成 AI）」が 22%、「代替グループ（フィジカル AI）」は同 12%である。

職業別の就業者数を見ると、代替グループ（生成 AI）は事務従事者におおむね一致し、代替グループ（フィジカル AI）は運搬・清掃・包装等従事者のほか、生産工程従事者なども一部含む（図表 5 左下）。代替グループ（生成 AI）は、職業計に比べて女性や大都市圏の在住者が多く、非正規雇用者や高齢者は少ない。いずれも代替グループ（フィジカル AI）とは対照的だ。

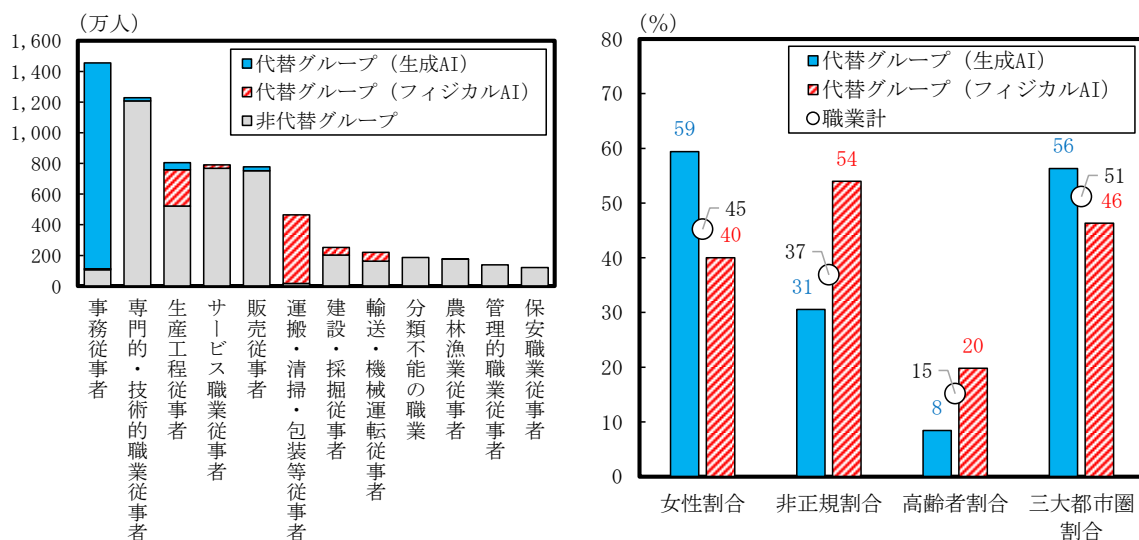
図表 5：AI に雇用が代替される可能性が高い職業グループ（日本標準職業分類に基づく、上）、職業（大分類）別の就業者数（左下）、代替グループの構成割合（右下）

代替グループ（生成AI）

税理士、その他の教員、庶務事務員、人事事務員、企画事務員、受付・案内事務員、秘書、電話応接事務員、総合事務員、その他の一般事務従事者、現金出納事務員、預・貯金窓口事務員、経理事務員、その他の会計事務従事者、営業・販売事務員、その他の営業・販売事務員、旅客・貨物係事務員、運行管理事務員、パーソナルコンピュータ操作員、データ・エントリー装置操作員、不動産仲介・売買人、不動産営業職業従事者、印刷・製本設備制御・監視員、印刷・製本従事者、生産関連作業従事者

代替グループ（フィジカルAI）

その他の外勤事務従事者、その他の事務用機器操作員、看護助手、クリーニング職、育林従事者、製鉄・製鋼・非鉄金属製錬設備制御・監視員、金属彫刻・表面処理設備制御・監視員、化学製品生産設備制御・監視員、ゴム・プラスチック製品生産設備制御・監視員、電気機械器具組立設備制御・監視員、鋳物製造・鍛造従事者、金属プレス従事者、金属溶接・溶断従事者、食料品製造従事者、紡織・衣服・繊維製品製造従事者、木・紙製品製造従事者、ゴム・プラスチック製品製造従事者、電気機械器具組立従事者、自動車組立従事者、計量計測機器・光学機械器具組立従事者、食料品検査従事者、電車運転士、貨物自動車運転者、クレーン・ウインチ運転従事者、建設・さく井機械運転従事者、鉄筋作業従事者、土木従事者、鉄道線路工事従事者、船内・沿岸荷役従事者、陸上荷役・運搬従事者、倉庫作業従事者、配達員、荷造従事者、ビル・建物清掃員、ハウスクリーニング職、ごみ・し尿処理従事者、産業廃棄物処理従事者、その他の清掃従事者、包装従事者、その他の運搬・清掃・包装等従事者



