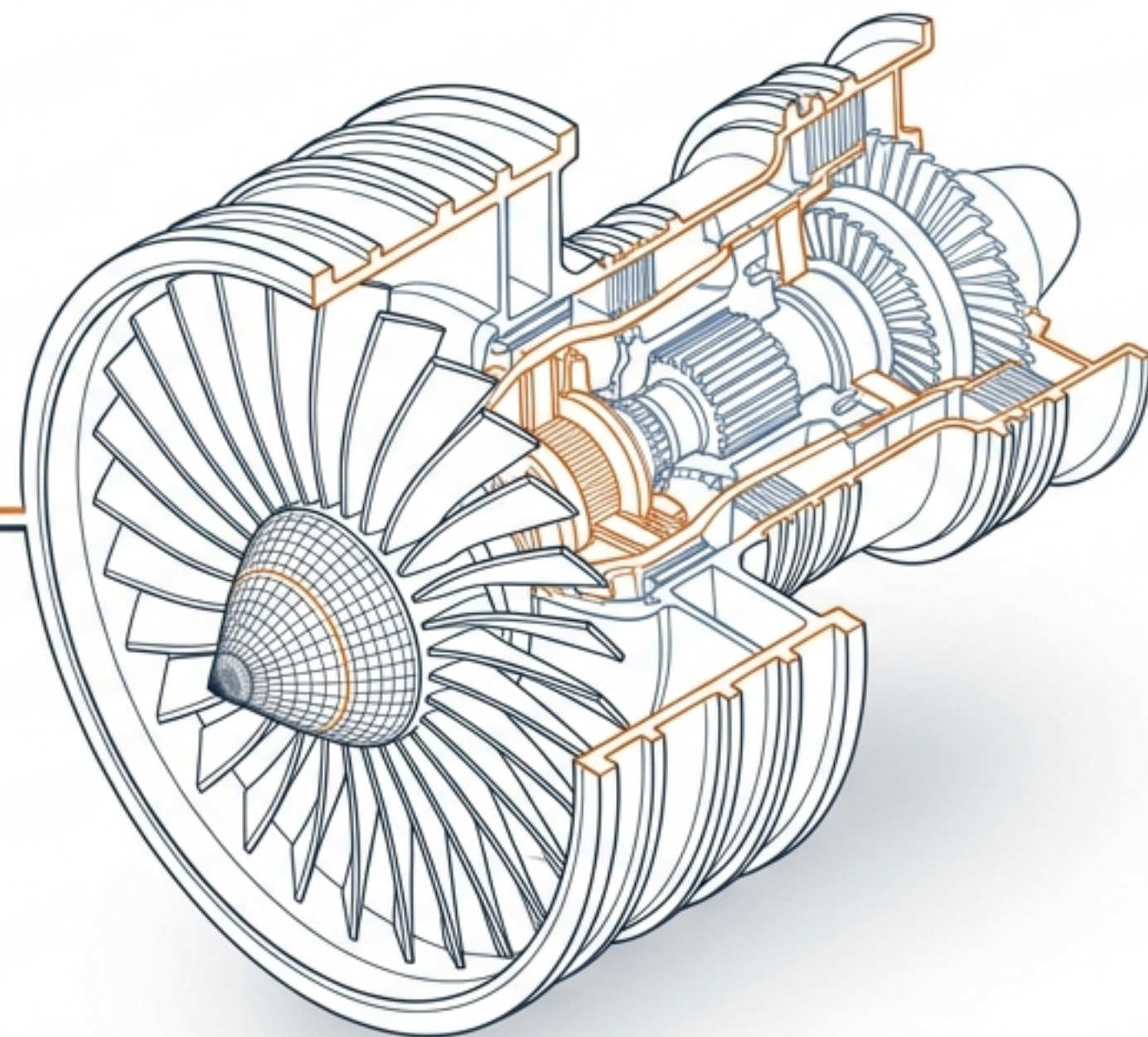


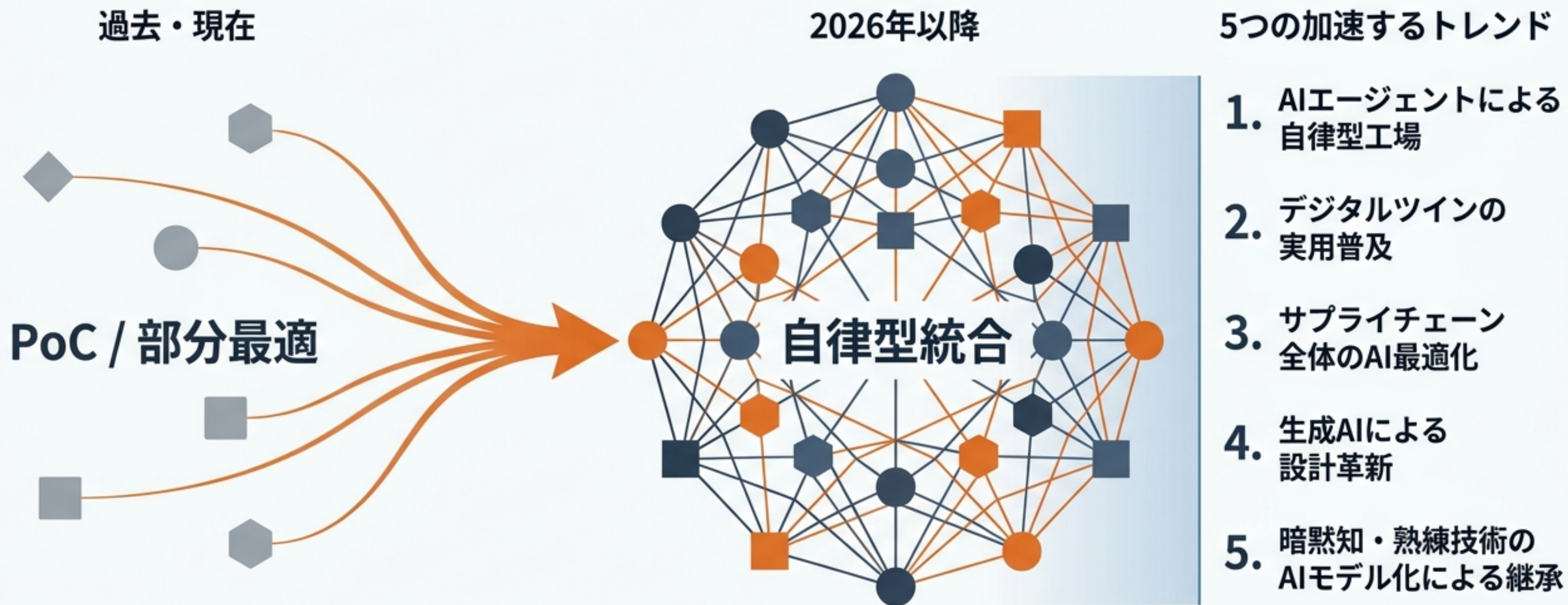
2026年の製造業革命： AI×CAEが先導する次世 代デジタルツイン戦略

演算基盤から「フィジカルAI」まで、
全体最適化に向けた4層のテックスタック



2026年：実証実験（PoC）から 「自律型統合」への転換点

