



フィジカルAI:実世界での インテリジェンスの設計

パイロットから本番環境での運用へとインテリジェントシステムを移行するために必要なこと。



目次

エグゼクティブサマリー	03
はじめに	04
フィジカルAIの定義	05
障壁と落とし穴	07
可能性の解放	09
セクター別の影響	14
• 自動車	15
• 半導体	16
• 製造	17
• ライフサイエンス	18
まとめ	21



エグゼクティブサマリー

フィジカル AI は、実証実験から実行のフェーズへと移り、私たちのまわりの世界をこれまでにないスピードで変え始めています。各業種で、インテリジェンスはもはや、デジタルワークフローやクラウドベースのアナリティクスといったバーチャルな環境に限定されるものではなくなっています。車両や工場からインテリジェント品や重要インフラまで、ますます物理システムに組み込まれつつあります。こうした組み込み先で、AI はリアルタイムで、安全に稼働し、実世界の制約の中で確実に機能しなければなりません。

フィジカル AI はすでに生産性やパフォーマンス向上を推し進める原動力となっており、新しく更新されるインテリジェンスはすぐに活用できるようになっていますが、その導入は決して容易ではありません。実世界で効果的かつ確実に機能させるために、企業は、複雑な技術要件、コストの懸念、カウンターパーティーからの信頼までに及ぶ一連の長期的課題を克服する必要があります。

企業にとってのこうした課題を明確にし、導入に向けて解決していけるよう、コグニザントがこのガイドを作成しました。本ガイドでは、企業がフィジカル AI を導入および利用する際に直面する主要な障壁と落とし穴について、以下のような点について分析しています。

- **AI が最初から組み込まれていない**
- **ハードウェア、遅延、安全に関連する実質的な制約**
- **コンピューティング、インフラストラクチャ、運用全体にかかるコストの圧力の増大**
- **実証実験を超えて本番環境でスケールできるのかという不確実性**
- **インテリジェンスを大規模で運用するために必要となる組織的な変革**

本書では、これらの障壁を詳しく調べ、企業がどのようにして試験的な運用の規模や断片化した取り組みを脱して、実世界で全社的に AI を活用できるかについて探究します。

さまざまな業種での実世界の体験を活かし、組織がそのビジョンを具現化していくために埋めていかななくてはならない現実とのギャップを解消するための実用的な原則をご紹介します。今日の AI 導入における真のボトルネックは、そのギャップに存在しています。これらのインサイトは、製造、自動車、半導体、ライフサイエンス環境での実体験のフィジカル AI プログラムを土台としており、試験的な運用や概念実証だけでなく、本番環境システムでインテリジェンスを導入する際の実際の状況を反映しています。

企業およびテクノロジー分野のリーダーがフィジカル AI の価値を引き出せるように、本書では組織が実施すべき5つの重要なステップについても強調しています。

- **エッジエンジニアリングの可能性を解き放つ**
- **高忠実度のシミュレーションを使用して意思決定のリスクを回避する**
- **運用効率化を特定する**
- **段階的かつ拡張可能な導入アプローチを採用する**
- **組織的な変更を管理する**

最後に、本書では実例を通じて、これらの原則が、主要セクター（製造、自動車、ライフサイエンス、半導体のエンジニアリング）でどのように適用されているのかについて説明しています。これらの実例は全体として、インテリジェンスが物理システムに組み込まれたときに、組織は何を引き出すことができるのかを実証しています。生産性の向上、技術的負債の軽減、より回復力の高い運用と、拡張可能な AI 対応の製品・サービスを実現できます。

また、本書では、コグニザントがどのようにしてこれらの業種の企業と連携し、エンジニアリングに関する専門知識、応用データ機能、世界的な運用経験を活かして、組織が AI に関して意欲的な目標から実行へと移行できるよう支援しているのかについても説明します。

