

次世代AI産業競争力の構築

—米中AI競争から読み解く新たな競争原理



Contents

次世代AI産業競争力の構築

—米中AI競争から読み解く新たな競争原理

> はじめに	
フロンティアAIの急進化で、新たな競争ステージへ	3
> 1. AI産業競争力はどう形成されるのか	
—「資源・知能・産業化・価値」の4層構造	3
> 2. AIインテリジェンスを生み出す基盤をどう構築するか	
—DC・コンピューティング・電力	5
> 3. 高度で有用なAIインテリジェンスをどう創出するか	
—モデル性能からコスト・効率・実用性の競争へ	7
> 4. AIをどう産業化するか	
—「AIを作る」競争から「AIを使いこなす」競争へ	9
> 5. AIをどう経済・経営価値へ転換するか	
—生産性向上からビジネス価値創出最大化へ	12
> おわりに	
AI価値創出を最大化する「AIファースト企業」へ	
—企業リーダーへの3つの示唆	14



はじめに

フロンティア AI の急進化で、新たな競争ステージへ

2026年4月以降、Anthropic、OpenAI、Meta、xAI など米国の主要 AI 企業は、高度な多段階推論や自律的なコーディング能力を備えた次世代モデルを相次いで発表し、フロンティア AI の能力を大きく押し上げています。一方、中国でも、Moonshot AI (Kimi)、Alibaba (Qwen)、Zhipu AI (GLM)、DeepSeek などが、オープンモデルを中心に急速な性能向上を遂げ、米国勢に迫るモデルを相次いで投入しています。さらに米国勢もより高度なモデルを継続的に投入しており、米中のモデル開発競争は一段と激しさを増しています。

こうしたフロンティア AI の急進化によって、AI 競争の焦点は大きく変わりつつあります。競争は、誰がより高性能なモデルを「作る」かだけでなく、高度化する AI をいかに迅速に社会・産業へ実装し、経済的・社会的価値へ「転換する」かへと広がっています。これは米中に限らず、世界の国・企業に共通する新たな競争ステージの到来を意味します。言い換えれば、これからの競争優位を決めるのは、単に「AI を持つ国・企業」ではなく、「AI で価値を生み出す国・企業」です。

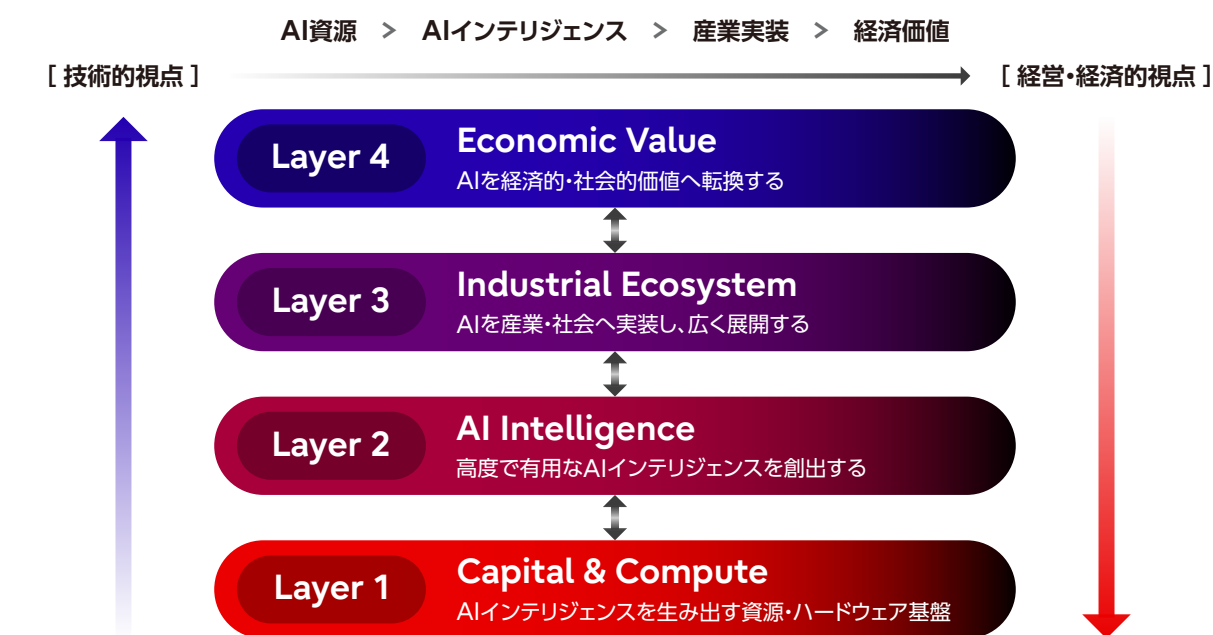
本稿では、AI インテリジェンスを生み出す資源・ハードウェア基盤、AI モデルの能力、産業実装エコシステム、そして経済価値への転換力という4つの視点から、米中 AI 競争の現在地と競争構造の変化を検証します。その上で、米中の競争から浮かび上がる競争力形成のメカニズムを抽出し、次世代 AI 産業の競争力構築に向けたグローバルな示唆を提示します。

