

2. AI 時代における日本産業の勝ち筋

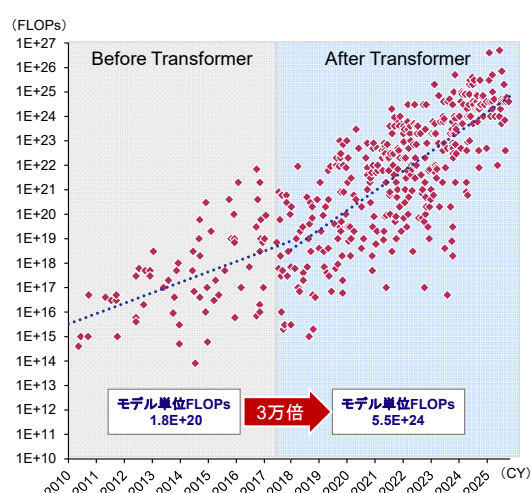
武藤 真 ((株)みずほ銀行 産業調査部長、(一財)日本開発構想研究所 評議員)

1. はじめに — 背景と問題意識

人工知能 (AI) は、電力や蒸気機関に匹敵する「汎用技術 (General Purpose Technology)」として、社会経済の根幹を揺るがしつつある。2022 年末に OpenAI から「ChatGPT」が一般公開されて以降、AI は単なる技術的話題に留まらず、経済活動や社会政策、国家安全保障に至るあらゆる領域で、意思決定の前提に置かれる基盤テクノロジーへと変容した。

現在の AI モデルの多くは、2017 年に Google の研究者らが発表した Transformer アーキテクチャを基盤としている。Transformer は「データ、モデル、計算資源を大規模化するほど性能が向上する」スケーリング則に適した基盤を提供し、GPT、Gemini、Claude 等に代表される大規模言語モデル (LLM) の開発競争を牽引した (図 1)。論文は発表から 8 年で引用数が約 22 万件に達しており、自然言語処理にとどまらず、画像認識からひいては創薬・材料科学へと応用が広がっていることが、その産業横断的なインパクトを示している。

図 1 AI モデルの計算量の推移



(出所) Epoch AI, 'Data on AI Models'.
Published online at epoch.ai. Retrieved from
'<https://epoch.ai/data/ai-models>' [online resource].より、みずほ銀行産業調査部作成¹⁾

もともと、AI 実装のインパクトは産業ごとに一様ではなく、各産業が有する資本装備率・ソフトウェア装備率と研究開発集約度によって、AI 活用手段とスピードは大きく分岐すると考えられる。日本産業を資本装備率とソフトウェア装備率の分布、研究開発費比率の高低で類型化すると、医療・福祉や卸売・小売業のように人的資本依存度が高い「労働集約」型、不動産や電気・ガス等の大規模な固定資産を収益基盤とする「資本集約」型、農業、建設業のように物理的現場性が強い「労働集約×資本集約」型、情報通信業のような「知識集約×労働集約」型、などへと分類され、明確な構造的差異が観察される (図 2)。

AI 開発競争の趨勢を見れば、米国と中国がそれぞれ民間資本と国家資本を動員し、計算インフラ・ユーティリティ・人材の三要素を軸に覇権を競っている。米国のハイパースケーラー (大手クラウド事業者) の AI 関連資本支出 (CAPEX) は、FY2026 に約 6,000 億ドルと FY2022 比で約 4 倍に増加する見通しにあり、計算資源への大規模な先行投資が事実上の参入障壁を形成している。

一方、中国は国家主導で AI 産業基盤を整備し、DeepSeek に代表される高効率モデル開発で米国に追随する。この米中二極構造の中で、日本をはじめとした第三極の国々は、海外プラットフォームへの過度な依存という構造的リスクにさらされている。

この問題を端的に示すのが「デジタル赤字」の拡大である。日本のデジタル収支の赤字は、クラウドサービス、デジタル広告、ストリーミング等を提供する海外プラットフォームへの対価として年々拡大している。現状の AI における海外依存構造が固定化された場合、2040 年のデジタル赤字は、最大約 36 兆円規模に達するリスクが示唆されている (図 3)。これはもはや個別企業の競争力の問題ではなく、日本の国富流出・財政持続可能性に直結する国家課題にまで波及している。

規模は相対的に限定的であり、就業者数の多い医療・福祉、製造業、卸売・小売業では、影響割合が中程度でも人数ベースの影響は大きい。高賃金産業でAI活用が先行し、就業者数の多い産業で実装が遅れる場合、産業間の生産性・給与格差が拡大するリスクがある。

ソフトウェア装備率

高 (デジタル)

低 (アナログ)

A【知識集約×労働集約】
ITを活用した情報・ナレッジ・コンテンツ提供が付加価値の中心
学術研究、専門・技術サービス業

B【知識集約×資本集約】
研究開発した高度製品を設備・機械で大量製造することで付加価値を創出
ガス・熱供給・水道業
電気業
鉄鋼業
電気機械器具製造業
化学工業
情報通信機械器具製造業
生産用機械器具製造業
自動車・同附属品製造業

C【労働集約】
人間が「現場」で稼働することで付加価値を創出
教育、学習支援業
卸売業・小売業
その他のサービス業
建設業
生活関連サービス業、娯楽業
医療、福祉業
職業紹介・労働者派遣業

D【労働集約×資本集約】
大型機械も併用
全産業（除く金融保険業）
運輸業、郵便業
食料品製造業
鉱業、採石業、砂利採取業
農林水産業

E1【資本集約】
ITにより自動化した生産設備・機械が主となって付加価値を創出

E2【資本集約】
保有アセットの高回転で付加価値を創出
不動産業、物品賃貸業

研究開発費比率の高い産業（総売上高に対する社内使用研究費比率が、金融業、保険業を除く全産業平均（3.06%）以上）

上記以外

資本装備率低（労働集約的）

高（資本集約的）

図3 日本のサービス収支の長期見通しとデジタル赤字の推計

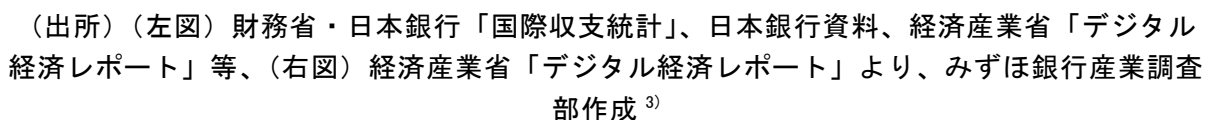
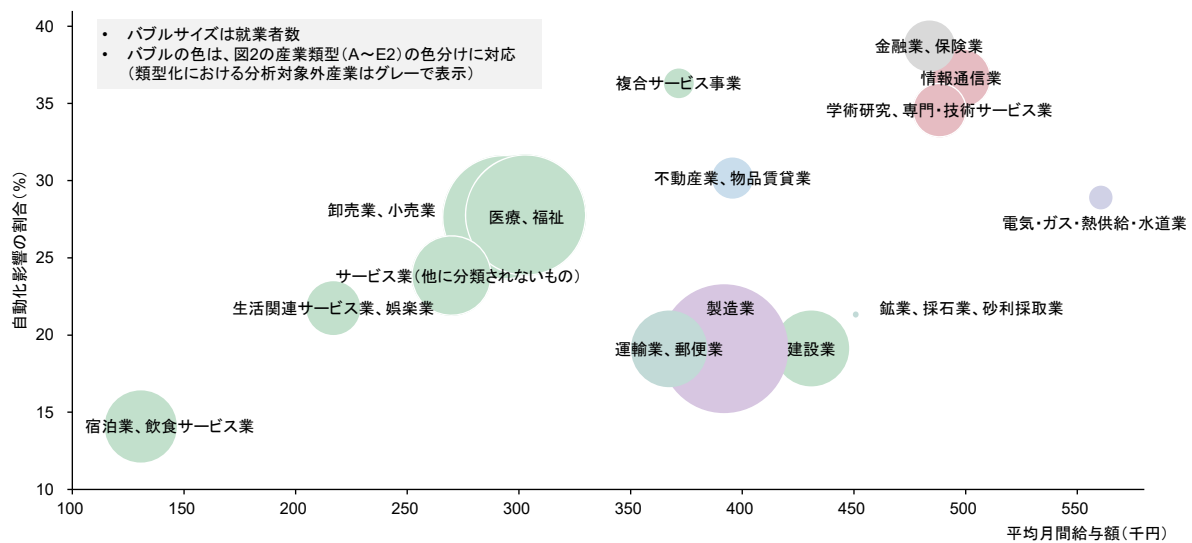