はじめに

AI がクラウドの世界から物理的な世界に入り込む重要な瞬間を迎えています。AI 対応の機器やシステムはますます、事後のデータ分析だけにとどまらなくなっています。リアルな世界で発生している出来事を理解し、物理的環境での自律的な行動に移すことができます。

このシフトは、すでにさまざまな業界で見られます。自動化は工場や倉庫でより深く組み込まれるようになっており、自律走行車および半自律走行車が日々の輸送の一部となりつつあります。インテリジェントな消費者向けデバイスが住居に組み込まれ、ヘルスケアでは、ロボットシステムが複雑な医療処置をサポートしています。こうした環境全体で、AI はもはや運用上の付加的なレイヤーではなく、物理システムの運用を支える中心的存在となりつつあります。

この変化の裏側にある規模と勢いは極めて大きなものです。Gartner はフィジカル AI を、今後 5 年間で企業の優先事項を形作る戦略的テクノロジーの上位トレンドの 1 つと見なしています。¹

労働集約型のセクターでフィジカル AI の導入が急増する中、ロボット市場のヒューマノイド分野は、**2035 年までに 2000 億ドル規模に達するとすでに予測されています。**²

現実では、これらのロボットが、自律走行車や四足歩行ロボットとともにすでに私たちの周囲に存在しています。作業空間に進出し、私たちの身の回りの世界でますます稼働するようになっています。

その導入が、各業界と物理環境にゆっくりと変革を起こしています。企業は工場や倉庫のオペレーションを完全自動化し、道路上では自律走行車が当たり前になり、インテリジェントな消費者向けデバイスが家庭内に普及し、医療処置にロボット装置が利用されるケースが増加しています。

AI が運用戦略と投資計画に不可欠なものになりつつある中で、自社のビジネスモデルを再考する組織も増えています。その潮流からつながり、企業はデジタルツインによって実現されるスマートデバイスと、高度に接続された産業拠点への大きな賭けに乗り出しています。

しかし、フィジカル AI が理論から現実へと移行するときに、組織は多くの実務上の懸念に対処しなければなりません。たとえば、エッジデバイスの物理的な制約やエネルギー消費、コンプライアンス、環境への配慮などが挙げられます。AI のワークロードがエッジに近づくにつれて、エネルギー効率とカーボンインパクトがエンジニアリングにおける主要な考慮事項であり、パフォーマンス、安全性、規模とともに最適化しなければなりません。

これらの制約は業種によってさまざまな形で現れますが、パターンは一貫しています。リーダーは、以下のようなよくある一連の問題に直面します。

- **インテリジェンスはクラウド、エッジ、埋め込みのどれで実行されるべきか？**
- **実運用に移行するという意思決定の安全性をどう担保するのか？**
- **試験的な運用を脱して、継続的なインパクトを生じさせるにはどうすればよいのか？**
- **モデル内だけでなく、成果でも信頼を構築するにはどうすればよいのか？**
- **新たな技術的負債、運用上の脆弱性、持続不可能なエネルギー負荷を生むことなく導入を拡張していくにはどうすればよいのか？**

業種を横断する視点が重要なのは、このためです。フィジカル AI は、テクノロジーを 1 つ選択して実現するものではなく、埋め込みおよびエッジのエンジニアリング、応用データ、シミュレーションおよびデジタルツイン、そして AI を本番環境で実行するために必要な運用モデルを組み合わせたシステムエンジニアリングの課題です。また、エコシステムによっても変わります。デプロイメントの成功の鍵は、ハードウェア、プラットフォーム、ドメインソリューションにまたがる機能を、システム全体を俯瞰的に見たうえで統合させることです。

従来への慣行と古いテクノロジーからこの新しい運用モデルへの移行を取り決めるために、革新的なソリューションを開発する必要があります。フィジカル AI の変革的な影響によって、働く人々の形も変わることになるでしょう。独立して稼働するインテリジェント機器とともにサービスの提供や実務を進めるといった新たなスキルセットが必要となってきます。