1. AI 産業競争力はどう形成されるのか —「資源・知能・産業化・価値」の4層構造

従来、米中 AI 競争は、AI 論文・特許、人材、スタートアップ、投資額、GPU、フロンティアモデルなど、個別指標の比較で語られることが多くあります。これらは AI イノベーションを支える重要な指標ですが、その多くは投入資源や中間的な成果であり、経済・社会が最終的に享受する価値そのものではありません。AI 産業の競争力は単一の KPI では捉えきれず、個別指標だけを比較しても、競争力の全体像を捉えることはできません。

そこで本稿では、AIが資源から最終的な価値へ転換されるプロセスを、次の4層で捉えます(図1)。

図1 AI産業競争力を形成する4層の価値創出構造



出所：著者作成

第1層 資本・コンピューティング基盤

資本、電力、データセンター、AIチップなど、AIインテリジェンスを生み出すための資源・ハードウェア基盤です。

第2層 AIインテリジェンス

こうした資源を高度で有用なAI能力へ転換する層です。フロンティアモデルの性能や、モデル・ソフトウェアの革新が中心となります。

第3層 AIの産業化

生み出されたAIインテリジェンスを多様な産業・業務へ実装し、経済全体へ展開・拡大していくための応用・実装基盤です。

第4層 経済価値の創出

AIの活用を、生産性向上、新たな製品・サービス、新産業の創出など、最終的な経済的・社会的価値へ転換する段階です。

重要なのは、この4層が必ずしも第1層から第4層へ一直線に進むわけではない点です。国や企業によって、強みを持つ層、資源の投入方法、AIの応用先、そして価値創出に至る経路は異なります。したがって、AI産業の競争力は、資本や計算資源の投入量、あるいは論文・特許などの中間成果だけでは測れません。

問われるのは、それらをどれだけ高度で有用なAIインテリジェンスへ転換し、産業や実社会へ展開し、最終的にどれだけ大きな経済的・社会的価値を創出できるかです。さらに、4つの層をいかにつなぎ、価値創出までの転換をいかに速く、効果的に進められるかも、次世代AI産業競争力を左右する重要な要素となります。

米国と中国が、必ずしも同じ層、同じ経路で競争優位を築く必要はありません。問われるのは、それぞれの強みをどのように組み合わせ、AIインテリジェンスを最終的な経済価値へ転換していくかです。

2. AIインテリジェンスを生み出す基盤を どう構築するか —DC・コンピューティング・電力

AI競争の出発点は、優れたモデルを開発する以前に、その学習・推論を支える物理的基盤を確保できるかにあります。現在、その競争力を左右するのは、①データセンター(DC)の整備、②AIコンピューティング・ハードウェアの確保、③安定的・持続的な電力供給の3要素です。

表1は、米中のAIインフラ競争力を、DC基盤、計算容量、電力基盤、そしてAIインフラ拡大におけるボトルネックと対応策から比較したものです。

表1 米中AIデータセンター産業競争力比較

比較項目	米国	中国
1. DC数(2026.05)	5,427か所(世界シェア46%)	449か所(世界シェア3.8%)
2. DC総容量 (電力ベース、2026.05)	29.2GW(世界シェア43.1%)	8.5GW(世界シェア12.6%)
3. DCのIT負荷 (16-bit計算容量、2025.07)	ハイエンドAI計算容量 世界シェア74%	ハイエンドAI計算容量 世界シェア14%
4. DC電力消費量(2025)	312.6TWh	170TWh
5. 全国電力消費に占める DC比率(2025)	4,200TWh / 約7.4%	10,368.2TWh / 約1.6%
6. 主な課題	- DC容量の急拡大 - 電力・系統接続の不足 - 系統接続遅延・規制	- 先端GPUの不足・利用制約 - 先端チップの供給制約 - 電力と計算需要の地域的ミスマッチ
7. 主な解決施策	- スーパースケーラー主導の大規模投資 - 原発直結(Behind-the-Meter)、SMR等	- 国産AI半導体の強化 「東数西算」による資源再配置 - 深海データセンター等の新技術

注:「16-bit計算容量」とは、FP16・BF16によるAIの学習・推論の演算性能を指す。

出所:著者調べ・作成

規制で先端GPUや製造装置の制約に直面する中国

表1が示すように、DC数、総容量、IT負荷など、AIコンピューティングを支える物理基盤では、現時点で米国が中国を大きく上回っています。背景には、Microsoft、OpenAI、Google、Metaなどが巨額の資本を投じ、高性能GPUを集積したAI特化型DCを急速に拡張していることがあります。