図4 産業別の平均月間給与額とAI（生成AI含む）による自動化影響の関係



(出所) 総務省「2020年度国勢調査」、厚生労働省「毎月勤労統計調査令和4年確報」、
Goldman Sachs Global Investment Research^{注3)}より、みずほ銀行産業調査部作成²⁾

2030年以降、上記の構造変化に伴い、労働力の戦略的な再配置の重要性が高まる。AIが担いえる領域で省人化・生産性向上を実現し、創出された労働余力をIP創出・体験価値・エッセンシャルワークの高度化へ振り向ける産業構造転換が求められる。この論点は、第8章において2040年の日本産業のあるべき姿として改めて論じる。

本稿の目的は、AIがもたらす構造変化を分析し、日本産業が採るべき打ち手に接続することにある。前半(第2～4章)では、AI進化の潮流、付加価値の源泉変化、AI供給基盤という三つの「影響」を整理する。後半(第5～7章)では、その影響を踏まえた「勝ち筋」として、製造業・ヘルスケアにおける現場知のAI化、官民連携によるソブリンAI投資、ASEANへの価値共創型展開を論じる。最後に、第8章で人口減少・財政制約下における2040年の日本産業像を提示する。

第I部 AIが日本産業に及ぼす構造変化 (第2～4章)

2. AI進化の潮流

— メガ・プラットフォーマーの戦略転換

(1) Transformer以降の大規模化とスケール
ング則の限界

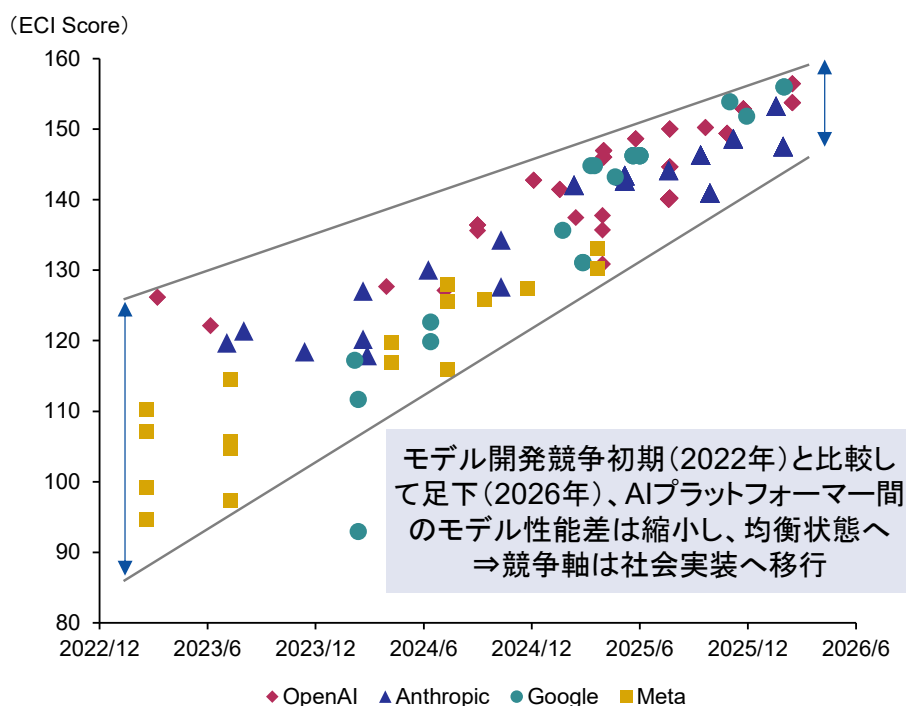
現在のAI開発競争は、第1章で示したTransformerアーキテクチャを起点とするスケールング則を前提に、大規模なモデル開発・計算資源投資が進んできた。「計算資源を積むほど性能が上がる」という確信のもと、OpenAI、Anthropic、Google、Metaといった主要AIプラットフォーマーは、計算資源を提供するハイパースケーラー(AWS、Azure、Google Cloud等)との提携・出資を通じて大規模なコンピューティングインフラ構築を進めている。前述のとおり、ハイパースケーラーのCAPEXはFY2022からFY2026にかけて約4倍に拡大する見通しであり、GoogleとMetaは広告事業からのキャッシュフローを原資に自社インフラ投資を加速させる一方、OpenAIやAnthropicはハイパースケーラーとのパートナーリングによって計算資源を確保している。

しかし、足下では重要な変化が生じている。Epoch AIが公表するECIスコア(Epoch Capabilities Index: 複数モデルの相対的なベンチマーク性能)の推移を見ると、2022年以降、各社の主要モデルが漸進的な性能改善を続けている一方で、モデル間の性能差が急速に縮小しており、スケールング則のみに依拠した差別化は困難になりつつある(図5)。

(2) モデル研究開発から社会実装へシフト
モデル単体での差別化が困難になる中、AIプラットフォーム各社は、モデルの研究開発に閉じた競争から、社会実装の巧拙を問う競争へと軸足を移し、その実装手段の一つとして、「エージェンティック AI」の開発を進めている。エージェンティック AI とは、単一のプロンプトに応答するだけでなく、複数ス

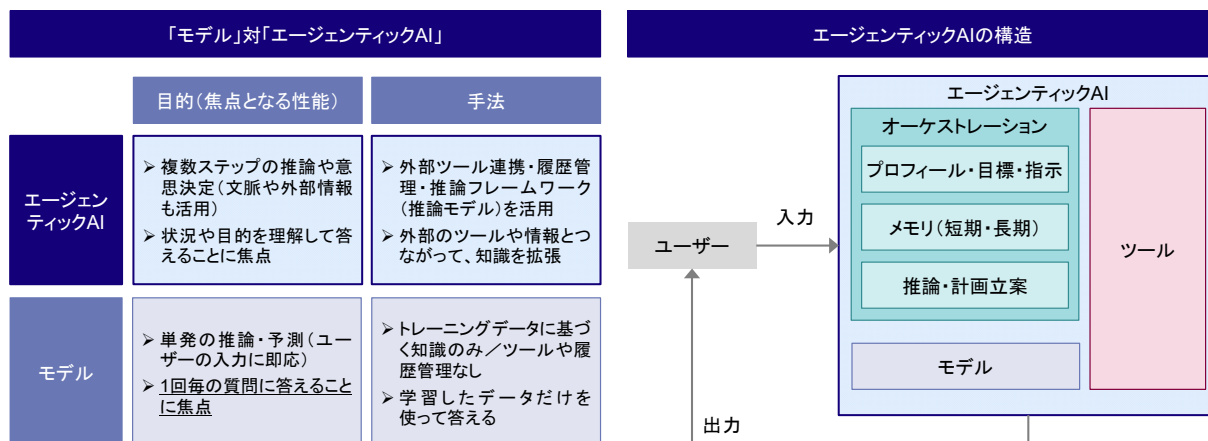
テップの推論や意思決定、タスク実行を自律的または半自律的に行うためのソフトウェア技術である。ウェブブラウジング、コード実行、外部ツール呼び出し、長期記憶といった機能を統合することで、従来は人間が担っていた複雑なワークフローをエンドツーエンドで代替できるポテンシャルを持つ (図 6)。

図 5 AI プラットフォーマーの主要モデルの ECI スコア推移



(出所) Epoch AI, 'AI Benchmarking Hub'. Published online at epoch.ai. Retrieved from 'https://epoch.ai/benchmarks/use-this-data' [online resource].より、みずほ銀行産業調査部作成⁴⁾