80%以上の設計者が「AI×CAE」に
強い関心（MONOist調査）



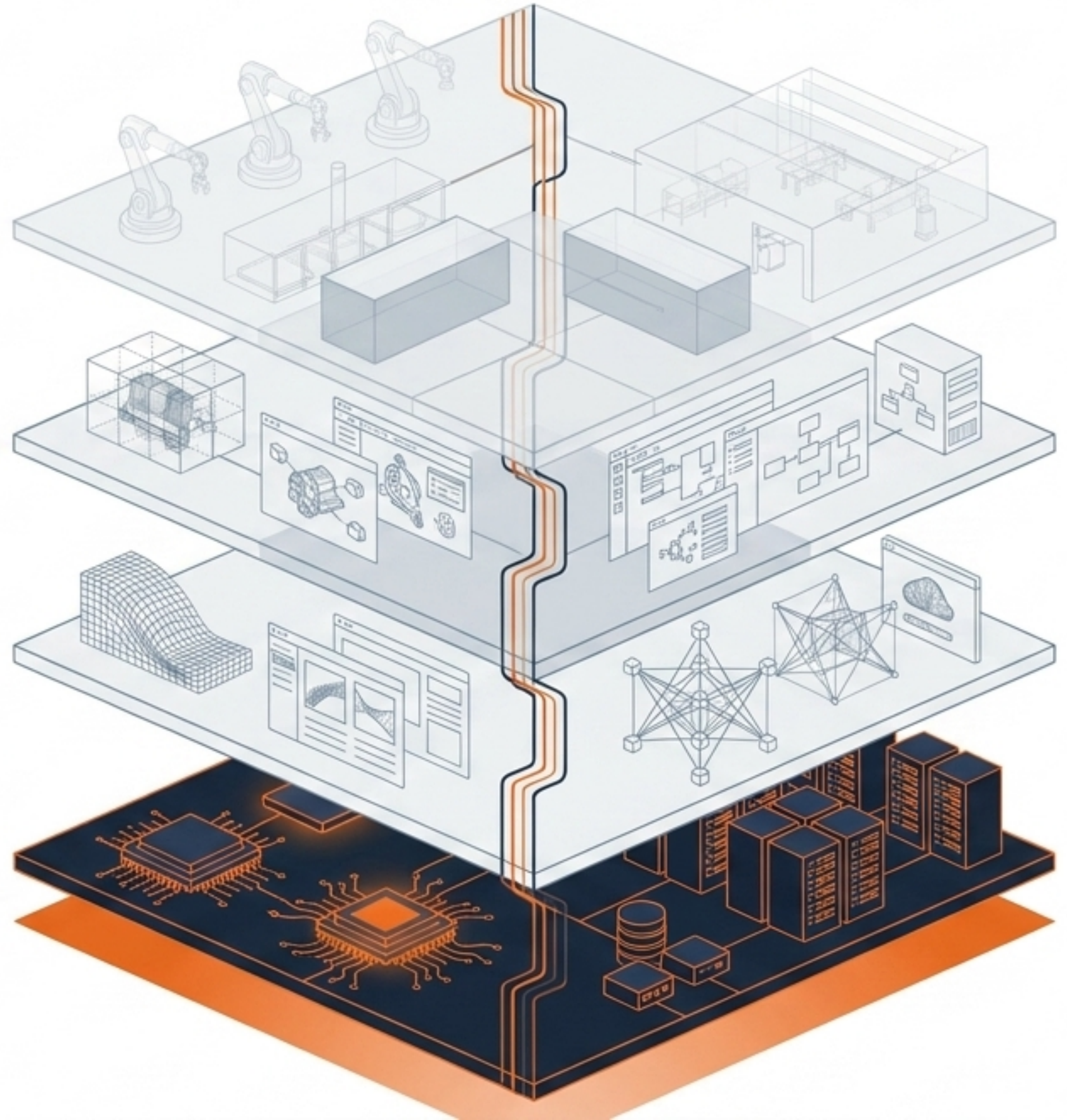
次世代モノづくりを支える4層のテックスタック

Layer 4: 実世界の実装
(Physical AI & Factory)

Layer 3: 統合デジタルツイン
(PLM & System)