一方、中国では、米国の輸出規制による先端GPUや半導体製造装置へのアクセス制約が大きなボトルネックとなっています。中国はこれを、国産AIチップの強化、複数チップのクラスター化、ハードウェアとソフトウェアの一体的な最適化によって補おうとしています。Huaweiはその代表例であり、Ascendチップを多数統合し、チップ単体ではなく、サーバー、高速相互接続、AIクラスター、ソフトウェアを含むシステム全体で計算能力を高める方向に進んでいます。

ここから得られる示唆は、AIインフラ競争が必ずしも「最も高性能なチップをどれだけ確保できるか」だけでは決まらないということです。限られたハードウェアから、いかに大きな実効計算能力を引き出すかも、競争力を左右する重要な要素になります。

電力制約が新たなボトルネックとなる米国

電力基盤では、米中の状況は対照的です。中国のDC電力消費量は米国の約3分の2に達する一方、全国の電力消費に占めるDCの比率は米国のほうが大幅に高く、米国ではAI・DC需要の急増が電力供給そのものを新たな競争制約に変えつつあります。

AI時代のDC競争は、土地、建物、サーバーの規模だけでは決まりません。1施設で1GW級に達するDCも登場するなか、**発電能力、送電網、系統接続、冷却、地域社会との調整**までが拡張の制約となっています。これに対し米国では、スーパースケーラーが大規模投資を加速するとともに、原子力、ガス、再生可能エネルギーなど多様な電源の確保を進めています。既存原子力発電所などから送電網を介さず直接電力を調達する「Behind-the-Meter」型の取り組みは、その象徴です。

中国では、電力の生産地と計算需要地の地域的ミスマッチが課題となっています。そのため、電力が豊富な西部にDCを配置して計算資源を再配置する「東数西算」や、西部の電力を沿岸部へ送る「西電東送」が推進されています。さらに、海底DCなど、新たなインフラ技術の活用も進んでいます。

米中の事例が示すのは、**AI時代の電力・計算資源の確保と再配置には、民間投資だけでなく、政策、電力インフラ、地域資源を組み合わせた官民連携が不可欠になりつつある**ということです。

「量」から「質・効率」へ向かうAIインフラ競争

もう1つの変化は、AIインフラそのものの分散化です。現在は大規模学習を支えるハイパースケールDCが注目されていますが、今後、AIの中心が推論、AIエージェント、フィジカルAI、ソブリンAIなどへ広がれば、エッジDCやオンプレミスの中小規模DCも増加すると考えられます。そこで重要になるのが、**分散するDCをいかにネットワーク化し、効率的に運用するか**という新たな課題です。

また、米中を除く多くの国・地域では、GPUなどの高度なITハードウェアを一定程度調達できます。したがって、AIによる価値創出を最大化するには、単純にGPUや電力を増やすだけでなく、**ユースケースに応じて、単位電力・単位計算資源からどれだけ多くのAI処理能力を引き出せるかが重要**になります。

今後のAIインフラ競争は、「どれだけ多くのDC・電力・チップを確保するか」という**量の競争**から、「限られた資源からどれだけ多くのAIインテリジェンスを生み出せるか」という**質・効率の競争**へと重心を移していくでしょう。ハードウェア性能の向上に加え、第3章で見るモデルやソフトウェアの効率化まで含め、**AIインフラ全体の実効性能を高める能力**が、次世代AI産業競争力の重要な源泉となります。

3. 高度で有用な AI インテリジェンスをどう創出するか — モデル性能からコスト・効率・実用性の競争へ

第2章で見た AI インフラを基盤に、米中はどこまで高度で有用な AI インテリジェンスを創出できているのでしょうか。ここでは、主要 AI モデルを、Intelligence、Cost、Efficiency、Context Window の4つの指標から比較します(表2)。

表2 知能評価での AI モデル・トップ10 — 米中比較
知能、コスト、効率、コンテキストウィンドウ(2026年9月11日現在)

Top10 企業代表モデル	知能 Intelligence Index	料金 Cost per Intelligence Index task	出力速度 Output tokens per second	コンテキスト ウィンドウ Context window (tokens)
1. Claude Fable 5.1 (max with fall back) ■	53 (#1 / 200) (closed and open)	\$7.63 (#74 / 200)	66.3 (#76 / 200)	1M
2. GPT-6 Astra (max) ■	53 (#3 / 200)	\$3.26 (#66 / 200)	54.4 (#109 / 200)	1M
3. Muse Spark 1.3 (max) ■	48 (#13 / 200)	\$1.60 (#50 / 200)	196.9 (#11 / 200)	1M
4. GLM-5.3 (max) ●	45 (#1 / 113,open)	\$2.01 (#31 / 113)	59.4 (#36 / 113)	1M
5. Grok 4.6 (high) ■	44 (#20 / 202)	\$1.25 (#36 / 202)	53.3 (#112 / 202)	500K
6. Kimi K3 (max) ●	44 (#2 / 113,open)	\$2.00 (#30 / 113)	37.9 (#57 / 113)	1M
7. Gemini 3.8 Flash (high) ■	41 (#28 / 200)	\$1.24 (#42 / 200)	262.1 (#4 / 200)	1M
8. Qwen3.8 2.4T A95B ●	40 (#4 / 113,open)	\$2.16 (#32 / 113)	38.2 (#55 / 113)	984K
9. DeepSeek V4.1 Flash (max) ●	40 (#6 / 113,open)	\$0.27 (#19 / 113)	194.3 (#5 / 113)	1M
10. MiniMax-M3 ●	30 (#16 / 113, open)	\$0.51 (#24 / 113)	88.5 (#15 / 113)	1M