この移行は、注意深く計画し、実行しなければなりません。フィジカル AI を組織全体で使用する場合、デプロイメントでは安全性を証明し、幅広く価値を理解してもらい、働く人々に利用を受け入れてもらう必要があります。大規模になりうる投資は、明確で説得力のあるリターンを実証できなければなりません。

本書では、企業がどのようにしてこの移行をうまく遂行できるかについて考察しています。デバイスレベルと運用レベルの両方で企業が直面する障壁と落とし穴、そしてそれらを克服するために必要なソリューションについて説明します。読者の皆様がフィジカル AI への道のりに乗り出す際に、このガイダンスと事例がお役に立てれば幸いです。

フィジカルAIの定義

フィジカル AI とは、実世界の環境で感知、理解、推論した上で、自律的に行動する能力を備えた機器を指します。ロボット、ドローン、自動運転車、インテリジェントな医療機器、産業オートメーションなどその例は多岐にわたります。デジタルツイン、シミュレーション、合成データを用いて、これらのシステムをデプロイメントする前にテストを重ね、実環境でのリスク軽減に役立てることができます。

実世界のシナリオにおいて、得られるインサイトに対して人間が行動を起こす必要がある従来の AI 大きく異なるのが、フィジカル AI は、機器がこれらのタスクを自主的に実行できる点です。このためには、エッジで稼働するデバイスが、重力、摩擦、慣性などの自然法則を把握している必要があります。このため、フィジカル AI デバイスは、カメラ、センサー、高度なエッジコンピューティングを使用して、周辺環境で何が起きているのかを推測することに加えて、原因と結果についての高度なトレーニングを受ける必要があります。

デプロイメントでは通常、複数のコンピューティングレイヤーを統合します。具体的には迅速なローカル決定用のエッジコンピューティング、モデルのトレーニングと継続的な改善を可能にするためのクラウド環境、ロールアウト前にパフォーマンスを検証するためのシミュレーションに加え、機器が動的な実世界のシナリオで迅速かつ正確な決定を下せるようにする物理的テクノロジーも必要です。

実際には、リーダーはモデルをトレーニングする場所、意思決定が下される場所、システムを監視する方法と経時的に改善する方法のバランスがとれた分散型のアーキテクチャを設計することが増えています。





実世界でデプロイメントされているフィジカルAIの例



ロボット

動的な環境で有形物を感知・把握し、それに対して行動するAI駆動のシステム。



ドローン

リアルタイムの動作環境でのナビゲーション、監視、検査、任務遂行にAIを使用する自律型航空システム。



自動運転車

リアルタイムの交通状況を継続的に検知し、処理して対応するインテリジェントなモビリティシステム。



インテリジェント医療機器

規制されたヘルスケア環境内での監視、診断、治療に関する意思決定をサポートするAI対応の臨床システム。



産業オートメーション

リアルタイムの検知および自律的な調整を通じて製造および運用プロセスを最適化する、AIで強化された機器および制御システム。

テクノロジーリーダーにとっての課題は、実験や試験から、安全に、優れた費用対効果をもって本番環境での稼働に移行するよう設計することです。

障壁と落とし穴

フィジカル AI は、生産性、安全性、サービスパフォーマンスを大幅に向上させる可能性を秘めています。一般的には設備、接続されたインフラストラクチャ、工場、データ基盤や、AI を本番環境で確実に稼働させるためのエンジニアリングの取り組みへの意味ある投資が必要になります。コミットメントの規模を考えると、組織は試験的な運用段階で行き詰まったり、新たな運用リスクを生んだりするような取り組みを手がける余裕はありません。

そのため、発生する可能性が高い複雑な問題を最初から把握しておくことが必須となります。プロジェクトが何らかの障壁にぶつかってしまった場合、進行が妨げられます。試験的な運用は中途半端な状態で行き詰まり、ロールアウトも妨げられ、将来の市場競争力も低下してしまいます。