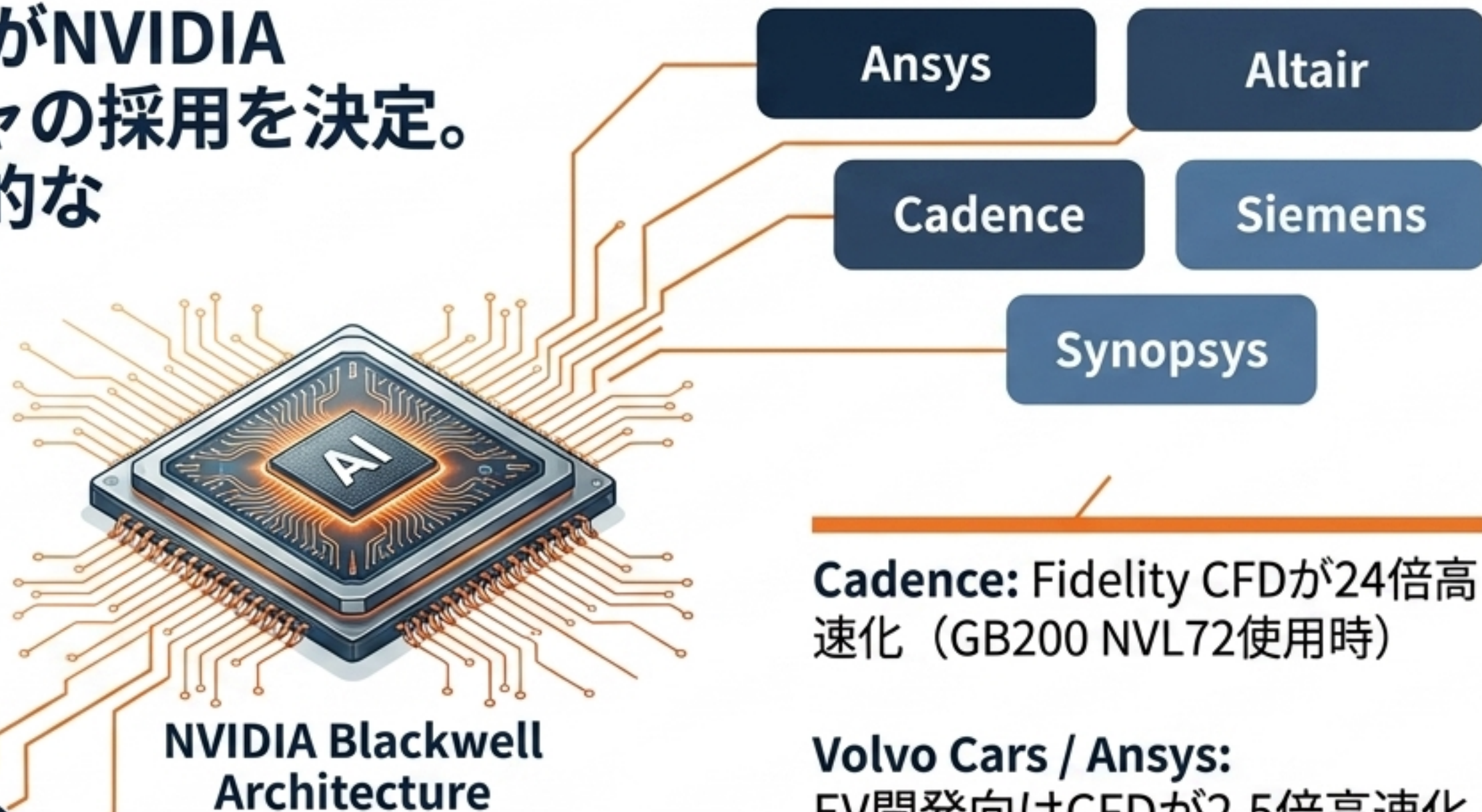
Layer 2: AI-CAE & 自動設計
(Software & Democratization)

Layer 1: 演算インフラ
(Compute & Cloud)



Layer 1：前例のない演算能力を誇る「エンジン」

世界トップ50のCAE企業がNVIDIA Blackwellアーキテクチャの採用を決定。シミュレーションの根本的なボトルネック（計算時間）が消滅する。



Rescale: クラウド経由で誰もがNVIDIA DGXの計算力にアクセス可能 (CAE Hub)



Cadence: Fidelity CFDが24倍高速化 (GB200 NVL72使用時)

Volvo Cars / Ansys: EV開発向けCFDが2.5倍高速化

Layer 2：解析と設計のAI化

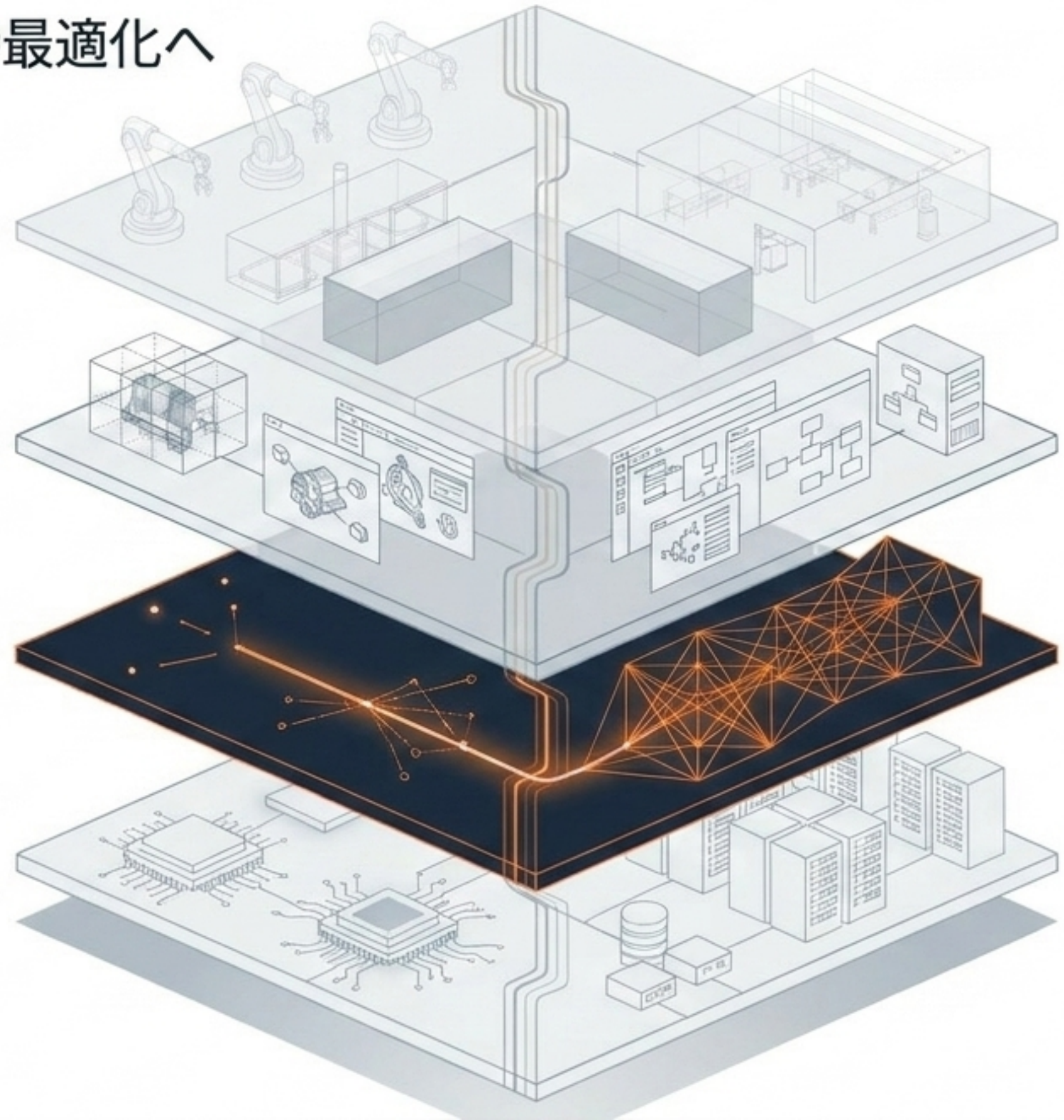
熟練の経験則から、データ駆動型の即時最適化へ

Layer 4: 実世界の実装
(Physical AI & Factory)