（注）「代替グループ（生成 AI）」は新田（2024）、「代替グループ（フィジカル AI）」は補論を参照。左下図の就業者数、右下図の女性割合、非正規割合（＝役員を除く雇用者に占める非正規雇用者の割合）は総務省「就業構造基本調査」（2022 年）、右下図の高齢者割合（＝65 歳以上の割合）、三大都市圏割合（＝東京圏（東京都、神奈川県、埼玉県、千葉県）、名古屋圏（愛知県、岐阜県、三重県）、大阪圏（大阪府、兵庫県、京都府、奈良県）の在住者の割合）は同「国勢調査」（2020 年）による。

（出所）新田（2024）、厚生労働省、総務省、労働政策研究・研修機構より大和総研作成

AI 活用により代替グループの雇用環境が悪化し、一部で賃金格差が広がる可能性

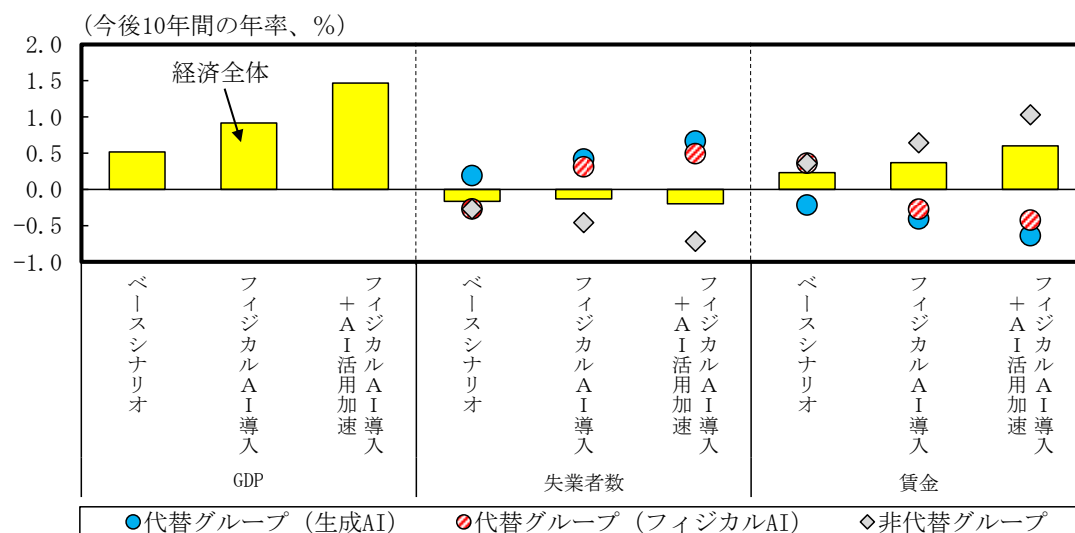
こうした職業グループの想定の下、GDP・雇用・賃金の変化率（今後 10 年間の年率）を前掲図表 4 右で示したシナリオ別に推計したのが図表 6 だ。「非代替グループ」は、代替グループ（生成 AI）や代替グループ（フィジカル AI）に該当しない職業を指す。経済全体の変化率に着目すると、いずれのシナリオでも GDP は増加、失業者数は減少、賃金（2024 年の厚生労働省「賃金構造基本統計調査」より算出した現金給与総額）は上昇と、プラスの効果が確認される。

ただ、雇用・賃金を職業グループ別に見ると、2つの代替グループと非代替グループの明暗が鮮明だ。「ベースシナリオ」では生成AIの導入のみを想定しているため、代替グループ（フィジカルAI）でも、雇用・賃金にプラスの効果が表れる。だが、フィジカルAIの導入も想定するシナリオでは、代替グループ（フィジカルAI）にもマイナスの効果が生じる。経済全体の労働生産性上昇率が最も高まる「フィジカルAI導入+AI活用加速」シナリオでは、2つの代替グループにおける失業者数は年率0.5～0.7%増加し⁶、賃金は同0.4～0.6%低下する。