実際には、フィジカル AI が失敗するのは、ビジョンが間違っていることよりも、実行を過小評価していることが原因であるケースが多くなっています。実世界でのデプロイメントでは、デジタルの試験的な運用では見られなかった制約が生じます。具体的には、安全性とコンプライアンス、遅延とコネクティビティ、レガシーとの統合、運用コスト、働く人々側の受け入れ、モデルを経時的に持続させる能力などです。

取り組みが断片化したり、「試験的な運用疲れ」が生じたりしないように、リーダーはよくある5つの障壁と落とし穴に注意する必要があります。

1.AI が最初から組み込まれていない

フィジカル AI はまだ新興技術であるため、多くの組織が、リアルタイムの自律性が必須要件となる前に設計された製品、プラン、運用に、新しいインテリジェンスを付加しようとするのは避けられません。そのようなレガシーのアーキテクチャ（多くの場合、集中型でサイロ化していて、リアルタイムの自律性用に設計されていない）は、フィジカル AI の導入で大きな障壁となる可能性があります。対照的に、フィジカル AI では、エッジ、クラウド、物理的アセットを1つのまとまったシステムとして接続する分散型アーキテクチャが必要になります。

設計および開発フェーズにいる組織は、フィジカル AI の要件を早い段階で検討すべきです。

そうすることで、ハードウェア、ファームウェア、クラウド、アプリケーション全体で断片化したエンジニアリングをせずに、アセットと運用がつながり、インサイトが途切れることなく流れるようにすることができます。

フィジカル AI を最初から組み込むために、リーダーは以下を設計する必要があります。

- デバイス、エッジ、クラウド全体でのエンドツーエンドのシステム統合と、明確な所有権および一貫したシステムパフォーマンスを提供するためのインターフェイス。
- サイロ化された状態を解消し、リアルタイムの有用なインサイトを可能にする、つながりのある運用と強力なデータ基盤。
- 事後確認ではなく、設計の中核的な制約として安全性、信頼性、持続可能性の要件を扱うこと。これには、トレーニングと推論におけるエンジニアリング効率と二酸化炭素排出を考慮した AI ワークロード（特にインテリジェンスが分散型のエッジ環境への移行するとき）を含む。
- モデルの監視、長期的な信頼性とコンプライアンスを確保するための経時的な更新とガバナンスを含むライフサイクルの準備対応。

このことは、より迅速に動くためにアーキテクチャを最新化している各業種ですでに明らかになっています。たとえば、自動車業界では、ソフトウェア定義型アーキテクチャを採用している新時代のメーカーが、新しいソリューションをより迅速にデプロイすることができます。

この教訓は応用できます。フィジカル AI の要件によって設計の選択肢が形成されるのが早ければ早いほど、新たな技術的負債および運用上の負債を生むことなく、規模を拡大することが容易になります。

企業がこれらの手順を踏まなかった場合、つながりのないワークフロー、運用上のボトルネック、最適でないパフォーマンスにつながる可能性があります。製品レベルでは、新たなビジネスチャンスに対応するために、製品を設計し直さなければならない技術的負債が生じる可能性もあるということです。

Gartner は、「AI 負債」という用語も作り出しました。同社は、これが対処されなかった場合、組織の転換、規模拡大、イノベーションの能力に影響を及ぼすとしています。また、AI 負債への対応をより積極的に取っている企業は、今後 3 年間で **500% 速く成熟すると予測しています。**³

2. 実務上の制約

機器が実世界で稼働する際に、対処しなければならない実用面がいくつかあります。たとえば、四足歩行ロボットが倉庫内を走り回ったり、自律走行車が道路を移動したりする際に、クラウドとの常時接続は保証されていません。ネットワークの死角に当たってしまう可能性があります。この状態は、たとえば歩行者が自律走行車の前に踏み出した場合など、安全性が重要な状況では許されません。こうした環境では、ミリ秒単位の行動が極めて重要になります。決断は、クラウドへのラウンドトリップ遅延に依存するものではなく、決定論的で予測可能、かつ安全性を証明できるものでなければなりません。