Layer 3: 統合デジタルツイン
(PLM & System)

Layer 2: AI-CAE & 自動設計
(Software & Democratization)

Layer 1: 演算インフラ
(Compute & Cloud)



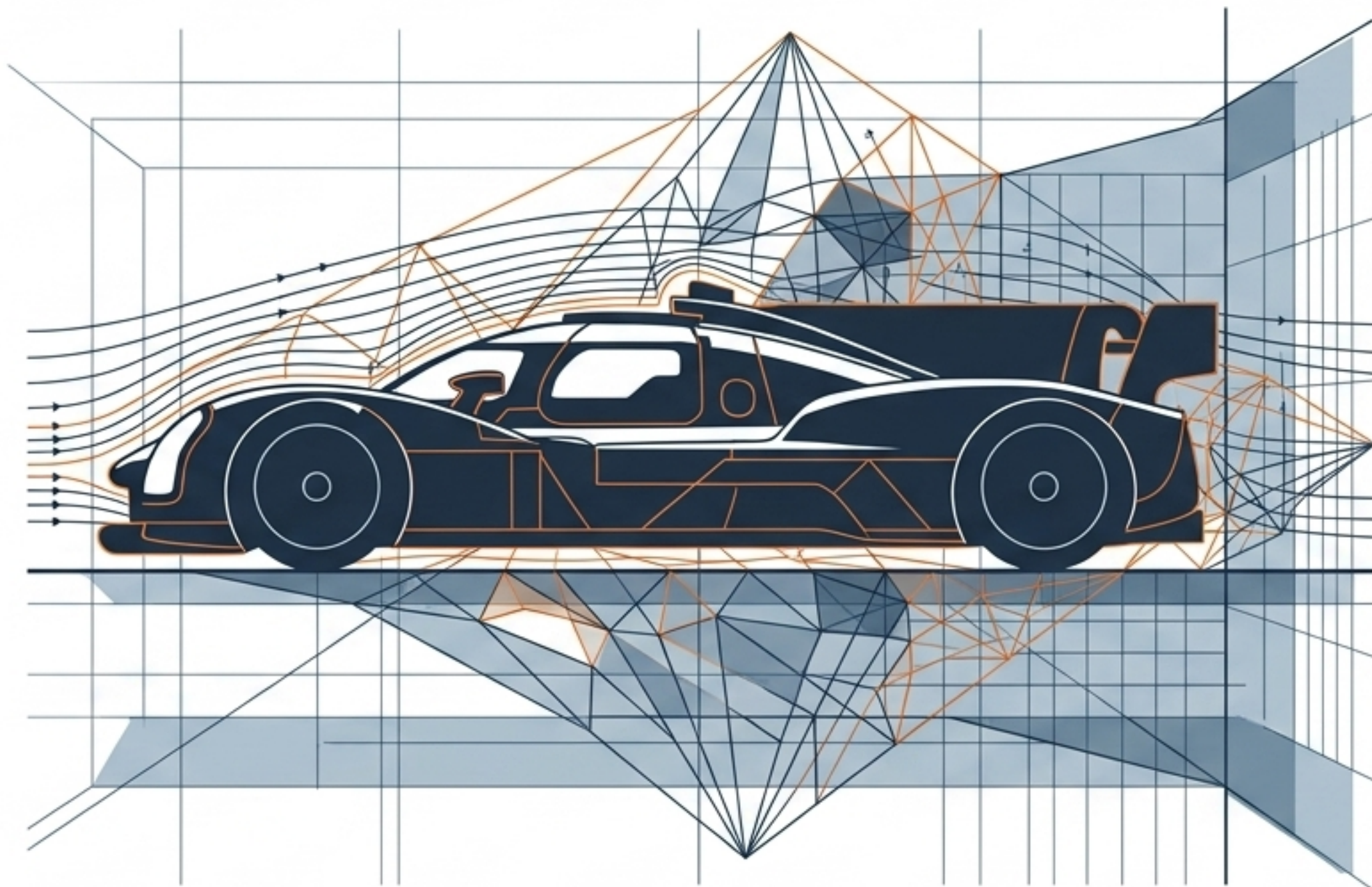
パラダイムシフト：従来型CAE vs AI駆動型CAE

	従来型CAE	AI駆動型CAE
計算時間	数時間～数日	数秒～数十秒 (リアルタイム予測)
設計探求幅	限られた数十パターン	数千パターンの網羅的探索
属人性	専任スペシャリストの 勘と経験	過去データの構造化と AIによる自動提案
解析対象	単一部品の局所解析	複数パラメータの同時最適化 (熱・流体・構造)

ハイエンドモータースポーツにおけるAI-CAEの実証

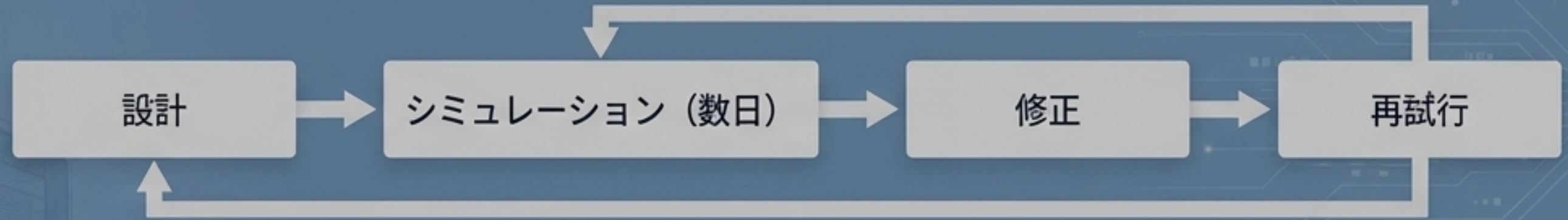
TOYOTA GAZOO Racing × RICOS

- レーシングカーの空力解析 (CFD) に機械学習技術を適用。
- 膨大な計算時間を要する従来の流体シミュレーションのボトルネックを解消。
- 高速予測による開発サイクルの劇的な短縮と空力性能の向上を実現。