■米国 ●中国

出所:「Artificial Analysis Intelligence Index v4.3」(2026年9月)のデータに基づき、著者作成

米中主導からグローバル競争へ広がる AI モデル開発

Artificial Analysis は、単純なモデル性能の比較から、より複雑で実用的なタスクを遂行する能力へと評価範囲を拡張し、総合指標として「Intelligence Index v4.3」を導入しています。

表2が示すように、Top 10にはAnthropic、OpenAI、Meta、xAI、Googleなど米国勢が並ぶ一方、中国からもZ.ai(Zhipu AI)、Moonshot AI、Alibaba、DeepSeek、MiniMaxなどが食い込んでいます。米国の優位はなお大きいものの、中国勢の追い上げも明確です。

さらに、米国のThinking Machines LabのInkling (xhigh)やフランスのMistral Medium 3.5も有力モデルとして評価されています。AIモデル競争は依然として米中が主導していますが、**競争の裾野は両国を超えて、着実にグローバルへ広がりにつつあります。**

「Open vs. Closed」からモデルポートフォリオ競争へ

モデルの提供戦略も変化しています。従来は、米国がクローズドモデル、中国がオープンウェイトモデルを重視するという対比で語られることが多くありました。実際、米国の主要企業は最先端モデルではプロプライエタリ型を中心に展開する一方、中国勢はオープンウェイトを通じて技術普及や開発者の獲得を進めてきました。

しかし、この二分法だけでは現在の競争を捉えきれなくなりつつあります。最上位のフロンティアモデルではクローズド型を重視しながら、軽量・特化型・エッジ向けモデルではオープンウェイトを活用する動きも広がっています。問われるのは「OpenかClosedか」ではなく、**モデルの性能・階層、用途、顧客、市場に応じて、どの程度オープンなモデルを組み合わせるかという戦略です。**

AIモデル競争は、OpenとClosedの二者択一から、**最適なモデルポートフォリオを構築する競争へ移行しつつあります。**

モデル性能からコスト・効率の競争へ

高性能モデルの開発競争と並行して、AIをどれだけ低コストかつ効率的に利用・実装できるかも重要になっています。

その象徴がDeepSeekです。2025年初頭の登場は、米国の主要モデルに匹敵する能力を、より少ない計算資源で実現できる可能性を示しました。GPU利用の最適化、MoEなどのアーキテクチャー、低精度演算の活用を通じ、中国勢は限られた資源からより高い性能を引き出す方向を追求してきました。

こうした動きは米国勢にも影響を与え、低価格・軽量モデルの投入や価格競争を促しています。現在は、単にAIの利用量を増やすのではなく、用途に応じて最適なモデルを選択・運用し、**性能とコストを最適化する競争へと移りつつあります。**中国企業も収益性を重視する方向へ転じており、米中モデル間の価格差は縮小しています。

競争軸は「高度で有用な AI インテリジェンス」へ

実用性を左右するのは、知能と価格だけではありません。長いコンテキストを扱う能力は、大量の文書、コード、データを処理し、より複雑な業務への適用を可能にします。主要モデルはすでに100万トークン級へ拡大しています。また、出力速度はユーザー体験だけでなく、リアルタイム処理やAIエージェントの実行効率にも直結します。この領域では、米中という国単位より、個々のモデルの設計や用途によって差が生まれています。

現在のAI競争で問われるのは、単に「最も賢いモデル」を作ることではありません。どれだけ高度な知能を、**どれだけ適切なコストと効率で提供し、どれだけ複雑な仕事を、どれだけ迅速に処理できるかが求められます。**これらを組み合わせ、実社会で利用可能な「高度で有用な AI インテリジェンス」へ転換する能力が、新たな競争力を左右しています。



4. AIをどう産業化するか —「AIを作る」競争から「AIを使いこなす」競争へ

第2層で創出された「AIインテリジェンス」は、クラウドやAIサービスを通じて企業・消費者へ届けられ、初めて経済価値につながります。本章では、AIを社会・産業へ実装し、スケールさせる「産業化」の競争を検証します。