図 6 エージェンティック AI の構造



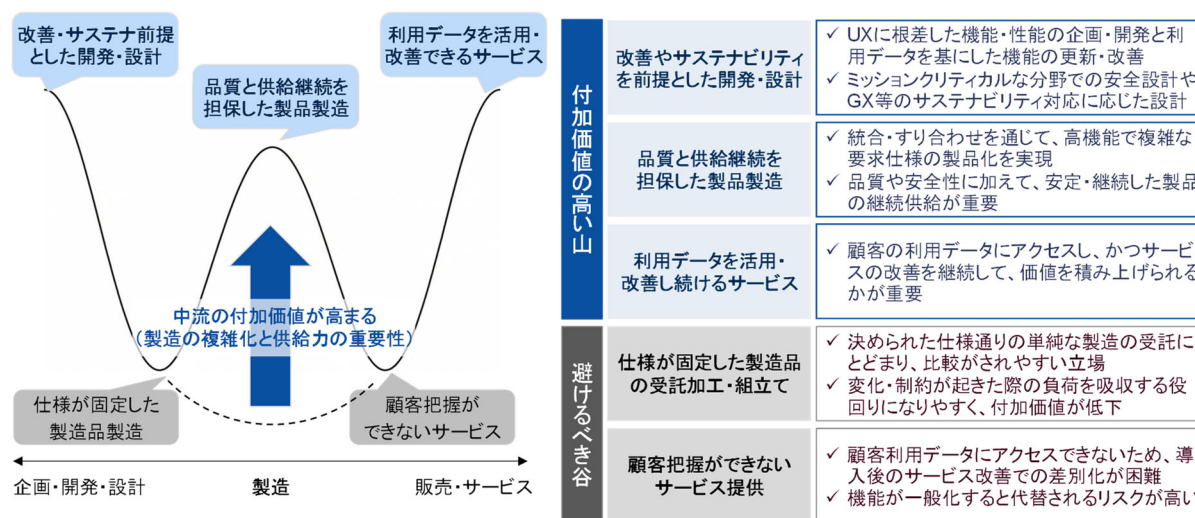
(出所) Wiesinger, Julia, Patrick Marlow, and Vladimir Vuskovic. "Agents." Whitepaper. (2024).より、みずほ銀行産業調査部作成⁴⁾

この戦略シフトが示唆するのは、AI 競争の焦点が「モデル性能の追求」から「産業実装の深度と、それを支えるデータ基盤の質」へと移行しているという環境変化である。各社はクラウドプロバイダーやコンサルティングファームとの連携を通じてユーザーの業務プロセスに入り込むことを図っているが、その過程で最も希少な経営資源として浮上しているのが「まだ AI がアクセスしていないデータ」、すなわち、物理世界に根差した産業現場の実世界データである。

こうした競争軸の変化は、産業のバリューチェーンを変容させつつある。従来のスマイ

ルカーブ(上下流に付加価値が集中する構造)は、AI とフィジカルの統合が進む 2040 年に向けて、製造の複雑化と供給力の要求に応える付加価値をもって「W 字型」へと変化し得る。すなわち、①改善やサステナビリティを前提とした開発設計、②品質と供給継続を担保した製品製造、③利用データを活用し改善し続けるサービス、の三領域が付加価値の山を形成し、中流の製造工程においても付加価値が回復、拡大する構造が出現する(図 7)。この構造変化は、長年ものづくりの中流を担ってきた日本産業にとって、逆転の機会と捉えられる。

図 7 将来のバリューチェーンの付加価値構造



(出所) みずほ銀行産業調査部作成³⁾

(3) 次の競争最前線:「まだ学習されていないデータ」の獲得

エージェント AI への戦略転換と並行して、AI プラットフォーマーが直面している次の壁が「学習データの枯渇」である。インターネット上のテキストデータを大量に学習することで飛躍的に成長してきた現在の基盤モデルは、高品質なウェブテキストの追加取得余地が縮小しているとの指摘がある。この学習データ量の限界を突破するための手段として、①合成データと②現場のドメインナレッジ・実世界データという二つのアプローチが注目されている。

この局面には日本産業にとって極めて重要な示唆を持つ。AI 実装のボトルネックが「デ

ジタル空間の知識」から「物理世界に根差した産業現場での知識」へと移行しているということは、長年にわたって現場知を蓄積してきた日本の製造業やヘルスケア領域等が、グローバルな AI エコシステムの中で主体的な役割を担い得ることを意味するためである。この点については第 4 章で詳細を議論する。

3. AI 時代の付加価値変化

— 全産業に普遍的なインパクト

(1) 「データ」を制する者が付加価値を獲得する構造

生成 AI の登場以降、企業の競争力を規定する「付加価値の源泉」が根底から変化しつつある。これまでの産業競争は、「より良い製品

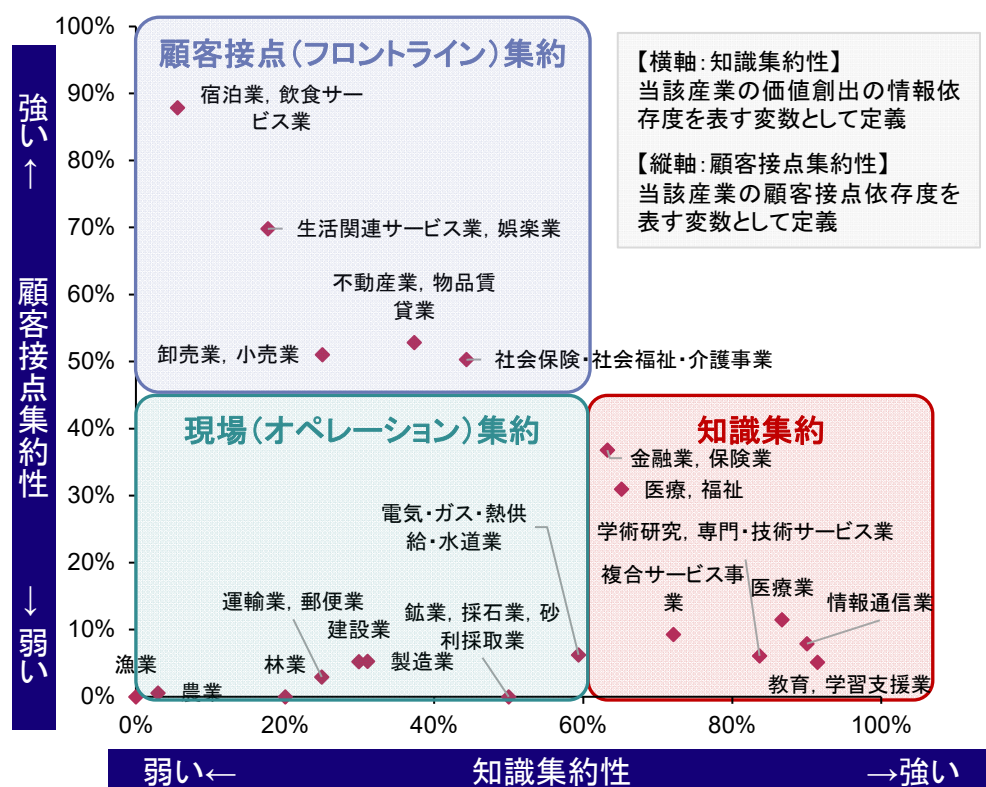
を作れるか」や「より効率的なプロセスを持てるか」という「プロダクト品質」と「オペレーション効率」に基づくものであった。しかし AI 時代においては、データ→モデル→ユースケースというバリューチェーンが確立され、競争の起点が「どれだけ独自性・希少性の高いデータを持っているか」という「データやノウハウの独自性」へと移行しつつある。

このメカニズムを理解する際に、カギとなるのが、汎用 AI モデルの性能差が縮小していくという前節の議論である。誰もが同品質の AI モデルにアクセスできる世界においては、AI を「何に」「どのようなデータで」実装するかが差別化の源泉となる。みずほ産業調査 Vol.74(「生成 AI の動向と産業影響【総合編】」、2023 年 12 月発刊) が整理した「データ」「人財」「共創」という三つの戦略要素は、まさに

この競争環境の変化を反映したフレームワークである。独自のデータ資産を持ち(データ)、それを活用できる人材を育成し(人財)、業界横断的なユースケースを共同構築する(共創)ことが、AI 時代における持続的な競争優位をもたらす三つの基盤要素を形成する。