遅延をなくするためには、決定はエッジで下す必要があります。しかし、クラウドの拡張可能な計算能力がなければ、トレードオフは避けられません。意図したユースケースを安全に達成するのに十分な精度を持つ、信頼性の高い決定を AI がローカルで下せるように、精度、応答性、安全性、コストのバランスを調整するための堅牢なエッジエンジニアリングが必要となります。

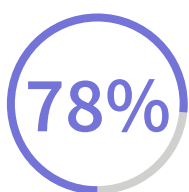
エッジデバイスも計算容量、メモリ、消費電力、温度限度、フォームファクタに関する厳しい制約があります。フィジカル AI はエッジでのリアルタイム推論に依存するため、こうした制約によって、モデルサイズ、更新頻度、ハードウェアの選択肢、推論戦略での意図的なトレードオフが生じざるを得ません。

3. コストに関する懸念

フィジカル AI の資本コストは相当なものです。運用コストも巨額になる可能性があります。たとえば、クラウドに依存するコンピュータビジョンソリューションでは、大規模な帯域幅コストと API コール料金が発生します。これらのコストはすぐに膨れ上がり、プロジェクトの規模が拡大するにつれて、桁違いになってしまう可能性があります。フィジカル AI を利用するグリーンフィールドの産業サイトを設計する場合やブラウンフィールドの運用をアップグレードする場合、企業は

エネルギーコストと、これに伴う炭素排出量も考慮する必要があります。組織がよく不意を突かれるのは、初期コストではなく、デプロイメントの規模が大きくなるにつれて、いかに急激にコストがかさんでいくかということです。帯域幅の使用、推論の頻度、モデルの更新、監視およびサポートの諸経費は、ソリューションが少数のデバイスから数百台または数千台規模の本番環境に移ると、すぐに非線形的に上がることがあります。これらのコスト増加要因を明確に可視化できない場合、組織は、技術的には実行可能であっても、経済的に持続不可能なソリューションを構築してしまうリスクがあります。

これらの要因によって、プロジェクトが試験的な運用のフェーズから先に動くのかが決まります。産業界では、次の推定が示唆されていることに注目すべきでしょう。



の試験的な運用プロジェクトは試験的な運用段階で失敗するため、慎重な計画とコスト予測が必須となります。

4. 信頼性への不安

試験的な運用が失敗する原因は、技術上の課題やコストであるとは限りません。ステークホルダーが、サイバーセキュリティ、安全基準、データプライバシー、透明性、コンプライアンス規制などの要素に依然として懸念を抱いている場合、プロジェクトは行き詰まります。完全に失敗するわけではないとしても、躊躇することによって、実現される成果が大幅に制限されてしまう可能性があります。たとえば、倉庫フロアでの無人搬送車 (AGV) の導入に関して不確実さが残っており、ケージ内での稼働に制限された場合、投資利益率 (ROI) が低下してしまいます。

信頼性は、システムが実際の稼働状況でどの程度予測可能で説明可能かによっても形作られます。システムがある決定を下した理由をチームが理解できず、必要に応じて介入もできず、モデルが進化しても動作は安全なままであると規制者とステークホルダーに保証もできない場合、技術的なパフォーマンスが優れていても、導入は遅くなります。だからこそ、説明可能性と透明性が、新たな AI 規制 (EU AI 法 (EU AI Act)) で中核的な要件となりつつあるのです。

しかし、Gartner は、企業が自社の AI プロジェクトで透明性、信頼性、セキュリティに重点を置けば、



の向上 (導入、企業目標、ユーザーによる受け入れに関して) を達成できると予測しています。⁴

5. 組織的な変革

フィジカル AI プロジェクトは、働く人々が自律的な機器への移行を受け入れられない場合も難航します。組織は、エッジでの AI 対応デバイスを管理するための新たなスキルセットを習得する必要性について意識しておく必要があります。AI をクラウドからエッジに移行するには、さまざまなプログラミング言語で作業できるソフトウェアエンジニアが必要となるからです