クラウドサービス：先行する米系、追う中国系

「AIインテリジェンス」をエンドユーザーへ届けるクラウド市場では、米系ベンダーが7割超のシェアを占め、AWS、Microsoft、Googleを中心に圧倒的な優位を維持しています。さらに、GPUを大量調達して提供するCoreWeave、Nebius Groupなどのネオクラウドが急成長し、AIコンピューティングの供給能力を拡大しています。

中国系では、Alibaba、Huawei、Tencentなどが国内市場を中心に約10%のシェアを持ち、東南アジアなど海外市場でも米系と競争しています。特に中国では、先端GPUへのアクセス制約を背景に、Baidu、Huawei、Alibabaなどが国産GPU・AIアクセラレーターとクラウドを組み合わせ、AIコンピューティングを提供しています。地方政府主導の「AI計算センター(智算中心)」も、AIスタートアップ向けの分散型コンピューティング基盤として機能しています。

さらに、GPUなどの計算資源を融通する「GPUクラウド・スポット市場」が2026年に稼働するなど、AIコンピューティングのコモディティ化も進みつつあります。一方、香港設立のAntimatterのように、オープンモデルとグローバル分散型マイクロデータセンターを組み合わせ、ソブリンAIニーズを狙う新たなプレーヤーも登場しています。

こうした動きは、AI産業化の競争が単なる「クラウド容量の競争」から、**モデル、コンピューティング、データセンターを最適に組み合わせ、用途に応じたAIを迅速に提供する競争**へ移行していることを示しています。

AI エージェントから「デジタル労働力」へ

企業のAI活用も、「質問に答える」段階から、複雑な業務をAIに委任する段階へ移りつつあります。

先進企業ではさらに、AI エージェントを単なるソフトウェアではなく、役割・権限・行動規則・KPIを持つ「デジタル労働力」として組織に組み込み、ワークフローやガバナンスまで再設計する動きが始まっています。

表3 米中主要企業6社にみる「デジタル労働力」の管理・評価

企業	AIの位置づけ	人間のマネジメント	KPI / パフォーマンス	特徴
BNY (米国)	Digital Employee	人間マネジャーを配置、業績評価、継続的最適化	実行および運用パフォーマンスの確認	AIに業務・アカウント等を与え、人間の「同僚」に近い形で組織へ統合
ServiceNow (米国)	AI Specialist / Autonomous Workforce	人間が監督・フィードバック	業績、業務処理量、稼働時間等をリアルタイム監視	AIを「労働力」として管理し、学習・改善まで組み込む
Goldman Sachs (米国)	AI Agent / AI Workforce	人間によるスキル設計・フィードバック	生産性、正確さ等を分析・改善	AIに企業固有の「暗黙知」を教え、組織の仕事の仕方へ適応
Tencent Cloud (中国)	AI Agent / Digital Workforce	職務・権限・業務を設定	成功率、遅延、エラー率、コスト、トークン消費等	Agentをチームメンバーのように捉え、チーム業績と同様に評価
Alibaba Cloud (中国)	Digital Employee	従業員ID、職務、アクセス権限を設定	各種スキル、activity、権限利用等を管理	ID → スキル → 業務分担 → アクセス権限というデジタル労働者の構造を明示
Yum China (中国)	Digital Agent / Digital Employee	人間とAIを同一業務体系で管理	スピード、品質、顧客満足度等	人間とデジタルワーカーを同じ基準で比較・評価し、双方を継続改善

出所：著者調べ・作成

表3が示すように、米国ではBNY、Goldman Sachs、ServiceNowなどを中心に、AIを「組織の新しいメンバー」と捉え、人間の労働力に近い考え方で管理・評価する動きが目立ちます。JPMorganやWalmartなどの大手エンドユーザーもAIエージェントの開発・実装を先行させており、**エンドユーザー主導のAI実装**が広がっています。

一方、中国ではAlibabaやTencentなどのテック大手が、デジタルワーカーのID、権限、スキル、業務分担、KPIなどを自社で大規模に実装し、対外サービスとして展開しています。中国では、AIを「デジタル労働力」として管理する先進層と、効率化・コスト削減を中心に評価する従来型の層が併存しています。

さらに、少人数の人間が多数のAI エージェントを統率する「Solopreneur」や中国の「OPC (One Person Company)」も、新たな組織形態として注目されています。オープンソースのデジタルワーカー OpenClawも急速に普及し、2026年9月時点で約39万スター、8万超のフォークを集めています。

AIは今や「人を支援するソフトウェア」から、**役割を持って仕事を遂行する新たな労働力**へと進化しつつあります。これは、AIの導入だけでなく、組織設計そのものを変える可能性があります。

デジタル世界から物理世界へ：フィジカルAIの台頭

AIの産業化は、デジタル空間から現実世界へも広がっています。センサー、AIチップ、バッテリーなどのハードウェアに加え、生成AI、世界モデル、VLAなどの進展により、ロボットは単一作業を繰り返す装置から、**認識・判断・行動を統合するシステム**へ進化しつつあります。その象徴がヒューマノイドです。