この観点からすると、海外プラットフォームに依存した AI 活用は、利便性の裏側で「データと付加価値の外部移転」を生じさせるリスクをはらんでいる。企業が日々の業務で生成する顧客データ・製造データ・医療データ等の情報が海外事業者の管理基盤上で処理され、利用ログや運用知見が海外側に蓄積される中で、そこから生まれる付加価値が海外企業に帰属するという構図は、デジタル赤字の拡大メカニズムとしても解釈できる。

図 8 産業類型に応じた AI 実装による影響例



(出所) 総務省「労働力調査」(2024 年度) より、みずほ銀行産業調査部作成⁴⁾

(2) 認知的タスクの自動化と産業への影響波及パターン

AI による産業インパクトは、業種・業態によって発現スピードとメカニズムが大きく異

なる。図 2 が資本装備率・ソフトウェア装備率・研究開発費比率から産業の構造条件を整理したものであるのに対し、図 8 は AI 影響の波及経路を把握するための分析枠組みであり、

図2の類型と一対一に対応するものではない。図8では、2軸の4象限を網羅的に埋めるのではなく、実務上の影響が大きい三つのAI実装経路、すなわち「知識処理の自動化」「現場オペレーションの高度化」「顧客接点の再設計」に絞って整理している。

まず、法律、金融、研究開発、コンサルティングといった「知識集約」型産業は、生成AI・エージェントAIの直接的な影響を最も早期に受けると考えられる。MITが独自調査した産業レベルでの生成AIのインパクトの推計では、「テクノロジー」や「メディア・テレコム」において、変化の感応度が高いと示唆される^{注4)}。企業向けAPI提供やコンサルティングファームを介したデリバリー強化は、知識集約型産業へのAI実装を加速させる。

次に、製造、建設、インフラ、農業といった「現場（オペレーション）集約」型産業は、物理的な現場とデジタル情報の融合による変革が焦点となる。ロボティクスAIや視覚言語モデルは、カメラ・センサーから入力される映像や数値データをリアルタイムに解析し、異常検知、品質管理、予知保全を自動化する。ARデバイスは、現場作業員にリアルタイムの情報を伝達し、熟練技術者の判断ロジックを非熟練者でも実行可能にする狙いがある。製造業における変革のインパクトは即時的というよりも、センシングやアクチュエーション等のハードウェア側の進化に加えて、現場のデータ整備とAIとの統合、さらに組織変革を経たうえで、中長期にわたって顕在化される。

小売、飲食、観光、医療といった「顧客接点（フロントライン）集約」型産業では、AIによる顧客体験の個別化や高度化が競争軸となる。AIアシスタントが消費者の日常的な対話インターフェースに立ち、AIが自律的に提案を行うUX高度化が想定される。この分野では、AIを使いこなす側が「顧客との関係性」という競争優位を強化できるため、企業が顧客接点をAIプラットフォーマーのインターフェースに委ねるようになると、自社の顧客データが希薄化するリスクがある。

（3）ソフトウェア開発のAI代替と付加価値移転リスク

本節では、全産業に共通するAI影響の中でも、第5章の製造業の勝ち筋に直結する論点として、ソフトウェア開発のAI代替を取り上げる。OpenAIのCodexやAnthropicのClaude系モデルによるコード生成能力の向上は、開発者の生産性を引き上げるだけでなく、開発の担い手を専門人材から業務担当者へ広げる「ソフトウェア開発の民主化」を進めつつある。ここでいう民主化とは、コーディングの専門知識を持たずとも、誰もがAIの支援を受けて開発・実装・検証まで一貫して実行できる状況を指す。

この変化は、製造業のビジネスモデルにも影響を及ぼす。製造業のスマート工場化やIoT活用では、センサーデータの収集・分析・制御を担うソフトウェアプラットフォームが競争の核心となってきた。これまでは専用ソフトウェアを外部ベンダーや自社エンジニアに依存することが多かったが、エージェントAIによるコーディング支援が普及すれば、ユーザー企業自身がシステムを内製化・高速化できる余地が広がる。その結果、ソフトウェアプラットフォームを主力製品とするIoT企業の付加価値は圧迫され、製造業全体のソフトウェア関連の付加価値がAIプラットフォーマー側へ移転するリスクも高まる。

この付加価値移転リスクに対抗するためには、独自データと独自モデルの構築が有効である。汎用AIによるコード生成等の開発支援が普及するほど、自社の競争優位性は「誰も代替できないデータ」と「そのデータで磨き込まれた独自モデル」によって担保される。製造業が持つ現場の暗黙知・工程データ・品質データこそが、まさにそのような「代替不可能な独自資産」となる最有力候補である。この論点は第5章（1）で詳細を議論する。

4. AI供給基盤 — 競争優位を左右する物理的制約

（1）AI供給の三要素：計算インフラ・ユーティリティ・人材

AIの社会実装を支える供給側の構造を「AI時代」の論点として正面から取り上げることには不可欠である。AI産業の供給基盤は、計算インフラ・ユーティリティ・AI人材の三要素

で構成される。いずれも希少性が高く、調達力の差が競争優位性に直結する構造的なボトルネックである。以下では、Stanford HAI「AI Index Report 2026」を主な参照元として三要素を整理する^{注5)}。

① 計算インフラ

グローバルの AI 計算容量（高性能 AI チップの累積処理能力を NVIDIA H100 相当数に換算した指標、H100-equivalent）は 2022 年以降年率 3.3 倍で成長し、2025 年 Q4 時点で約 1,710 万 H100 換算に到達した。チップ供給シェアは NVIDIA が計算容量全体の 60%超を占め、Google・Amazon の自社設計チップが残余の多くを占める構造である。一方、これら先端 AI チップの製造（ファウンドリ）は TSMC 一社にほとんど全量が集中しており、サプライチェーンの各層に対する数十年規模のノウハウ蓄積と多額の資本投資を要する高い参入障壁が、台湾単一ファウンドリへの依存という構造的脆弱性として恒常化している。

② ユーティリティ

AI データセンターのグローバル電力容量は 2025 年 Q4 時点で約 29.6 GW に到達し、これはニューヨーク州のピーク需要（約 31 GW）に匹敵する規模である。周辺設備を含むオールイン AI システムの累積電力需要はスイス一国の消費量に相当する。IEA 予測では、全世界のデータセンター向け電力需要は 2030 年に向けて 1,000 TWh 規模に近付く見通しであり、電力、CO₂、水消費の三重制約が大規模 AI 運用の持続可能性を左右する。

③ AI 人材

AI 著者・発明家の地理的分布は、2025 年時点で米国に 220,520 人と突出して集中し、インド(50,460 人)、ドイツ(48,520 人)が続く。日本は 6,280 人（第 15 位）にとどまる。加えて、米国への AI 研究者の流入は 2017 年以降 89%減少（直近 1 年で 80%減）しており、グローバル人材獲得競争が一段と激化している。中国は論文数、被引用数、特許付与で世界首位に立ち、研究開発活動は米中二極に偏在する。

（2）日本の供給基盤の課題と対応方向

日本の供給基盤の現状を三要素で見ると、課題は計算インフラ・ユーティリティ・AI 人材のいずれか一つではなく、三要素が同時に制約となり得る点にある。計算インフラでは、国内通信キャリア及びハイパースケーラーによるデータセンター投資が進む一方、先端 GPU の調達力、電力容量、土地・系統接続等の立地制約が拡張に歯止めをかけている。エネルギー面では、電力コスト、系統容量、脱炭素要請の三つが同時にボトルネックとなる。AI 人材については、基盤モデルを開発できる研究者層に加え、産業データを理解し業務実装に落とし込む人材の不足が課題である。

こうした制約に対し、政策面では半導体・AI 基盤への支援が拡大している。2024 年 11 月に日本政府が公表した「AI・半導体産業基盤強化フレーム」では、2030 年度までに 10 兆円超の公的支援が表明された。ラピダスへの半導体製造基盤支援と組み合わせることで、計算資源の国産化・調達の自律性確保という方向性が示されている。ただし、公的支援だけで供給制約が解消するわけではない。電力確保、省エネ型データセンター設計、AI 人材育成、産業データ基盤整備を一体で進めることが、日本の供給基盤強化の実装課題である。