金型設計プロセスの根本的変革

従来プロセス (Before AI)



AI主導プロセス (After AI)



構造の自動最適化

AIが温度分布を解析し、冷却回路を自動設計。成形サイクルタイムを20%短縮。



AI駆動型CAM

仮想空間での工具パス自動最適化により、加工時間を30%削減。

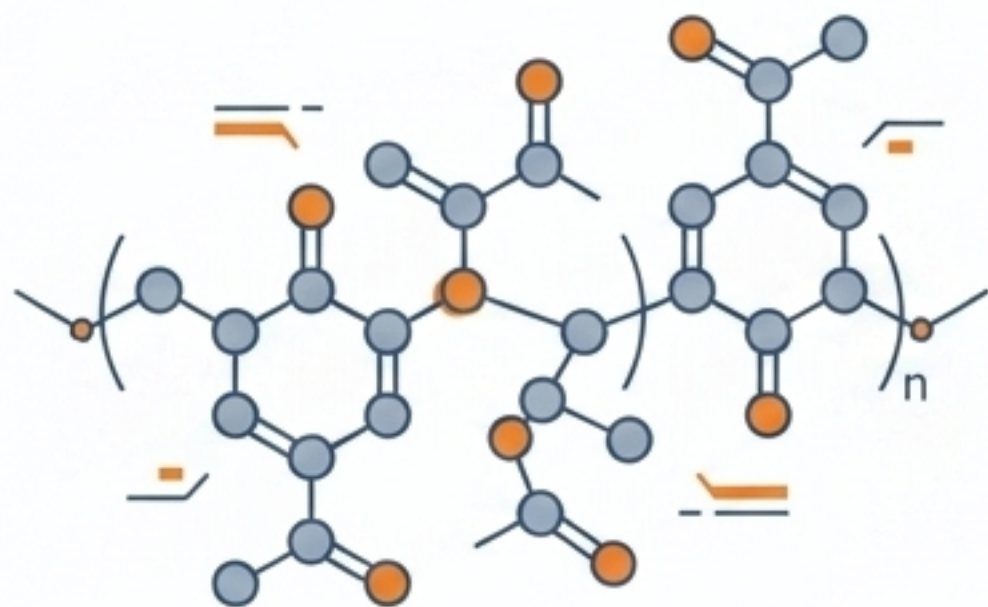


品質の事前予測

ヒケ、ソリ、ウェルドラインの発生を事前に予測し、不良原因を自動分析。

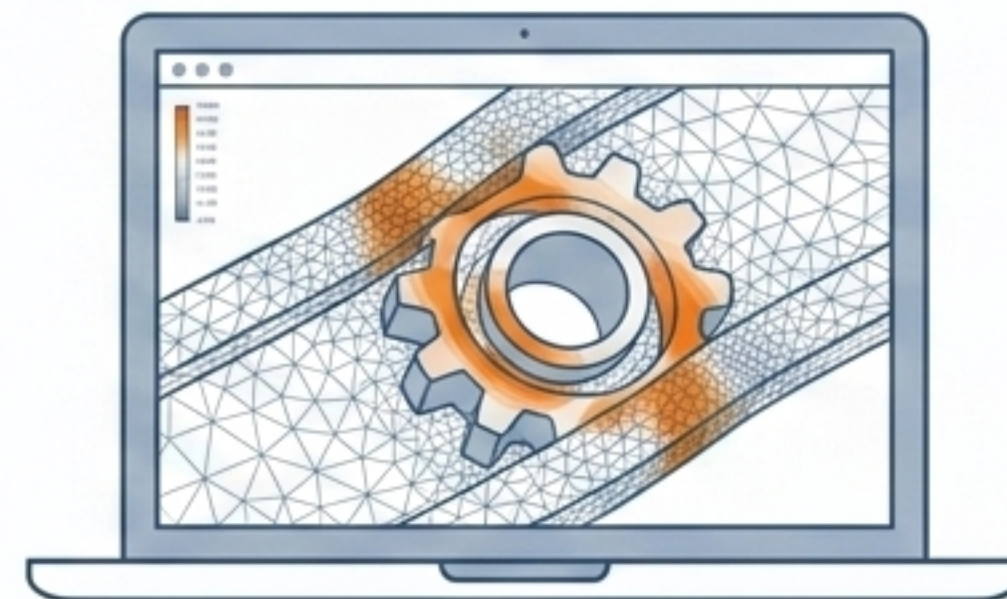
シミュレーションの民主化：材料データと無償ツールの進化

材料データの充実 (Kuraray / Ansys)