この点、代替グループ（フィジカルAI）は他の職業グループよりも低賃金の傾向に現状あり、格差の拡大が懸念される。「賃金構造基本統計調査」によると、代替グループ（フィジカルAI）の賃金は非代替グループの64%にとどまる。「フィジカルAI導入+AI活用加速」シナリオの賃金変化を反映すると、この比率は今後10年で54%へと低下する。また、代替グループ（生成AI）は2024年時点で同比率が110%と比較的高賃金だったが、「フィジカルAI導入+AI活用加速」シナリオを経ると90%に低下し、低賃金の職業グループに転じるとみられる。

フィジカルAIの実装やAIの本格導入をめぐる不確実性は大きい。また、雇用・賃金への影響に関するこの分析では、職業グループ間の労働移動を想定していないため、推計結果は幅を持って解釈する必要がある。生成AIに加え、フィジカルAIの活用が進展すれば、日本経済の成長力は大きく高まる可能性がある一方、一部の労働者では所得の減少から生活環境が悪化する恐れもあり、十分に注意する必要がある。

図表6：AI活用によるGDP・失業者数・賃金への影響



(注) 田中・新田 (2024) のミクロ的基礎付けに基づく動学的確率的一般均衡 (DSGE) 型のモデルをもとに、図表4右に示したシナリオ別の労働生産性上昇率の上振れが、GDPと雇用・賃金に及ぼす影響を推計 (2034年までの10年間の累積を年率換算)。モデル上、労働市場は代替グループと非代替グループに二分され、両グループ内で就業と失業が繰り返し発生すると想定 (両グループを跨ぐ労働移動は想定していない)。

(出所) 田中・新田 (2024)、各種統計より大和総研作成

⁶ 就業者数ベースの構成割合に基づく、2024年の失業者数が全体で176万人だったのに対して、代替グループ (生成AI) は38万人、代替グループ (フィジカルAI) は22万人、非代替グループは116万人と試算される。この場合、「フィジカルAI導入+AI活用加速」シナリオによる失業者数の変化 (10年間の累積) は全体が▲3万人、代替グループ (生成AI) が+3万人、代替グループ (フィジカルAI) が+1万人、非代替グループが▲8万人となる。

2 AI 活用の推進と課題

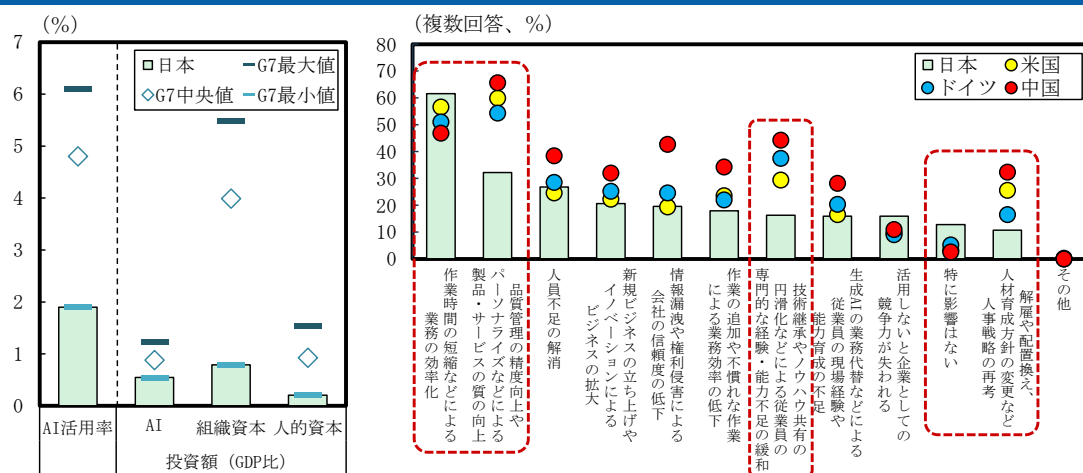
日本企業の AI 活用・関連投資の遅れは AI 普及の影響に対する認識不足が背景か