スキル以外にも、組織は多くの場合、運用モデルの所有権と説明責任に苦戦しています。フィジカル AI では、従来の IT、OT、エンジニアリング、オペレーションの境界がなくなるため、これらの分野をまたいでインセンティブ、資金調達、決定権限の認識を合わせた新たなガバナンスモデルが必要になります。成否は、技術面での統合だけでなく、チーム間のコラボレーション、説明責任の共有、システムの 1 回限りのデプロイメントではなく、継続的な管理の方法を再定義することによっても変わります。この変化がなければ、IT と OT の優先事項が分かれてしまい、導入が遅くなり、規模が小さくなってしまうおそれがあります。

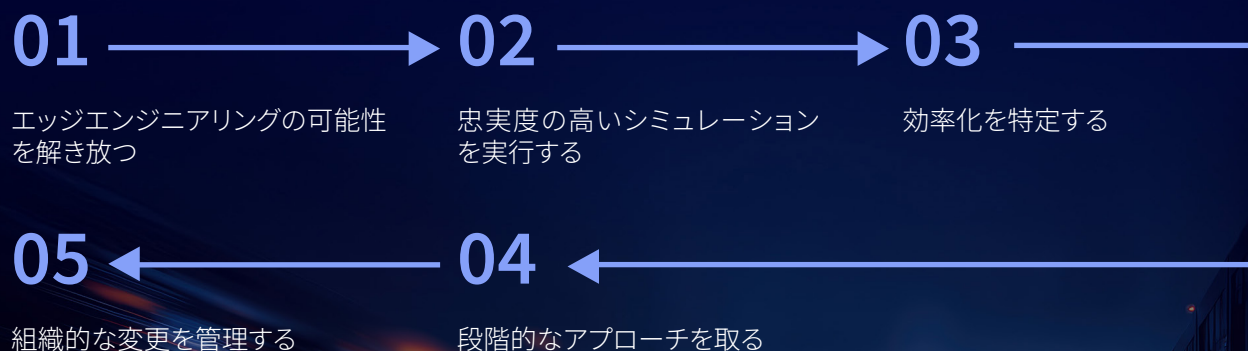
しかし、スキルのギャップだけが問題なわけではありません。工場の現場作業者が新しい技術の受け入れに苦戦する場合は、進展が遅くなる可能性があります。この状況は、自律システムが自身の仕事をどのように支援するのか、どのタイミングで人間による判断が優先されるのか、そしてどのようにして説明責任が共有されるのかを理解できていない場合に生じる可能性があります。

可能性の解放

フィジカル AI プロジェクトを成功させるために組織は、自律式の機器が測定可能な投資利益率を実現しつつ、実世界の状況で安全、効率的、かつ持続的に稼働できることを証明しなければなりません。これは、実験でも、単発の試験的な運用の話でもありません。本番環境で確実にパフォーマンスを発揮でき、物理的な制約に適応して経時的に価値を提供し続けられるように設計されたシステムが必要です。

業界をけん引している組織は、フィジカル AI に対してより統制がとれた、システムレベルのアプローチを取ることで、この課題に対処しています。デプロイメント前に安全性、パフォーマンス、エッジの制約を検証するためにシミュレーションを使用します。そして、段階的ロールアウトでリスクを軽減し、ソリューションが拡張されていくにつれて、自信を付けていくことができます。同時に、成否はテクノロジーだけに依存しません。フィジカル AI が単にデプロイメントされるだけでなく、組織全体で導入され、信頼され、効果的に稼働されるようにしつつ、役員室から作業現場までの移行を慎重に管理するためには、明確な所有権、ガバナンス、説明責任が必要です。