- 耐熱性ポリアミド樹脂「ジェネスタ」のデータがAnsys Grantaに収載。
- 設計初期段階での高精度な現象予測と軽量化検討が容易に。

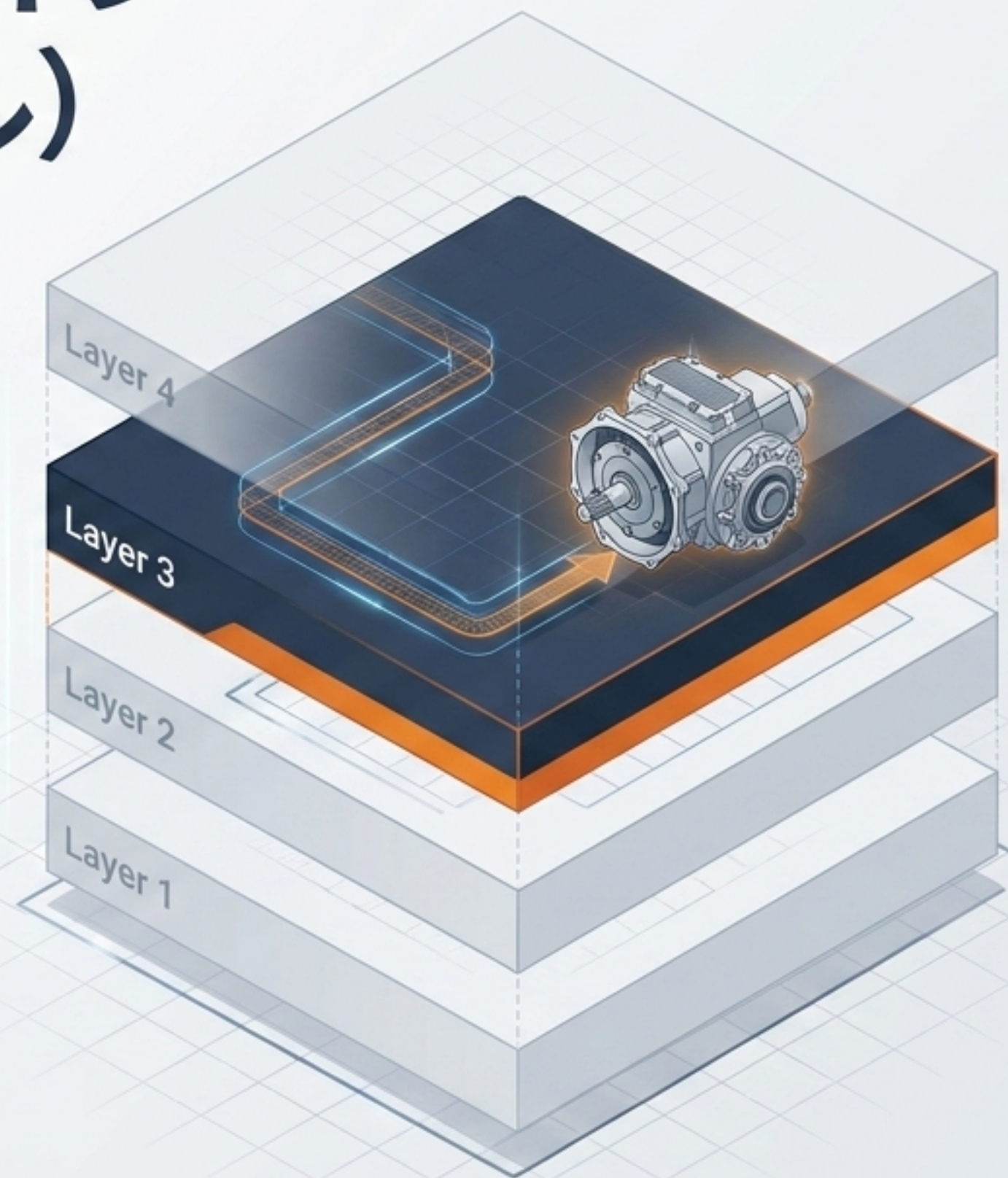
オープンソースツールの進化 (PrePoMax)



- 無償CAE「PrePoMax」が最新版へ進化。
- 高額な商用ソフトなしでも、実践的な構造解析・デジタルファブリケーションが実行可能に。

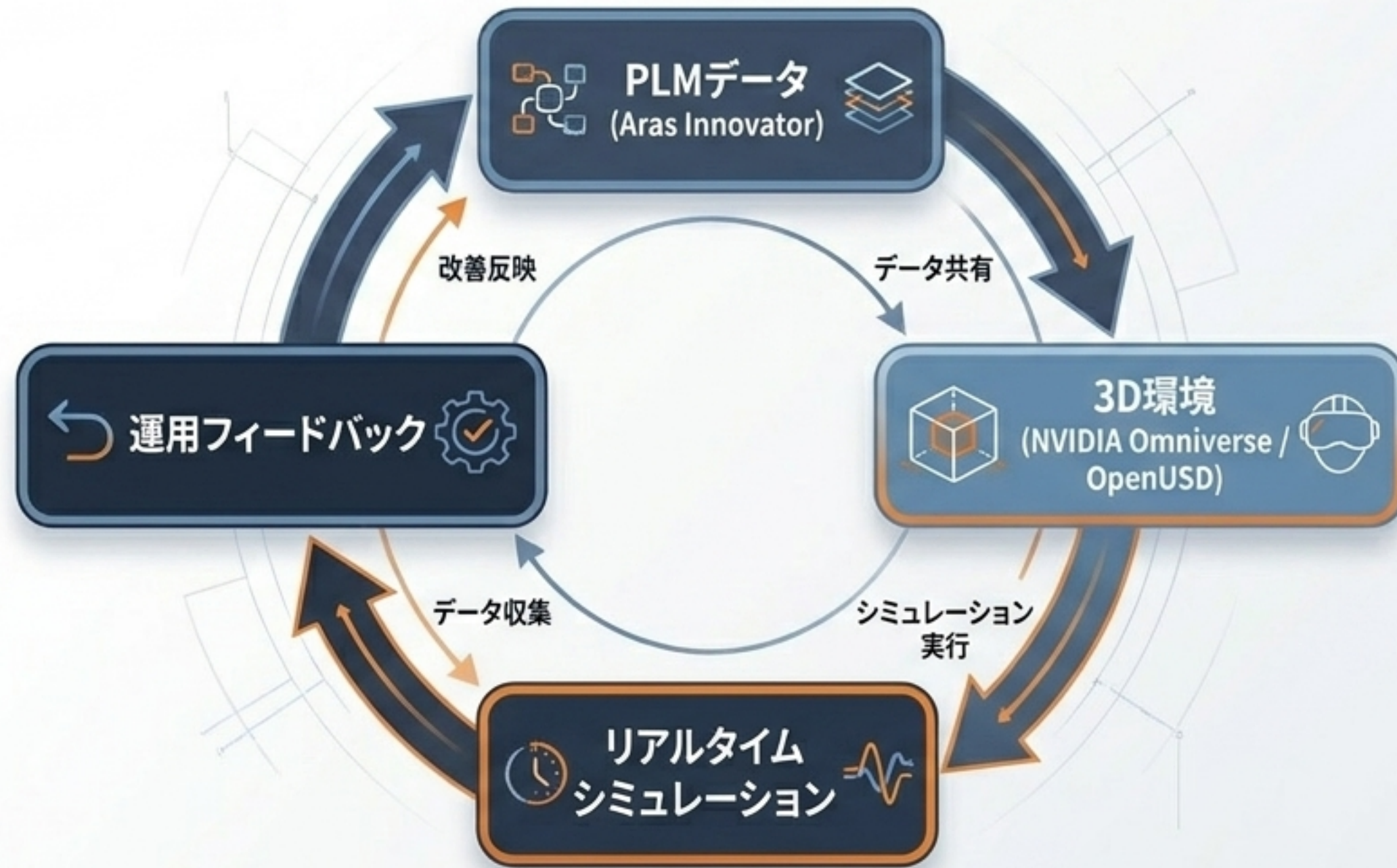
Layer 3：統合デジタルツイン (システムとライフサイクル)