前章で確認したような経済成長を実現するには、AI 活用の大幅な拡大が不可欠である。この点、2024 年時点で 1.9% だった日本の AI 活用率は G7 で最下位だ（図表 7 左）。

日本では AI に対する投資も進んでおらず、GDP 比で見た投資額は G7 の中で 5 番目にとどまる。内訳を見ると、研究開発（R&D）投資は比較的旺盛である一方、ソフトウェア・データベースや ICT 機器への投資が見劣りしている。また、Brynjolfsson et al. (2021) などが指摘するように、AI のような汎用技術を生産性向上に結び付けるには、組織改革や新しいビジネスプロセスの構築などの組織資本や人的資本への投資も必要だ。だが、日本はこれらへの投資額（GDP 比）が G7 で最低水準にあり、AI を導入してもその潜在能力を引き出しにくい状況にある。

背景には、AI の普及でビジネス環境が変化する現実味やその影響の大きさに対する認識が、日本企業でとりわけ不足していることがあるとみられる。総務省（2026）⁷によると、「生成 AI の活用により生じうる影響」の設問に対する日本企業の回答率は、業務効率化で米独を上回る一方、製品・サービスの質の向上や、従業員の専門的な経験・能力不足の緩和につながるという認識が顕著に低く、生成 AI をビジネスに活かそうとする機運が弱い（図表 7 右）。「特に影響はない」の回答率が 12.8% と 4 カ国の企業の中で唯一 1 割を上回っているほか、生成 AI の活用を通じた人材戦略の再考の必要性も日本企業はあまり感じていないようだ。

図表 7：AI 活用率と関連投資（左）、生成 AI の活用により生じうる影響（右）



（注 1）左図の AI 活用率は、AI を中核的業務の工程に組み込むなど、本格的に導入している企業の割合（2024 年）。投資額（GDP 比）のうち、AI は AI 用途のソフトウェア・データベース、R&D、ICT 機器への投資額の合計（かつ民間部門と公的部門の合計）で、データは 2023 年。組織資本への投資は組織変革、新しいビジネスプロセス、新しいビジネスモデルへの支出で、データは 2024 年。人的資本は OFF-JT によるもので、データは 2021 年。

（注 2）右図は、従業員 10 名以上の企業に勤めており、かつ企業全体の戦略等を理解する管理職以上の役職者に対して、生成 AI の活用により生じうる影響を尋ねた結果（複数回答）。調査期間は 2026 年 1～2 月で、回答数は日本が 515 件、米国・ドイツ・中国が各 309 件。

（出所）Filippucci et al. (2025)、総務省（2026）、OECD、Luiss Business School、EUKLEMS より大和総研作成

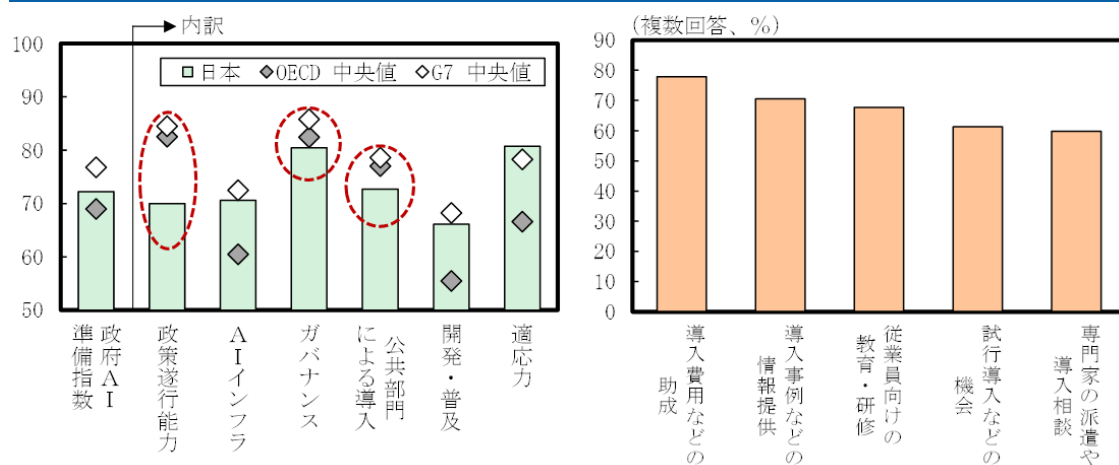
⁷ 調査の詳細は図表 7 の注 2 を参照。

AI 活用進展には政府のコミットメント強化やデータ整備などの環境作り、伴走支援などが必要

日本企業の AI に対する認識を高め、投資や活用を促すには、AI 活用の推進に対する政府のコミットメントを強化し、明示することが肝要だ。AI 活用にかかる政府の姿勢をスコアリングした「政府 AI 準備指数 (Government AI Readiness Index)」(Oxford Insights) によると、日本は 2025 年で OECD 加盟国の中央値をわずかに上回るが、G7 のそれは下回る (図表 8 左)。