成功する企業は、次の 5 つのステップをたどります。



01

エッジエンジニアリングの可能性を 解き放つ

物理的な制約が課題になることもありますが、組織は現時点でフィジカル AI がエッジでできることの可能性を過小評価しないようにしてください。エッジエンジニアリングの前進には、より能力が高く、低電力の GPU、専用の AI アクセラレータ、モデル最適化手法などが含まれ、それらによってローカルで実行できるワークロードの範囲が急速に広がっています。同時に、これらのデバイスのコストとエネルギー効率は改善され続け、エッジにデプロイメントするインテリジェンスを大規模に実現しやすくなっています。

従来の製品またはプラットフォームでは達成できることが制限されるように見えても、フィジカル AI では実現できる可能性があります。モデル圧縮や量子化などの手法では、許容範囲のパフォーマンスを維持しつつ、コンピューティングの負荷を大幅に減らせます。より制約の多い環境では、分散型のエッジアーキテクチャにより、周辺デバイス全体の特定のタスクの負荷を下げることで、クラウドとの継続的な接続に依存することなくリアルタイムの決定を実現できます。実運用の面として、これは、プラットフォーム全体の再設計を待つ代わりに、国内モデルや車両プラットフォームなどの既存のシステムを拡張すること、または携帯電話などの周辺デバイスを選択的に活用することを意味します。

最も重要なのは、インテリジェンスがどこで実行されるのかではなく、遅延、安全性、消費電力、運用の回復力などのエッジの制約を、いかに意図的にはじめからソリューションの設計に盛り込むかです。これにより、議論がインフラストラクチャの制限からエンジニアリングの意図へと変わります。

【事例】コグニザントと Gentherm—フィジカル AI を 車内の快適性に活用

コグニザントは、温度制御および空気圧式快適システムの世界のリーダーである Gentherm および Sensory と提携し、運転者の疲労と不快感を軽減し、顧客体験を改善して安全性を向上できるように設計された、音声対応のマッサージ座席を製作しました。

この座席の目的は、運転手の注意力を維持することであったため、メーカーは運転中にノブやボタンに手を伸ばすことによる、注意力散漫の要因を排除したいと考えました。その結果、音声対応のソリューションを、運転席内のローカルで稼働させ、接続が失われるゾーンでも完全に機能させ続ける必要がありました。

ソリューション：

- コグニザントは Sensory の Voice SDK を使用して中程度のサイズの大規模言語モデル (LLM) を埋め込みました
- Sensory の SDK は、音声をテキストに変換し、音声メッセージから意図を抽出します
- コグニザントのカスタムの Python スクリプトは、その意図を座席の機能にマッピングします
- 座席の機能が Gentherm のコントローラと通信して、要求された機能をオンにします
- 運転者が自然言語を使用して座席を制御することを可能にします

このアプローチにより、注意力を逸らす要因や遅延をもたらすことなく、接続性が失われるゾーンでもシステムが確実に稼働し続けるようにしつつ、自然言語で座席機能を制御できるソリューションが実現しました。結果として、実世界の制約に合わせて設計され、クラウド依存ではなく、エッジのインテリジェンスが価値提供のために必須となった、フィジカル AI の実用的な事例ができました。

顧客側の利点：

- AI によって強化される自動車の快適性
- スケーラブルな多言語のアーキテクチャ
- 次世代車両でのリーダーシップ
- ユーザーエクスペリエンスと安全性の強化
- 費用対効果に優れたイノベーション

02

忠実度の高いシミュレーションを実行する

フィジカル AI への投資に伴う規模、コスト、リスクを考えると、組織は、テクノロジーを本番環境にデプロイメントする前に、シミュレーション環境で決定事項を検証する必要があります。忠実度の高いシミュレーションにより、企業は本番環境に影響を与えたり、安全性を妥協したり、時期尚早の投資をしたりすることなく、複雑な物理システムをモデル化し、シナリオをテストして、二次的な影響を理解することができます。

NVIDIA の Omniverse などの高度なシミュレーションプラットフォームを活用することで、企業は工場、アセット、ワークフローのデジタルツインを作成できます。これにより、チームはレイアウト設計、自動化戦略、エネルギーの使用状況、働く人々との相互作用に関して「what-if」シナリオを模索することが可能になります。こうした環境により、実世界で実体化する前に、パフォーマンスのトレードオフを評価し、早期に制約を特定し、投資を適切な規模に調整できます。