Omdiaによれば、2025年のヒューマノイド出荷約1.4万台のうち、中国のAgibot、Unitree、UBtechの3社が約78%を占める一方、米国のFigure AI、Tesla、Agility Roboticsはいずれも約1%にとどまりました。初期導入でも、米国勢が製造・物流を中心とするのに対し、中国勢は教育・研究、エンターテインメント、小売・ヘルスケア、ホスピタリティーなど、より幅広い領域へ展開しています。

図2が示すように、米中の競争は企業間競争であると同時に、異なる産業化モデルの競争でもあります。

図2 米中における汎用エンボディドAIロボットの技術成熟度・到達範囲の簡易比較

		● 先進的 (Advanced) ● 広範 (Broad) ● 限定的 (Partial / Limited)					
項目 \ 企業	Figure AI	Tesla	Agility Robotics	Agibot (智元)	Unitree (宇樹科技)	Ubtch (優必選)	
開発・商品化							
形状と移動性	●	●	●	●	●	●	
可搬重量と揚重能力	●	●	●	●	●	●	
物体操作	●	●	●	●	●	●	
知覚と自律歩行	●	●	●	●	●	●	
AIの学習	●	●	●	●	●	●	
顧客対応							
カスタマイズの容易さ	●	●	●	●	●	●	
生産と展開の拡張性	●	●	●	●	●	●	
商業的なインパクト	●	●	●	●	●	●	

出所: 市場調査会社 Omidia 社のヒートマップを参考に著者リサーチ・分析による再構築作成

米国勢はAI性能、技術完成度、安全性・信頼性を重視し、段階的に商業化する傾向があります。一方、中国勢は多様なモデル投入、低価格化、量産、早期実証を通じて市場を形成する傾向があります。

もっとも、競争軸は次第に共通化しています。今後問われるのは、認知・判断・行動を統合するAIと制御技術を、**どれだけ安定して現場で機能させ、量産・展開できるか**です。高度なAI統合力と、量産・現場学習の速度を両立する能力が、フィジカルAIの競争力を左右すると考えられます。

さらに、この競争を米中だけで捉えるべきではありません。日本・欧州などの産業先進地域には、世界トップレベルの製造現場、高い品質・安全性、自動車・重工業・物流・医療機器などの垂直統合型顧客基盤、そして産業ロボットで培った部品・制御技術やサプライチェーンがあります。政策支援とスタートアップの活性化が進めば、**技術開発と現場実装を結び付ける産業基盤**が、こうした地域の新たな競争優位となる可能性があります。

5. AIをどう経済・経営価値へ転換するか —生産性向上からビジネス価値創出最大化へ

AIへの巨額投資が続くなか、最終的に問われるのは、AIがどれだけ経済・経営価値を生み出したかです。AIの進化が速い現在、投資対効果(ROI)の定量化はなお発展途上にあり、AIが収益に貢献していることを明確に証明できる企業は約20%にとどまるとの指摘もあります。一方、先進企業では、AIの価値を独自のKPIで測定する取り組みが始まっています。

米国:「ボトムアップ・財務規律型」

JPMorgan や ServiceNow では、AIの価値を具体的なビジネス成果や金額に結び付けて測定しています。JPMorgan では、600を超える実稼働AI ユースケースにビジネス成果指標を設定し、①時間節約、②コスト削減、③収益貢献、④価値創出額の4カテゴリーで評価しています。時間節約も、創出された時間が別の業務や収益につながって初めて経済価値となるため、単なる効率化にとどまらない価値転換が重要です。

こうした個別ユースケースの価値を積み上げ、JPMorgan ではAIによる価値創出額が約20億ドルに達し、年間AI投資額に近い水準になったと報告しています。

このように米国の先進企業では、個々のユースケースの効果を測定し、ROIをボトムアップで積み上げる「財務規律型」が特徴です。まずコスト削減や業務効率化など因果関係を捉えやすい領域で成果を証明し、そこからAI機能の有料化や顧客エンゲージメントなど、トップラインの価値へ拡大していきます。

中国:「トップダウン・戦略スピード型」

中国では、政府の「AI プラス」政策のもと、AIを全産業へ迅速に実装し、経済・産業全体の生産性を高めることが重視されています。企業の評価にも、財務指標だけでなく、AIによる業務処理量、コスト削減、革新的応用、新製品開発サイクルの短縮など、産業政策と連動したKPIが組み込まれています。