内訳を見ると、AI 戦略の具体性・明瞭性などにかかる「政策遂行能力」や AI 倫理原則の整備状況などを表す「ガバナンス」、政府の電子化状況などに基づく「公共部門による導入」が OECD 中央値を下回る。AI 活用の推進に向けた政府の具体的な取り組みの不足は、企業が AI の普及やその影響を見通したり、投資を決断したりするのを難しくしてきた可能性がある。

図表 8：政府 AI 準備指数 (左)、中小企業の AI・IT 導入を推進するために必要な公的支援 (右)



(注) 左図のデータは 2025 年。右図は全国の中小企業 1,668 社による回答で、調査期間は 2025 年 11～12 月。

(出所) Oxford Insights、中小企業基盤整備機構 (2026) より大和総研作成

もっとも、政府の AI 政策は 2025～26 年に転換点を迎えた。2025 年 12 月閣議決定の「人工知能基本計画 (以下、基本計画)」(2026 年 7 月に第Ⅱ期基本計画を閣議決定) や、2026 年 7 月閣議決定の「日本成長戦略」、前出の「官民投資ロードマップ」などを通じて、政府の AI 戦略はより具体的で明確になったといえる。AI の研究開発や活用の適正性を確保するための取り組みを整理した「人工知能関連技術の研究開発及び活用の適正性確保に関する指針」(2025 年 12 月) は、AI のガバナンスに関する基準整備の進展と評価できよう。また、政府内での生成 AI 利用環境である「源内」の導入も注目される。デジタル庁は、2026 年度中に全府省庁約 18 万人の政府職員が業務で AI を利用可能になる予定としており、国内の AI 導入事例としても極めて大規模な実証事例となる。今後は基本計画などが着実に実行されるほか、政府による大規模な AI 導入により得られた知見が地方公共団体や民間部門に広く横展開されることなども期待されるものの、企業の行動変容を実際に引き出せるかが焦点となる。

このほか、研究・産業分野のデータの蓄積・整備の推進などを通じて、AI の活用を容易にする環境作りが必要だ。AI にインプットされるデータの充実は、AI の能力向上に直結し、AX (AI トランスフォーメーション) の成否をも左右する。日本成長戦略や基本計画では「質の高いデ

ータ」を日本の強みと位置付けているものの、諸外国ほど企業間のデータ連携が進んでいないなど課題も多く（田邊（2026）など）、対策は急務である。

また、特に AI 活用が進みにくい中小企業に対する支援の強化も期待される。AI を十分に活用するには投資だけでなく、業務の見直しやデータ整備、運用体制の構築まで一体で取り組むことが重要だ。投資を助成して初期費用を引き下げても、AI に詳しい人材に乏しい中小企業では実際の活用が低迷する恐れが強い。中小企業基盤整備機構（2026）でも、AI・IT 導入にあたり、「導入費用などの助成」だけでなく、「導入事例などの情報提供」などの支援を求める中小企業も多いことが分かる（**図表 8 右**）。AI 活用の裾野拡大には、情報提供から試行、定着までを支援する伴走体制の整備が有効とみられる。

雇用代替リスクの高い労働者に対するリスク認知の促進や重点的な支援なども重要

前章で分析した職業ごとの AI による雇用代替リスク（**前掲図表 5 左下**）と、そうしたリスクに対する労働者側の認識との関係を整理したのが**図表 9 左**だ。労働者側の認識には、労働政策研究・研修機構（2025）が調査した、今後 10 年以内に AI に自分の仕事が代替される不安の度合いを職業別に指数化したものを利用した。