（3）供給基盤が競争優位を左右する構造

AI 供給基盤の整備は、単なるインフラ政策に留まらない。自国内で計算資源を確保できるかどうか、「ソブリン AI」実現の前提条件となる。機微な政府データ・医療データ・防衛関連データ等を、自国のセキュリティポリシーに沿ったインフラで処理できる環境なくして、AI の国家戦略的活用は不可能である。また、米国のチップ輸出規制強化等に挙げられる半導体や計算資源の調達リスクが顕在化しつつあり、サプライチェーンの複線化・国産化は経済安全保障の観点からも急務である。

AI 供給体制として、チップ→計算インフラ→モデル→アプリという 4 層構造に分解した際、日本がどの層に自国資源を投下し、どの層をアライアンスで補完するかという「供給基盤の設計思想」を早急に確立することが求められる。この点は後述の「ソブリン AI」戦

略と不可分の論点である。

第2～4章で見た構造変化は、①競争軸がモデル性能から実世界データ・現場知へ移ること、②計算インフラ・ユーティリティ・AI人材が新たな供給制約となること、③労働力の再配置が避けられないこと、の三点に集約される。第5章以降では、この変化の情勢も踏まえながら、日本産業の勝ち筋を「現場知のAI化」「ソブリンAI」「ASEAN展開」として具体化する。

第Ⅱ部 日本産業の勝ち筋と戦略基盤 (第5～8章)

5. 日本産業の勝ち筋

ー 製造業とヘルスケア領域におけるAIユースケースの開拓

第Ⅰ部（第2～4章）で示したとおり、AI時代の競争軸は「独自データと現場知の優位性」とそれを安全に活用する供給基盤の確保へ移行しており、日本の勝ち筋には、構造的な強みを持つ産業領域における競争力強化が求められる。AIのユースケースを開拓し、その成果をソブリンAIや海外展開へ接続する。そこで、グローバルに見ても高い効用が見込まれるのが、日本が深い産業基盤を有する製造業とヘルスケア領域の二領域である。

製造業は、第2章（3）で論じたとおり、AIプラットフォームが必要とする「未学習の実世界データ」を豊富に有し、GDP比約20%（G7最高水準）を占める日本の基幹産業である。長年蓄積された現場の暗黙知をAIに実装するユースケースは、模倣困難な競争優位の確立と輸出競争力の維持に直結する。ヘルスケアは、世界に先駆けて超高齢社会に突入した社会課題先進国の日本ならではの課題であり、問診AI・予防医療等のユースケースが医療提供体制の構造的課題を解決しうる。

なお、これらのユースケース開拓の成果は、国家財政の持続可能性にも寄与する。製造業をドメインとするAIは、産業競争力を維持して税収基盤・経常収支の安定化に、ヘルスケア領域をドメインとするAIは、医療の質・ア

クセスを維持しつつ、医療資源の効果的・効率的な活用を通じた医療費の適正化と社会保障制度の持続可能性向上に、それぞれ間接的・直接的に貢献する。令和7年度予算において社会保障費は約38.3兆円（一般会計の約33%）を占め、AI活用による適正化のインパクトは大きい。

（1）製造業：現場の「暗黙知」のデータ化とAI移植

ー なぜ製造業か

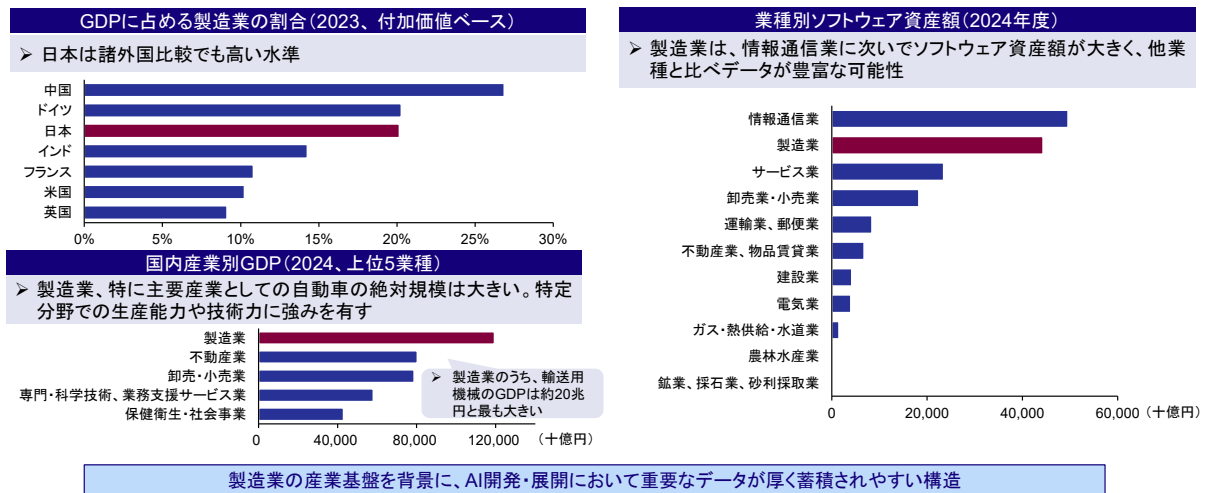
製造業を日本産業の中でも戦略領域とする根拠は三点ある。第一に、日本の製造業はGDP比約20%を占める日本の基幹産業である。第二に、業種別ソフトウェア資産額において製造業は業種2位に位置し、デジタル化への素地は十分に存在する（図9）。第三に、最も重要なのが、製造業が長年にわたって蓄積してきた「現場の暗黙知」が、第2章（3）で示した、世界のAIプラットフォームが必要とする「未学習の実世界データ」そのものということである。

日本の製造業には、熟練工の「経験と勘」に根差した品質管理や工程最適化のノウハウが莫大に蓄積されている。これらの能力は言語化が難しく、個人に培われた感覚と状況判断にも強く依存するため、従来は属人的な技能として継承されてきた。しかし、これこそがAIプラットフォームと向き合う上で「日本の製造業がもつ競争優位性の源泉」であり、これをデータ化してAIに実装できれば、模倣困難な製造能力を次世代に継承することが可能になる。

ー 現場知をAI学習に活用

現場の暗黙知をAI活用するために、専門人材による判断整理、LLM等を用いた知識抽出、センサー、ログ取得を組み合わせたデータ化が必要と考える。加えて、実データだけでは不足しやすい異常事態等の学習すべき領域は、合成データやデジタルツインで補完し、検証と改善の精度を高めることが重要である。

図 9 AI 開発・展開における日本の強み



(出所) UNdata (左図上)、内閣府「国民経済計算」(左図下)、財務省「法人企業統計調査」(右図) より、みずほ銀行産業調査部作成¹⁾

(2) ヘルスケア領域：医療の質・アクセスと社会保障の持続可能性を両立する AI 活用 — なぜヘルスケア領域か

ヘルスケア領域を製造業と並ぶ重点領域として選定する理由は、医療提供体制の持続性・公平性の担保と財政インパクトの規模の大きさにある。令和7年度予算において医療・介護・年金等を含む社会保障費は約38.3兆円にのぼり、一般会計歳出の約33%を占める最大項目である。この歳出の増加は、高齢化の進展により今後さらに加速することが確実であり、「AIを活用し、医療の質・安全性・アクセスを損なうことなく、受診行動や医療資源配分の適正化を進められるか」は日本の財政持続可能性に直結する問いである。

日本の医療体制の特徴として際立つのが、G7平均と比較した「外来受診頻度の高さ」である。日本の外来受診頻度は11.1件/人と、G7平均の5.7件/人の約2倍に達する。この構造的課題を問診AIなどのデジタルソリューションによって適正化し、外来受診頻度をG7平均水準に近づけるシナリオでは、年間約13兆円規模の外来医療費適正化効果が試算される。