孤立したシミュレーションから、
現実と同期する全体システムへ



現実世界との乖離を防ぐ「デジタルスレッド」の統合

シミュレーションが現実のシステムから乖離するリスクを、
製品構成や変更履歴（PLM）との統合で防ぐ。



適用事例

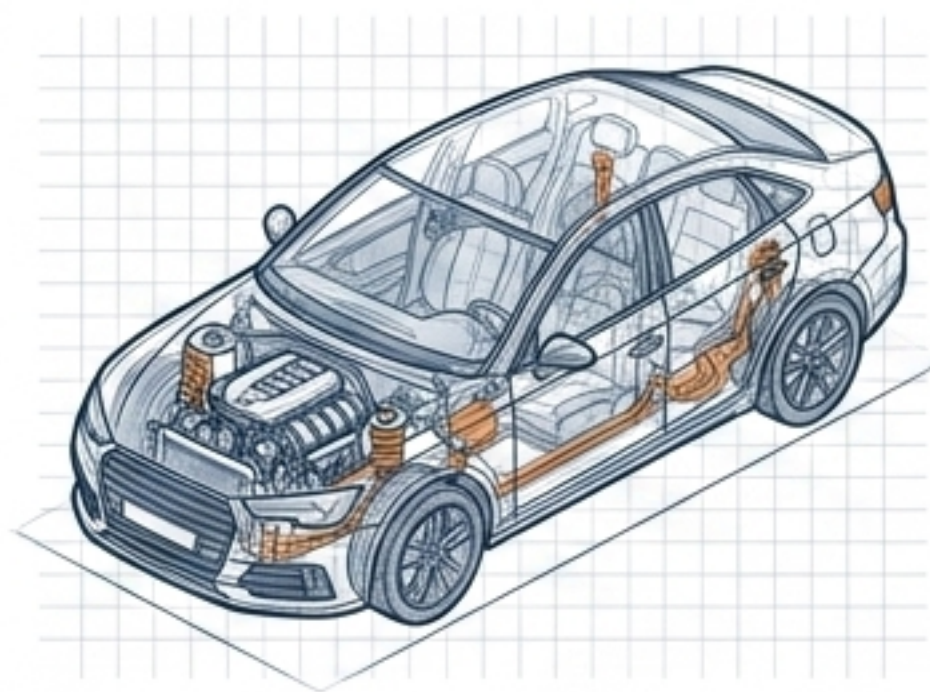
- CERN: 複雑な科学インフラの構成管理と3D没入型環境の統合
- SICK: センサーデータの仮想試運転による時間・コストの削減

極限のフロントローディング：「車両丸ごとデジタルツイン」

AZAPA株式会社の実物ベースアプローチ

1. 車両全体スキャン

実機車両を丸ごとX線CTスキャン



2. 1Dモデル化

生成したCADデータから計算負荷の軽い「1Dモデル」へリダクション



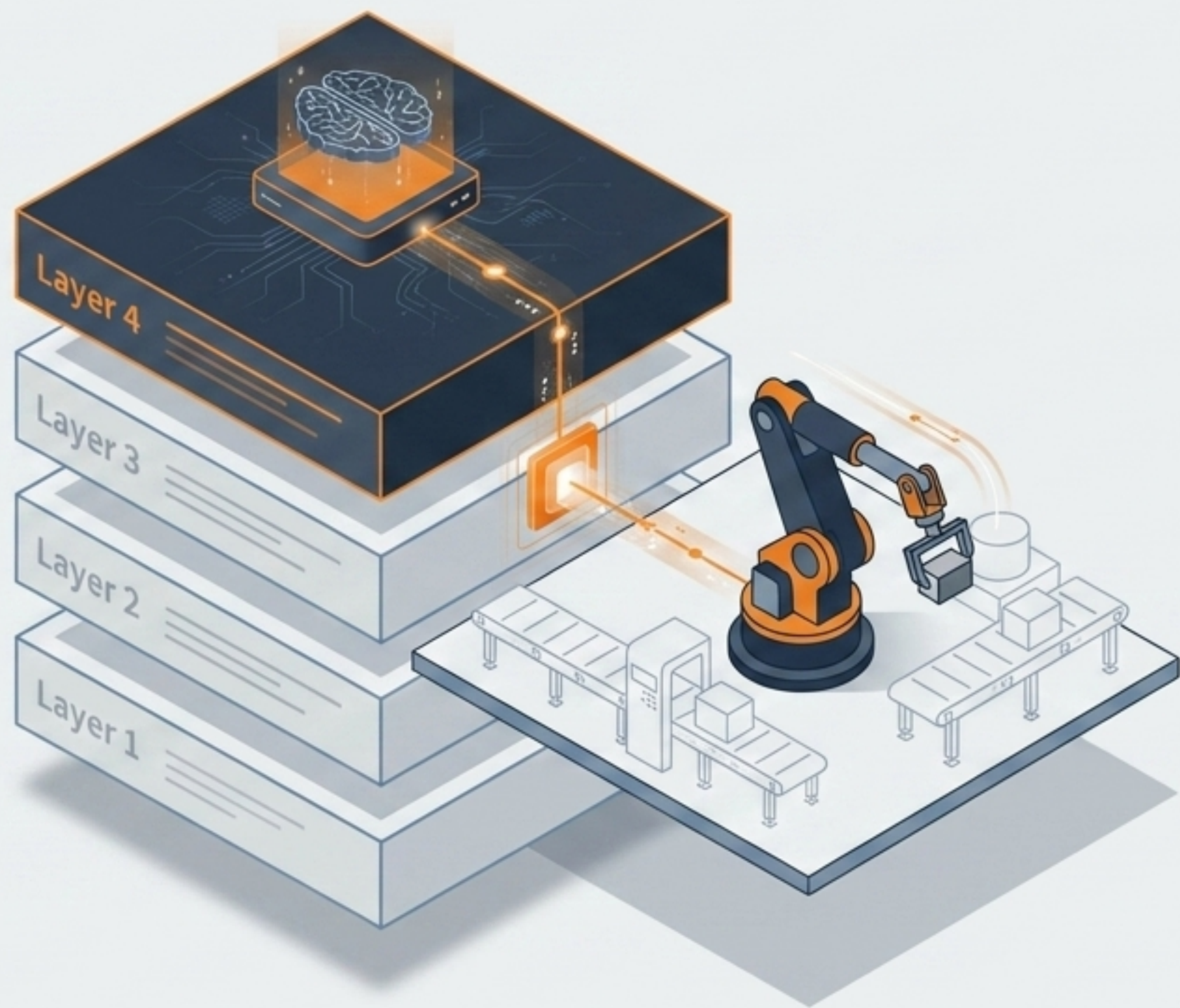
3. 高精度CAE

実機との乖離が少ない解析を初期段階で実行し、製造へフィードバック



Layer 4：フィジカルAIと実世界への実装

サイバー空間での学習結果が、
物理世界で行動を起こす



フィジカルAIの台頭：現実世界で行動するAI

- これまでの業務自動化（画面内のAI）から、ロボット等を通じて「物理的作業」を担うAIへの進化。
- 自律型工場：個別のツールではなく、AIエージェントが工場全体を自律的に最適化。
（例：日立 DOORS DXによる生産計画調整、設備メンテナンス）