これによると、運搬・清掃・包装等、輸送・機械運転、建設・採掘の従事者は、AI による雇用代替リスクが相対的に高いにもかかわらず、それを十分に認識できていない。フィジカル AI が普及段階に至っていないこともあり、フィジカル AI に雇用が代替されやすい職業では、雇用代替のリスクが具体的にイメージしにくいとみられる。

AI の普及により、仕事の内容や求められるスキルは大きく変化することが見込まれる。これに対応するためにも、リスキリングを通じて AI と補完的に働く能力を身に付けることや、AI による雇用代替リスクが相対的に低い職業へと円滑に移行することが重要になる。こうした行動を促す前提となるのが、労働者自身によるリスクの認識だ。労働政策研究・研修機構（2025）によると、AI による雇用代替リスクへの心配度が高い人ほどリスキリングに取り組んでいる。リスクを十分に認識していない労働者は、リスキリングの必要性を感じにくく、結果として対応が遅れる恐れがある。

フィジカル AI による雇用代替リスクが高い層では、非正規雇用者の割合が高い（**前掲図表 5 右下**）。AI のように職場内に知見が十分に蓄積されていない新技術の習得においては、既存業務を通じて学ぶ OJT に加え、企業負担による外部の教育訓練（OFF-JT）や労働者自身による自己啓発の役割が大きいと考えられる。しかし、非正規雇用者の OFF-JT、自己啓発の受講者割合はいずれも正規雇用者のそれを大きく下回る⁸。AI による雇用代替リスクが高い、本来最もリスキリングを必要とする人ほどその機会を得にくい、という状況にある可能性がある。

高リスク層への支援策の例をまとめたのが**図表 9 右**だ。日本のリスキリング支援策はすでに

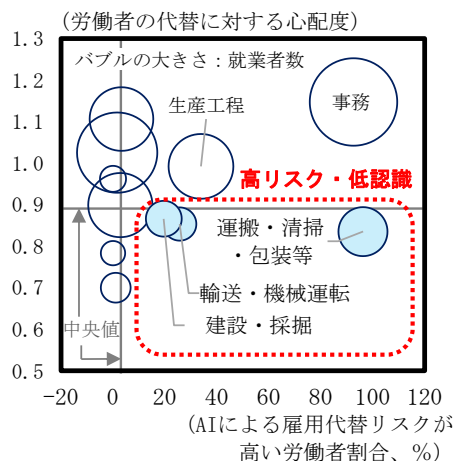
⁸ 厚生労働省「令和 7 年度能力開発基本調査」によると、OFF-JT の受講者割合は正社員の 44.5%に対して、それ以外は 19.4%にとどまる。自己啓発の実施割合も正社員が 43.3%、それ以外が 15.9%と差は大きい。

幅広く整備されている一方、その多くは学びたい個人や学ばせたい企業からの申請に基づく。こうした仕組みが機能するには、AI による雇用代替リスクやスキル需要の変化を労働者や企業が正しく認識することが前提となる。高リスク層に対しては、政府のウェブサイト等を介した情報提供では不十分であり、業界団体等を通じてプッシュ型で働きかけることが重要だろう。

リスキリング費用に関して、高リスク層への支援を手厚くすることも一案である⁹。また、受講者が費用をいったん立て替える償還払いではなく、フランスの CPF¹⁰やシンガポールの SkillsFuture Credit のように、受講料に直接充当できる個人口座型の仕組みの導入も有効ではないか。個人口座方式は、受講時に費用を立て替える必要がないため、手元資金に乏しい低所得者でも受講に踏み出しやすい。リスキリング自体の制度設計では、成長分野向けの訓練補助を手厚くしたり、キャリア相談と一体で労働移動まで後押ししたりすることが重要であり、他国の事例も参考になるだろう。英国では、地域の優先産業や職種、スキル需要等を踏まえて訓練供給を設計している (Local Skills Improvement Plan)。また、フランスでは経済・技術の変化などにより脆弱化した職務を企業内で特定し、その職務に就く労働者を、労使合意のもとで相談・訓練・移行支援へとつなげる制度 (Transco) がある。

AI による負の影響への対応策は、各国で模索が続いている。日本においても、他国の取り組みに学びつつ、自国の産業構造や雇用の実情に即したきめ細やかな対応を積み重ねることが、AI の恩恵を日本全体に広げ、力強い成長へとつなげる上で不可欠だろう。