— データ駆動型ヘルスケアシステムの構築
問診へのAI適用はあくまで入口である。データ駆動型ヘルスケアの本質的な目標は、疾

病の早期発見・早期介入による「病気の発症・重症化を予防する社会」の実現、すなわち予防医療の強化にある。日本が有する健康診断データ・医療レセプトデータ・PHR(Personal Health Record)を統合的に活用し、個人の発症リスクを精度高く予測してレコメンデーションを行うAIシステムが実装されれば、重篤化前の介入が可能となり、入院・手術・高額医薬品の使用頻度を低下させる効果が期待できる。

6. 戦略基盤①

— 官民連携による「ソブリンAI」への戦略投資

(1) ソブリンAIの必然性

「ソブリンAI」とは、自国の法律や価値観、セキュリティ要件のもとで、自国が制御、管理できるAIのインフラ、モデル、データガバナンスの総体を指す概念である。AIが社会経済の基盤テクノロジーとなった今、AIインフラを海外プラットフォーム等に過度に依存することは、エネルギーの大半を輸入に依存するのと同等のリスクを内包する。

第一の論点はデジタル赤字の構造的拡大リスクである。前述のとおり、クラウドサービスやAIを利用するためのAPI、デジタルコンテンツへの対価として海外へ流出する資金は年々拡大し、2040年には▲36兆円規模に達す

るリスクがある（図 3）。この赤字は単なる利用料の支払い超過ではなく、国内企業の業務データが海外事業者の管理基盤上で処理・蓄積され、運用ノウハウや改善サイクルが海外側に集約された結果、そこから派生する付加価値が海外に帰属していくという構造から生じるものである。AI インフラやモデルを部分的にでも自前で備える必要性は、この付加価値帰属の構図に根差している。

第二の論点は機微データの所在と管理権をめぐる主権上のリスクである。行政、防衛、医療、先端産業技術等のデータが海外クラウドや AI サービス上で処理・学習される場合、契約上は学習利用をオプトアウトできても、データの物理的所在地、準拠法、有事のアクセス権限等は他国の法域に委ねられるリスクがある。経済安全保障法制の観点からも、機微データを扱う AI システムについては、運用上の透明性確保が必須要件となる。

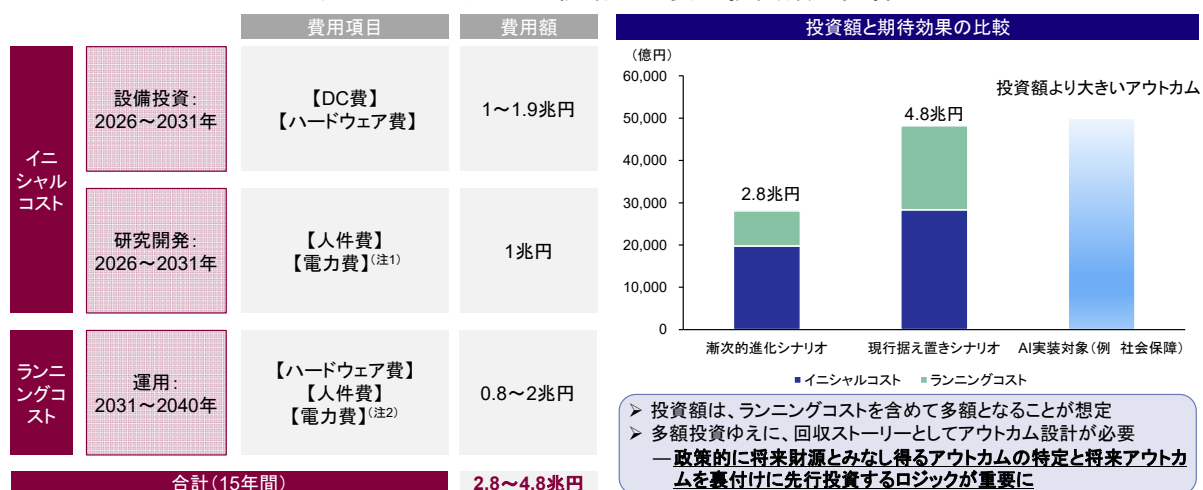
第三の論点は、官民役割分担の明確化である。ソブリン AI の実現に向けては、ベースモデルの開発、計算インフラの整備、データガバナンスの標準化を進め、その基盤の上に産業特化のユースケースを構築するまでを、官

民一体となって推進することが求められる。防衛や社会インフラの領域にも AI 活用が進展する中、自国が「信頼できる AI」を活用することで、社会的アウトカムの創出が可能となる。

（２）投資規模と財源論

ソブリン AI 実現に向けた投資規模は、2026 年から 2040 年の累計で 2.8 兆円（漸次的進化シナリオ）～4.8 兆円（現行据え置きシナリオ）と試算される（図 10）。この規模感には GX（グリーントランスフォーメーション）経済移行債の前例—政府が GX 実現のために先行投資を行い、将来の炭素税収・排出量取引収益で回収するスキーム—と類比しながら理解すると、財源論の整合性が見えやすくなる。投資規模の算出にあたっては、研究開発費として、ベースモデル開発費、分野／領域特化モデル学習費、タスク特化モデル学習費を計上し、加えて設備投資費と運用費を、2026～2040 年累計で積み上げた。漸次的進化シナリオはハードウェア等の性能改善による学習コスト低下を、現行据え置きシナリオはハードウェア等の性能維持を前提とする。

図 10 ソブリン AI 戦略に必要な投資額の試算



（出所）公開情報より、みずほ銀行産業調査部作成¹⁾

財源の根拠は「将来アウトカムの現在化」にある。ソブリン AI への投資から生み出されるアウトカムは複数の経路で国家財政に還元される。医療費適正化を通じた財政負担の伸びの緩和経路では、弊行試算によると、ヘル

スケア領域をドメインとする AI による外来受診適正化効果（約 13 兆円／年）が最大規模となる。間接的な歳入増経路では、製造業・自動車産業の AI 活用による競争力維持（自動運転市場優位性確立に伴う経済波及効果とし

て約 2.7 兆円／年）が挙げられる。赤字抑制経路では、デジタル赤字の拡大回避（約 6.9 兆円／年の赤字増加を回避）という効果を見込む。これらの経済損失を抑制する効果を合計すると、年間換算で約 20 兆円超のアウトカムが生まれる計算であり、同様に収益拡大効果の合計は約 11 兆円超を見込むことから、ソブリン AI への先行投資は十分に成立すると考えられる（図 11）。

（3）ソブリン AI 実現に向けた実装設計

ソブリン AI 投資の実効性を高めるためには、「何を国産化、主権化するか」の優先順位設計が必要になる。前述の 4 層構造（チップ→計算インフラ→モデル→アプリ）において、全層の自前化は非現実的であり、リソースの集中投下と戦略的アライアンスの組み合わせ

が現実的な設計に必要となる。

チップ層については、ラピダスによる 2nm 世代の国産半導体製造という長期投資目標と組み合わせながら、短中期は NVIDIA や TSMC 等との調達アライアンスで確保する。計算インフラ層については、国内データセンターへの官民共同投資と電力・土地の整備が喫緊の課題である。モデル層については、汎用基盤モデルの全面自前化は費用対効果の観点でハードルがあるため、オープンソースモデルのファインチューニングや領域特化モデルの開発に集中投資するアプローチも考えられる。領域特化モデルの開発においては、各省庁・研究機関・産業界が保有するドメインデータを安全に活用できる「データ連携基盤」の整備が鍵となる。アプリ層については、民間が主導する多様なユースケース創出が求められる。