表4は、米中トップ銀行であるJPMorganと中国工商銀行(ICBC)のAI活用における価値創出・評価方法を比較したものです。

表4 米中トップ2行のAI導入価値創出事例

企業	代表ユースケース	主要な KPI	主要な効果・実績
JPMorgan (米国)	• COiN: 商業ローン契約書の自動読解 • AI不正・小切手詐欺検知 • Cash Flow Intelligence: 法人資金繰り予測	• 時間削減: 契約審査時間 • コスト削減: 法務コスト削減率 • 価値創出: 全社 AI 価値創出額	• 全社で年間15億ドル超の価値創出 • 法人向け資金予測ツールを約2,500社へ無償拡大
中国工商銀行 (ICBC) (中国)	• AI-RPA: 営業店・バックオフィスの自動化 • 貸出審査・監査の自動ドキュメント生成 • デジタル・サプライチェーン金融	• 時間削減: 時間節約・処理能力向上 • コスト削減: 削減年・業務効率化 • 収益・顧客価値: 収益向上、リスク回避、顧客満足度・UX	• AIによる5.5万人年相当の年間総労働量を処理 • クレジットカードAI審査などで人工比25倍の効率向上 • AI生成コード比率30%超

出所: 著者調べ・作成

JPMorganが個々のAIユースケースの効果を積み上げて「価値創出額」を算出するのに対し、ICBCでは、AIによって処理能力の限界をどこまで引き上げられるかを重視し、効率性、コスト削減、顧客エンゲージメントなどを評価しています。分野別の成果を「万人年相当労働量」や「億筆」（筆：1つの業務目的が達成されるまでのタスク処理単位）といった業務処理量で測る点も特徴です。

こうした違いから、中国では、短期的なROIを厳密に測定するより、AIを低コストでスケール可能な生産力として高速展開し、市場シェアや顧客接点を拡大する「トップダウン・戦略スピード型」の価値創出が目立ちます。市場環境に応じてKPIも柔軟に変化しており、2026年上期には「万人年相当労働量」から、ユースケースの実装件数やAIサービスの顧客数へと重点が移るなど、AIの規模効果を最大化する発想がみられます。

AIによる生産性革命から、価値創出最大化へ

米中企業のアプローチは異なりますが、目指す方向は次第に重なりつつあります。既存産業では、AIによる効率・生産性向上に加え、顧客エンゲージメントやリスク管理を通じて、ボトムラインとトップラインの双方で価値を創出することが重要になります。

つまり、米中AI競争の最終的な勝負は、誰が最も優れたAIを「作る」かだけではありません。誰がAIインテリジェンスをより速く、より広く、より大きな経済・ビジネス価値へ転換できるかへと移りつつあります。

その実現には、AIを経営の中核に据えるAIファーストへの転換が不可欠です。迅速な組織変革・再設計、ビジネスモデルの革新に加え、経営者、マネジャー、従業員一人ひとりがマインドセットを転換し、AIとの協働に適応していくことが求められます。

おわりに

AI価値創出を最大化する「AIファースト企業」へ —企業リーダーへの3つの示唆

これまで、米中のAI競争力を分析し、AI競争の構造と競争力の源泉、さらにAIを経済・経営価値へ転換する実践を検証してきました。そこから見えてくる核心は、企業に求められているのが、「AIを持つ企業」から「AIで価値を生み出す企業」への転換だということです。ここでは、企業リーダーへの3つの示唆を提示します。

① AIを「IT」ではなく、「新たな経営資源・労働力」として捉える

従来、経済成長は資産、人的資本、技術などの投入を通じて付加価値を生み出す構造として捉えられてきました。AIエージェント時代には、AIは自己学習によって潜在価値を拡張し、人間の能力を増幅するとともに、設計された役割に基づいてタスクを自律的に遂行する**新たな知的労働力**にもなり得ます。

今後は、AIを**新たな経営資源**として捉え、人間とAIをいかに組み合わせ、最適化するかが、価値創出を左右する経営課題となります。

② AI導入ではなく「AI価値創造」を起点に、組織・業務・KPIを再設計する

これまで企業は、AIの技術的可能性を検証し、組織への適応を進めるために、AI導入やPoCを重ねてきました。しかし現在、PoCを越え、AIの効果を測定可能な経済・経営価値へ転換する先進事例が増えています。**AIファースト企業を目指す段階では、「AIを導入すること」ではなく、「AIでどのような価値を創出するか」を起点に経営を設計することが重要**になります。

そのためには、組織、業務プロセス、KPI、ビジネスモデルまでをAI価値創造の視点から再設計する必要があります。KPIや価値創出モデルに万能な正解はなく、自社の経営目標、知識・データ、顧客ニーズに応じて設計し、環境変化に合わせて継続的に更新することが求められます。

③ 高度化するAIインテリジェンスのリスクに能動的に対応する

AIモデルの高度化とグローバルなフロンティア競争が進むなか、ガードレールの回避や外部システムへの不正アクセスなど、新たなリスクも顕在化しつつあります。ガバナンスや規制の整備が進む一方、企業は制度を待つのではなく、先手を打って対応することが重要です。