図表 9 : AI による雇用代替リスクと心配度 (左)、高リスク層への支援策 (右)



AIによる雇用代替リスクが高い層への支援策の例

- ◆ **業界団体等を通じたプッシュ型の認知促進**
(雇用代替リスク、スキル需要の変化)
- ◆ **重点的なリスキリング支援、個人口座型支援**
- ◆ **訓練・相談などによる成長分野への移動支援**

<参考となる他国の先行事例>

個人口座型リスキリング支援策:

ーフランスCPF (低資格者に上乗せ)

ーシンガポールSkillsFuture Credit (40歳以上に上乗せ)

英国Local Skills Improvement Plans: 地域の雇用主代表団体等が、地方自治体、教育訓練機関、職業紹介機関等と連携し、**地域の優先産業・職種やスキル需要、採用困難職種を把握して、訓練供給に反映する仕組み**

フランスTransco: 経済・技術変化等により脆弱化した職務を企業内で特定し、その職務に就く労働者を、**キャリア相談、訓練、地域の成長職種への移行支援**につなげ、これを国が支援する制度

(注) 左図の労働者の代替に対する心配度は、労働政策研究・研修機構 (2025) の、今後 10 年以内に「AI によって自身の仕事が喪失されるかも知れない不安」に対する回答のうち、「極めて心配」を 4、「かなり心配」を 3、「ある程度、心配」を 2、「わずかながら心配」を 1 とスコアリングし、回答者割合を乗じた数値。AI による雇用代替リスクが高い労働者割合は、当該職業 (日本標準職業分類の大分類ベース) の就業者のうち、生成 AI またはフィジカル AI により雇用代替リスクが高い職業 (前掲図表 5 の「代替グループ (生成 AI)」 「代替グループ (フィジカル AI)」) の割合を示す。

(出所) 総務省、労働政策研究・研修機構 (2025)、各種資料より大和総研作成

⁹ フィジカル AI による雇用代替リスクが高い職業は、高齢者割合が相対的に高い (前掲図表 5 右下)。これらの職業はこれまで定年後を含む高齢者の就業の受け皿として機能してきた面があるだろう。支援策を講じる際には、こうした層の特性にも留意する必要がある。

¹⁰ CPF では 2024 年以降、受講時に定額の自己負担が導入されている。また、フルタイムの 50%未満の勤務時間となるパートタイム労働者に対しては、口座への付与額が労働時間に比例して決められている。

補論：代替グループ（フィジカル AI）の分類方法

本稿では、厚生労働省「職業情報提供サイト（job tag）」上の職業情報をもとに、代替グループ（フィジカル AI）の分類を行った。具体的には、労働政策研究・研修機構 職業情報データベース「解説系ダウンロードデータ ver7.01」の職業名と説明文（「どんな仕事か」）をもとに、「定型手仕事（Routine manual tasks）スコア」と「雇用代替リスクスコア」を作成し、「雇用代替リスクスコア」が 50 を上回る職業を代替グループ（フィジカル AI）と判定した。スコアの作成には、GPT-5.6 Terra を API（LiteLLM Gateway）経由で利用した。

「定型手仕事スコア」とは、事前に定義したルールや手順に基づく身体的なタスクが業務全体に占める割合を示すスコアである。機器等の速度に応じた作業、反復作業、機械や機械製造のプロセスをコントロールするタスクが多いほど高スコアとなる。「雇用代替リスクスコア」は、事前に定義したルールや手順に基づく身体的なタスクが機械設備により自動化された場合に、「その職業を人間として雇い続ける必要性が低下する」程度を表すスコアと定義した。

いずれのスコア作成でも、GPT-5.6 Terra への指示文には、あるスコアがどの程度の状況を意味するのか、という基準（アンカー）を設定した（図表 10）。また、「雇用代替リスクスコア」は、「定型手仕事スコア」を上回らないことを条件とした。

こうして分類した職業は、職業情報提供サイト（job tag）上の職業分類に基づく。そのため、「解説系ダウンロードデータ ver7.01」が職業ごとに指定する「主な日本標準職業分類」を参考に、日本標準職業分類に基づく代替グループ（フィジカル AI）を作成した。