図 11 ソブリン AI によって生み出される日本社会への期待効果の一例（2040 年）

損失抑制効果			収益拡大効果		
ユースケース／アウトカム	【ヘルスケア】 社会保障費の抑制	13兆円/年 (外来医療費の適正化)	ユースケース／アウトカム	【自動車】 自動運転市場での 優位性確立	2.7兆円/年 (自動車産業の経済波及効果)
アウトカムの算出ロジック	▶ 医療提供体制の構造的課題となっている入院・外来受診の頻度を、問診AIなどのデジタルソリューションで適正化することで、抑制される医療費をアウトカムと想定 ・ 外来受診頻度 日本:11.1件/人⇄G7平均:5.7件/人		アウトカムの算出ロジック	▶ 自動運転技術へのキャッチアップを通じて維持される日系 OEM の国内生産(内需・外需向け)と国内における経済波及効果をアウトカムと想定 ▶ 日本の内需と米国に対する輸出(外需)のうち、各国の自動運転比率(2040年)から新車販売市場規模を算出	
ユースケース／アウトカム	【デジタル支出】 国富流出の防止	6.9兆円/年 (AI関連の海外支出抑制)	ユースケース／アウトカム	【モデル輸出】 ASEAN へのモデル輸出	8.1兆円/年(注2) (AIによる生産性向上)
アウトカムの算出ロジック	▶ AI の基盤テクノロジー化によって想定されるデジタル赤字の一層の拡大を、ソブリン AI 実現によって抑制 ▶ リスクシナリオとベースシナリオの赤字額の差分を、ソブリン AI 実現によって回避可能な損失と想定		アウトカムの算出ロジック	▶ ASEAN5 主要産業(製造業、小売・卸売業、農林漁業)について、各国・各産業の GDP と職種構成比を基に、年ごとの AI 導入率を職種の導入難易度を考慮して推計 ▶ ASEAN5 主要産業それぞれの、AI 導入率による生産性向上率を乗じた付加価値額をアウトカムと想定	

（出所）みずほ銀行産業調査部作成¹⁾

7. 戦略基盤②

— 「AI エコシステム」の ASEAN 展開

（1）日本の ASEAN におけるプレゼンス

ASEAN は 2024 年現在、総人口約 7 億人・GDP 成長率 4～5% 台を維持する高成長フロンティアの一つであり、AI 実装の需要が高まっている地域でもある。日本はこの地域において、外交・経済関係を通じて培った信頼関係を基盤にもつ強みを有する。シンガポールのシンクタンク ISEAS-Yusof Ishak Institute の「The State of Southeast Asia Survey Report」によれば、ASEAN から最も信頼される大国と

して日本は調査開始（2019 年）以来ほぼ一貫して首位を獲得しており、域内の日系現地法人数も拡大傾向を継続している^{注 6)}。

日本が ASEAN 側の資本やアセットなども活用しつつ、日本産業の成長と ASEAN 側の社会課題解決にも資する価値共創型での AI 展開を官民連携で実現できれば、日本は共存共栄の関係を築くことができる。2025 年 10 月に発足した「日 ASEAN・AI 共創イニシアティブ」は、この方向性を実践する制度的枠組みの嚆矢として位置付けられる。

（２）価値共創型の AI 展開モデル

日本が ASEAN と「共に AI エコシステムを育てる」価値共創型モデルを構築する具体的な推進項目は、①計算資源整備（データセンター建設・電力基盤整備への共同投資）、②モデル共同開発（ASEAN 各国の言語、文化、産業のデータを組み込んだローカルモデルの協働構築）、③ユースケース探索（農業、製造、医療、行政等の各国固有の優先課題に即したユースケース設計）、④アプリケーション構築（現地のスタートアップや企業との共創によるサービス実装）という一体的な打ち手である（図 12）。

この展開モデルの差別化要因はソブリン型の設計思想にある。日本主導で構築する AI エコシステムは、データが当該国の主権下に留まること、モデルの制御権が当該国に帰属すること、ガバナンス設計が当該国の法制度に準拠することを最初から設計に組み込む。クラウドサービスでは原理的に保証しにくい「技術自律性」の提供を可能として、ASEAN の政府・中央銀行・基幹産業に対して信頼を勝ち取る論拠となる。

（３）投資回収とスケールメリット

ASEAN 展開の経済効果は多面的である。直接的な効果として、ASEAN 主要 5 カ国（タイ、インドネシア、ベトナム、フィリピン、マレーシア）の製造業、小売・卸売業、農林漁業の主要産業への AI 導入による生産性向上は、日本の経済利益拡大効果として年間約 8.1 兆円規模の市場拡大につながると試算する（図 11）。算出方法は「対象国・対象産業の市場規模×職種別の導入難易度に基づく AI 導入率×AI 導入による生産性向上率」の総和であり、AI ソリューション、データ基盤、運用支援等を通じて日本企業が取り込み得る付加価値を産業別に積み上げた。

加えて、間接的な効果として、より長期的かつ大きな意味を持つのが「デファクトスタンダード」の確立である。日本が構築した AI エコシステム、ガバナンス、領域特化モデルが ASEAN で広く採用されれば、信頼性や透明性を重視した協力圏として、日本と ASEAN の共創ネットワークが独自の技術的、規範的地位を確立することも可能となる。これは短期的な投資対効果を超えた地政学的アドバンテージであり、日本が次の 30 年にわたって国際社会で影響力を持ち続けるための費用対効果の高い戦略的投資の一つと考えられる。

図 12 日本の強みを活かした ASEAN 展開における打ち手

	寄与する強み	官	民
アプリケーション	②産業連携基盤 ③共創の枠組み	➢ 共創イニシアティブの中で、日本とASEAN双方の強みを活かせる産業（製造業）を実装領域として明記し、デファクトスタンダードを確立	➢ 現地法人を実装フィールドとして、ローカライズされたワークフローに合わせた最適なアプリケーションを開発し、産業連携基盤を販路として展開
データ	①国家間の信頼度 ②産業連携基盤 ③共創の枠組み	➢ 共創イニシアティブの中で、AI運用を前提としたデータ標準化やデータの越境可否などのルールメイクを実施	➢ 国内のソブリンAI構築を通じて培ったデータ整備ノウハウを現地法人に横展開し、運用までのサイクルを高速化
モデル	①国家間の信頼度 ③共創の枠組み	➢ 主権運用できるモデル要件（監査可能性、安全性等）を共同開発し、モデルの共同評価・テストの体制を確立	➢ 共同開発したモデルの早期実装を見据えてエージェンティックAIやRAGなどの周辺技術も含めた運用環境を整備
計算資源	①国家間の信頼度 ③共創の枠組み	➢ セキュリティ・BCP・運用人材育成等、継続運用を前提としたパッケージを提供 ➢ ODA等の経済支援も選択肢	➢ 従来からの強みであるエネルギー領域に加えて、データセンターとの一体運用を通じたAI最適なエネルギーマネジメントを提供

（出所）みずほ銀行産業調査部作成¹⁾

8. おわりに

— 人間と AI が協働する 2040 年の日本産業
（１）AI の脅威論を超えて

AI 時代を語るとき、「仕事が奪われる」「産業が消滅する」という脅威論が先行しがちである。しかし本稿が提示してきた分析の角度

から見れば、AI は日本産業にとって脅威である以上に、構造的課題を突破するための最大のトリガーである。

日本が直面する大きな構造的課題のひとつは、人口減少に伴う労働供給の制約である。2040 年には生産年齢人口が 2020 年比で約 1,000 万人減少する見通しにあり、労働力の縮小は経済の潜在成長率を直接的に押し下げる。この文脈において、AI による認知的タスクの自動化は「雇用の喪失」ではなく、「人口減少下においても経済水準を維持するための必然的なデジタル基盤」として認識されるべきである。特に、ホワイトカラーの生産性向上—文書作成、データ分析、意思決定支援等の AI 実装—は、1 人の労働者が担える業務領域を大幅に拡張し、少子高齢化による労働力不足を構造的に緩和する。

製造現場においても同様である。技能実習制度改革や外国人労働力の活用に解決策を閉じることなく、現場作業のロボット・AI を用いた自動化による、人的資源の高付加価値シフトが期待される。現場知を AI に接続し（第 5 章（1））、ロボットが汎用的な肉体労働を担い、人間が創造的・社会的・判断的な仕事に集中する分業構造の実現こそが、製造業の 2040 年ビジョンである。

（2）労働の再配置と産業構造転換

AI・ロボットによる自動化で生じる労働余力は、付加価値構造の転換のため戦略的に再配置されるべきものである。この再配置の方向性として、三つの軸が考えられる。

第一は知的財産（IP）創出への投資である。日本が強みを持つアニメ、ゲーム、デザイン、伝統工芸等のコンテンツ産業は、AI が大量に学習しても人間の創造性、感性、歴史的・文化的背景への共感なしには代替できない「人間固有の価値」を持つ。AI が定型的なコンテンツ生成による同質化を進めるほど、真に人間的な創造物の希少価値は高まる。労働余力を IP 創出に向けることは、脱炭素・デジタル化に次ぐ新たな産業の柱を形成する可能性がある。