AIの信頼性・セキュリティは、**脅威の早期検知・防御から、侵害後の封じ込め・復旧までを含む一気通貫の能力**として設計する必要があります。さらに、AIを悪用した攻撃の高度化を前提に、AIを活用した防御・対応能力を構築し、**能動的なAIリスク管理を企業競争力の一部として確立**することが求められます。

主要参考資料

1. Alex Haag (October 06, 2025) "The State of AI Competition in Advanced Economies"
2. ADCA (May 31, 2026) "Global Data Center Report (2026)"
3. Anna Fleck (May 27, 2026) "Which Countries Have the Most Data Centers?"
4. Announcing Artificial Analysis Intelligence Index v4.2 (September 4, 2026)
5. Agibot (January 8, 2026) "Omdia Ranks AGIBOT No.1 Worldwide in Humanoid Robot Shipments in 2025"
6. Artificial Analysis (July 17, 2026) "Four frontier launches in eight days: six labs now field a model above 50 on the Artificial Analysis Intelligence Index"
7. Compute prices (February 20, 2026) "Top Cloud GPU Providers by Market Share 2025"
8. CNBC (July 30, 2026) "AI Age China's open-weight model lead exposes America's AI blind spot"
9. China's total electricity consumption by computing centers reached 170 billion kilowatt-hours (170 TWh) in 2025. (人民日報海外版(2026年5月29日) "去年全国算力中心总用电量1700亿千瓦时")
10. DOE/LBNL (June 2026) "United States Data Center Energy Usage Report: 2025 Update"
11. Energy Institute (June 30, 2026) "Statistical Review of World Energy 2026"
12. Grace Shao, Alvin Wang Graylin (August 5, 2026) "Has the AI race shifted from U.S. vs China to open vs closed?"
13. Jonathan Vanian (September 6, 2026) "'Model fatigue' sets in as AI labs race to roll out new versions at frenetic pace"
14. McKinsey (December 17, 2025) "The next big shifts in AI workloads and hyperscaler strategies"
15. McKinsey (June 30, 2026) "Colocation data centers: The infrastructure race behind AI"
16. Nikolaus Lang et al. (June 30, 2026) "The Great Divide: How the US and China Are Splitting the AI World"
17. OpenAI (August 12, 2026) "Enterprise signals: What frontier firms are doing differently"
18. Proactive (September 1, 2026) "Open-weight AI models overtake proprietary rivals in developer usage, Citi says"
19. Paul Brzozowski (February 11, 2026) "JP Morgan Spent \$2B on AI. Here's What They Measured."
20. Annual reports of Goldman Sachs, ServiceNow, JPMorgan, Tencent, Alibaba, ICBC, etc.
21. 金 堅敏 (2026年6月19日) 「製造業におけるAI労働力の進化」
22. 金 堅敏 (2026年7月29日) 「AIが変える半導体市場と企業の競争戦略」
23. 金 堅敏 (2026年9月4日) 「企業競争力を左右する新しいマネジメント：AIエージェント時代のトークン経営」

著者紹介



金 堅敏 (jianmin jin) 博士

2020年～ 富士通株式会社 チーフデジタルエコノミスト
1998年～2020年 富士通総研 主席研究員

理工系と社会科学系の知見を融合する金 堅敏博士は、グローバルかつビジネスの視点からソートリーダーシップ活動を展開しています。グローバル経済、デジタルエコノミー、デジタルイノベーション、そしてAI時代の企業トランスフォーメーションを主なテーマに、リサーチと深いインサイトをもとに、インサイトペーパーの執筆、メディア寄稿、講演、コンサルティングなどを通じて、ビジネスリーダーに新たな視点と実践的な示唆を発信しています。

直近の著作物：以下の富士通ホワイトペーパー、ほか。

- [AI エージェント時代のトークン経営：企業競争力を左右する新しいマネジメント](#) (2026年9月)
- [AI が変える半導体市場と企業の競争戦略](#) (2026年7月)
- [AI 時代の創薬2.0：AI ネイティブ創薬企業が再構築する次世代創薬モデルと競争優位](#) (2026年7月)
- [製造業におけるAI 労働力の進化](#) (2026年6月)
- [攻めと守りを統合する経営基盤の再設計：インテリジェントシステム時代の競争力と信頼基盤の再設計](#) (2026年5月)

著者は、このインサイトペーパーの作成中に貴重な助言や日頃の揺るぎないご支援をくださった水野 義博、新納 聡典、鈴木 大祐、羽野 三千世、新田 隆司、目黒 紘子、佐藤 由起子に感謝申し上げます。

記載されている企業名・製品名などの固有名詞は、各社の商標または登録商標です。
本資料は発行日現在のものであり、富士通によって予告なく変更されることがあります。
本資料は情報提供のみを目的として提供されたものであり、富士通はその使用に関する責任を負いません。
本資料の一部または全部を許可なく複写、複製、転載することを禁じます。
富士通および富士通ロゴは、富士通株式会社の商標です。