フィジカルAI実装の壁：非技術的ボトルネック



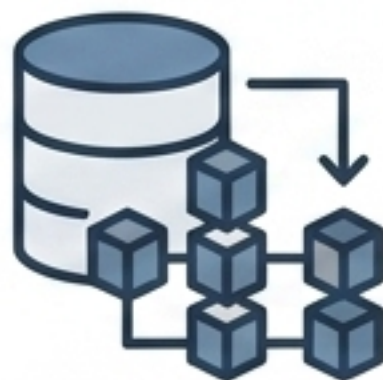
大和総研のインサイト：

AIの社会実装の成否は技術性能だけでは決まらない。日本の勝機は、現場に即した安全性や品質管理の緻密な設計ノウハウを横展開可能なシステムへと昇華させることにある。

2026年に向けた3ステップの実装ロードマップ

Phase 1:

データ基盤の整備
(過去のデジタル化)



- AI-OCRによる過去図面やCAE結果の構造化
- 類似検索可能なナレッジデータベースの構築 (1~3ヶ月)

Phase 2:

小規模PoCの積み重ね
(シミュレーションのAI化)



- 特定部品に限定したAI-CAE高速化の検証と精度評価 (3~6ヶ月)

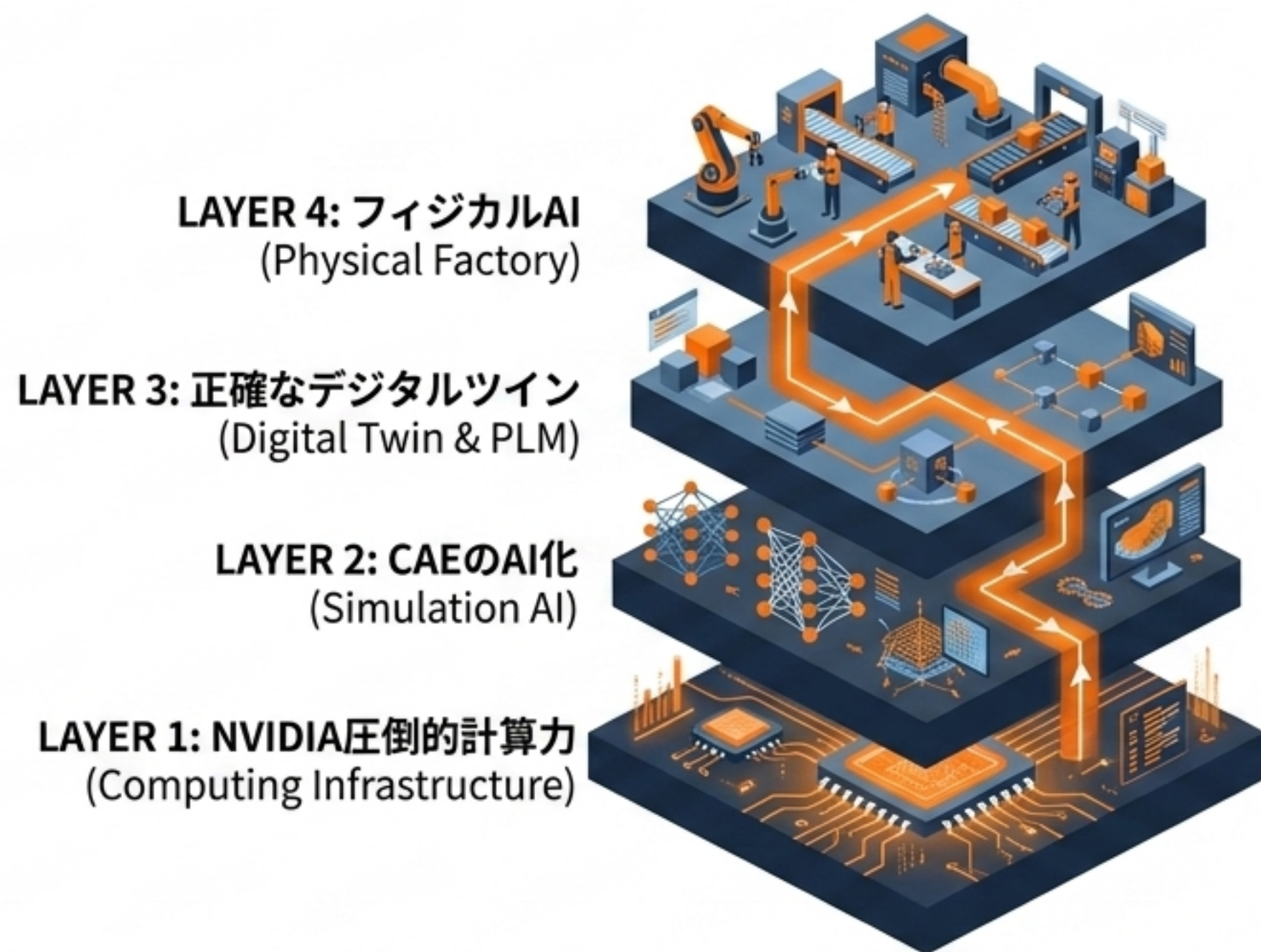
Phase 3:

外部パートナー連携と
自動化 (本番導入)



- 冷却回路等の自動最適化を本番フローへ組み込み
- 自社プロセスを理解する外部AIパートナーとの伴走体制構築

結び：2026年 AI-Engineering Stack の完成



単一の技術進化ではなく、NVIDIAの圧倒的計算力（Layer 1）がCAEのAI化（Layer 2）を支え、それがPLMと結びついて正確なデジタルツイン（Layer 3）となり、最終的に工場を動かすフィジカルAI（Layer 4）へと繋がる。これらが完全に接続されるのが2026年である。

全社的な統合アーキテクチャの構築を今すぐ開始せよ。