図表 10：代替グループ（フィジカル AI）の分類方法

（手順①）定型手仕事（Routine manual tasks）スコアの作成

0点	事前に定義された手順に基づく身体的・反復的タスク（定型手仕事）が存在しない。
25点	業務の一部に定型手仕事があるが、その他のタスク（判断、創意工夫、対人対応などを含む非定型・非身体的なタスク）が業務の主体。
50点	定型手仕事と、その他のタスクがほぼ拮抗。
75点	定型手仕事が業務の大半を占めるが、一部に熟練判断を含む非定型・非身体的作業が残る。
100点	全ての業務が定型手仕事で構成される。

（手順②）雇用代替リスクスコアの作成

0点	定型的な身体タスクが自動化しても、人間による雇用の必要性は低下しない。
25点	定型的な身体タスクの自動化により業務の一部は省力化されるが、熟練判断や技能、対人対応で発揮される価値等が業務の中核に残り、人間による雇用の必要性はあまり低下しない。
50点	定型的な身体タスクの自動化により雇用の必要性が相応に低下するが、人間が担う付加価値が明確に残存する。
75点	業務の大半が自動化対象であり、残る人間の役割は監視・段取り等の限定的なものにとどまる。
100点	定型的な身体タスクの自動化により、人間として雇い続ける必要性が消失する。

（手順③）雇用代替リスクスコアが50点超の職業を「代替グループ（フィジカル AI）」に分類

（注）定型手仕事スコア、雇用代替リスクスコアは、労働政策研究・研修機構「職業情報データベース 解説系ダウンロードデータ ver7.01」の職業別の説明文（「どんな仕事か」）をもとに、GPT-5.6 Terra を API（LiteLLM Gateway）経由で利用して作成。スコアリングは職業名と説明文に記載された内容のみを根拠とし、外部知識は参照していない。また、雇用代替リスクスコアが定型手仕事スコアを上回らないように設定。

（出所）労働政策研究・研修機構より大和総研作成

【参考文献】

Acemoglu, D. (2024) “The simple macroeconomics of AI” *Economic Policy*, Vol.40, Issue 121, pp.13-58.

Acemoglu, D. and P. Restrepo (2019) “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”, *Journal of Economic Perspectives*, Vol.33, No.2, pp.3-30.

Aghion, P. and S. Bunel (2024) “AI and Growth: Where Do We Stand?”.

Acumen Research and Consulting (2026) “Physical AI Market Size, Share, Industry Report 2026 – 2035”.

Auer, R., D. Köpfer and J. Švéda (2024) “The rise of generative AI: modelling exposure, substitution and inequality effects on the US labour market”, BIS Working Papers No.1207.

Brynjolfsson, E., D. Rock and C. Syverson (2021) “The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies” *American Economic Journal: Macroeconomics*, Vol.13, No.1, pp.333–372.

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

Filippucci, F., P. Gal, K. Laengle and M. Schief (2025) “Macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence in G7 economies”, OECD Artificial Intelligence Papers, No. 41.

Filippucci, F., P. Gal and M. Schief (2024) “Miracle or Myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence”, OECD Artificial Intelligence Papers, No. 29.

Frey, C. B. and M. A. Osborne (2017) “The future of employment: How susceptible are Jobs to computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.114, pp.254-280.

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.

OECD (2023) “OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market”

総務省 (2024) 『令和 6 年版 情報通信白書』

総務省 (2026) 「国内外における最新の情報通信技術の研究開発及びデジタル活用の動向に関する調査研究の請負成果報告書」(委託先：株式会社 NTT データ経営研究所)

田中誠人・新田堯之 (2024) 「[生成 AI が日本経済に与える影響の計量分析](#)」(大和総研レポート、2024 年 11 月 8 日)

田邊美穂(2026)「[人工知能基本計画が目指す信頼できる AI](#)」(大和総研レポート、2026 年 3 月 3 日)

中小企業基盤整備機構(2026)「中小企業の AI 等の利活用に係る実態調査」(業務委託先: 株式会社東京商工リサーチ)

新田堯之(2024)「[生成 AI が日本の労働市場に与える影響③](#)」(大和総研レポート、2024 年 2 月 6 日)

労働政策研究・研修機構(2025)「AI の職場導入による働き方への影響等に関する調査(労働者 Web アンケート) 結果」