第二は体験価値・ウェルネスの提供である。観光、温泉、ガストロノミー、スポーツ、医

療、介護といった「人間が人間にサービスする」本質的な対人価値は、AI やロボットによる効率化が進む世界において相対的な希少価値を高める。日本の豊かな自然や食事等の文化は、この体験価値を提供する産業の比較優位性として機能する。インバウンド観光の拡大は、ドル建て収入による貿易収支改善という財政的意義と、日本の文化や産業の国際的なブランド価値向上という間接的効果を両立させる。

第三はエッセンシャルワークの持続と高度化である。医療、介護、教育等のエッセンシャルワークは、人口高齢化の進展とともに社会的需要が増大する一方、人手不足が深刻化している。AI による業務効率化でエッセンシャルワーカーの負担を軽減し、人間が担うべき「感情的サポートや対面ケア」の質を向上させることが、社会の基盤機能の持続において不可欠である。

テクノロジー活用を前提とした社会最適な分業と協業体制—AI と人間がそれぞれの強みを発揮する役割分担—は、AI 時代の産業政策の核心的な設計課題である（図 13）。

（3）日本産業への期待：「三位一体戦略」の結実

本稿が示した日本産業の勝ち筋は、以下の「三位一体戦略」として統合される。

第一の軸：現場知の優位。製造業とヘルスケア領域を中心とした現場の暗黙知を AI に移植し、グローバル AI プラットフォーマーが持ち得ない「日本固有のドメイン特化 AI」を構築する。これが、日本産業が AI エコシステムの中で「データ提供者・協働者」として対等なポジションを維持する根幹となる。

第二の軸：ソブリン AI の確立。官民連携による計算インフラ整備やデータガバナンス基盤の構築、領域特化モデルの開発を通じて、デジタル主権を段階的に回復する。先行投資のアウトカムとして歳出抑制・歳入増・デジタル赤字縮小という財政的還元を実現し、持続可能な投資サイクルを確立する。

第三の軸：ASEAN を中心とする海外展開。日本が ASEAN 含む同盟国・同志国で培ってきた信頼関係を基盤に、ソブリン型の設計思

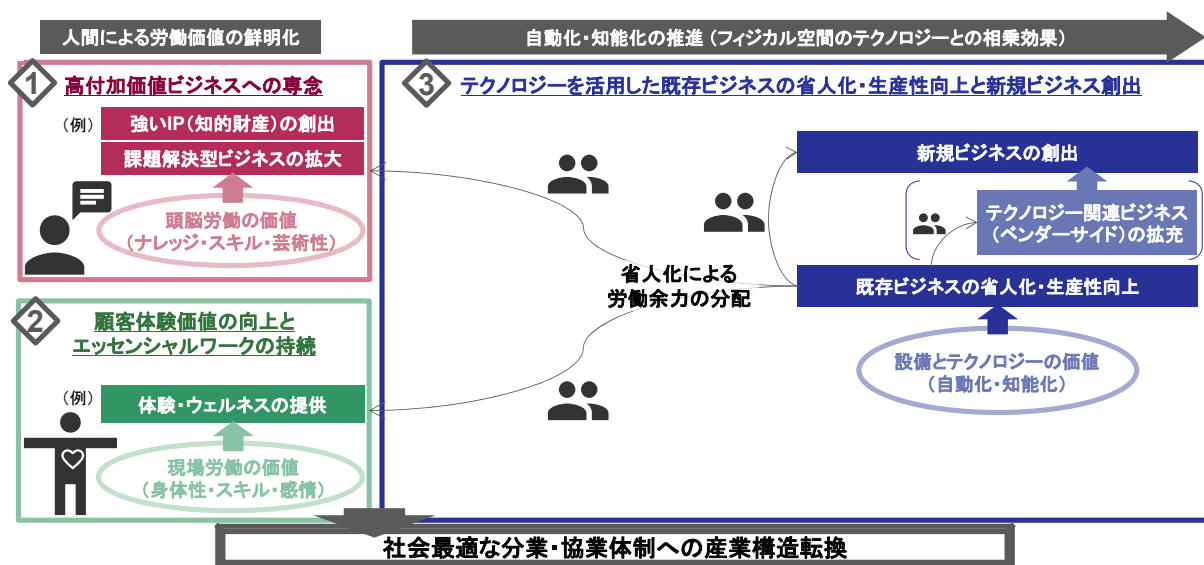
想に基づく価値共創型の AI エコシステムを展開する。これにより、米中二極に対する「第三の選択肢」としての地位を確立し、図 11 で示した 8.1 兆円規模の市場拡大と長期的な国際的影響力の確保を同時に達成する。

2040 年の日本産業の姿を展望するならば、それは「AI と人間が協働し、現場知を核とした独自の競争優位を持ちながら、国内の財政的持続可能性を維持しつつ、ASEAN を中心と

した同盟国・同志国との経済圏の中で成長と自律を両立させる日本産業」の姿である。

AI を外生的な技術潮流として捉えるのではなく、日本が既に有する産業基盤、制度基盤、対外関係を踏まえて、日本産業の競争力強化の文脈の中で AI 実装戦略を設計することが、「The Era of AI (AI の時代)」における日本の勝ち筋である。

図 13 テクノロジー活用による省人化・生産性向上と、人間の労働に期待される価値創出の方向性



(出所) みずほ銀行産業調査部作成²⁾

(脚注)

注 1) 本稿中の図表は、みずほ銀行産業調査部が過去に発行した参考文献 1) ～4) に掲載された図表を引用したものである

注 2) 図表中の用語・略語、指標の定義、分類、算出方法、参考文献等の詳細については、各図表末尾に示す参考文献番号に対応する引用元レポートを適宜参照されたい

注 3) Per your request, we have attached charts which were published in our report(s). When using these charts, please ensure that you have confirmed with any non-GS source that you are able to use the data in the form provided in the exhibit (if applicable) and that you appropriately source it to the non-GS source or Goldman Sachs Global Investment Research, as the case may be. GS-produced content or views must be clearly identified so as to be distinct from your own

content/views. In addition, note that you may not include the GIR charts in any material that constitutes advertising, marketing or solicitation or that advocates a particular position you are taking (e.g., in connection with a proposed transaction you may be making) nor use these charts in connection with any litigation or regulatory action. If you are unclear about whether a particular use is appropriate, please let us know

注 4) マサチューセッツ工科大学 (MIT) "The GenAI Divide STATE OF AI IN BUSINESS 2025"

注 5) Sha Sajadieh, Loredana Fattorini, Raymond Perrault, Yolanda Gil, Vanessa Parli, Lapo Santarlaschi, Juan Pava, Nestor Maslej, Russ Altman, Erik Brynjolfsson, Carla Brodley, Jack Clark, Virginia Dignum, Vipin Kumar, James Landay, Terah Lyons, James Manyika, Juan Carlos Niebles, Yoav Shoham, Elham Tabassi, Russell Wald, Toby Walsh, Dan Weld. "The AI

Index 2026 Annual Report,” AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, Stanford, CA, April 2026. The AI Index 2026 Annual Report by Stanford University is licensed under Attribution-NoDerivatives 4.0 International.

注 6) Lin, J. et al., The State of Southeast Asia: 2026 Survey Report (Singapore: ISEAS – Yusof Ishak Institute, 2026)

(参考文献)

- 1) みずほ産業調査 Vol.80 (「テクノロジーで切り拓く日本産業 2040～有望領域を獲得し成長と自律を実現～【個別編】AI」、2026 年 3 月発刊)
- 2) みずほ産業調査 Vol.74 (「生成 AI の動向と産業影響【総合編】」、2023 年 12 月発刊)
- 3) みずほ産業調査 Vol.80 (「テクノロジーで切り拓く日本産業 2040～有望領域を獲得し成長と自律を実現～【総合編】」、2026 年 3 月発刊)
- 4) Mizuho Short Industry Focus Vol.265 (「AI 進化をめぐるプラットフォームの戦略 -AI プラットフォーマーは脅威なのか」、2026 年 3 月発刊)