重要なのは、シミュレーションは単なる視覚化ツールではないということです。実際の運用データと接続できれば、リーダーが資本投資のリスクを低減し、計画サイクルを加速し、共有されたデータ駆動型のビューで将来についてステークホルダーと認識合わせをすることができる意思決定システムになります。

ファクトリーオートメーション以外に、同じシミュレーションのアプローチをエネルギー消費量の多い環境にも適用することができます。リーダーは、物理的なインフラストラクチャを確定させる前にコストと持続可能性のトレードオフを仮想的にテストすることができます。

【事例】世界的な気候ソリューションメーカー シミュレーションを使用して資本投資のリスクを低減

世界をリードする気候および産業ソリューションのメーカーは、コグニザントと提携し、NVIDIA の Omniverse を利用してデジタルファクトリーのモデル化とシミュレーション機能を最新化しました。

これまで、点群データから正確な 3D プラントモデルを作成するには、サイトごとに数か月かかっていたため、意思決定が遅くなり、大規模な自動化とレイアウト変更を行う組織の能力が制限されていました。Omniverse 内で忠実度の高いデジタルツイン環境を導入することにより、メーカーはモデル化のタイムラインを大幅に短縮し、本番環境の施設にデプロイメントする前に、自動化シナリオをシミュレーションすることができました。

このアプローチでは、LiDAR スキャンを稼働可能なプラントモデルに変換するために必要な時間が、6か月以上から約6週間まで短縮されました。また、そのアプローチにより、チームは工場のレイアウト、ロボットのデプロイメント、AGV シナリオを仮想でテストすることができました。これにより、コストのかかる再作業やデプロイメントのミスを大幅に削減しています。

結果として、同メーカーは、物理的な変更を実施する前により迅速な資本計画、チーム間での連携の改善、より自信を持った意思決定を支援する拡張可能なシミュレーション駆動型の基盤を確立しました。この基盤により、メーカーは資本投資のリスクを低減し、工場のレイアウトを最適化し、実世界でデプロイメントする前に自動化シナリオを仮想環境でテストすることができるようになりました。

Omniverse ベースのデジタルツインアプリケーションにより、本番環境への影響を最小限に抑えて、デジタル世界で自律式のビジョン誘導型車両のトレーニングの準備をしつつ、既存のデータをより効率的に視覚化できます。

- デジタルファクトリーモデル化およびシミュレーション担当のリーダー

03

効率化を特定する

組織は、技術的に何が可能なのかを判断するほかに、フィジカル AI によってどこでどれくらいの効率向上とコスト削減が可能になるのかを特定する必要があります。推論が実行される場所、モデルを最適化する方法、システムの設計方法などのエンジニアリングに関する意思決定により、運用費用を大幅に削減することができます。たとえば、デバイスをクラウドに依存せずに稼働できるようにすることで、継続中の帯域幅のコストと API コール料金を低減できる一方、量子化などの手法により、パフォーマンスを低下させることなく消費電力や半導体に関する要件を抑えることができます。

AI 機能が一回限りのソリューションとして構築されるのではなく、複数のシナリオで微調整や再利用できるように設計されていると、効率も高まります。コグニザントは、さまざまな環境に適応し、再デプロイメントすることができる、再利用可能なコア機能を備えたモジュール式のアプローチを産業コンピュータビジョンに採用しています。これらの機能は、食料品店や小売店環境での盗難防止や、自動車テストセンターでのタイヤの劣化解析など、実世界のユースケースに適用されています。中核的な AI コンポーネントを再利用し、特定の状況に合わせて調整することで、組織はデプロイメントのタイムラインを短縮し、既存の AI への投資利益率を最大化することができます。

運用および戦略レベルにおいて、シミュレーションは、技術自体を上回る効率化を特定するうえで重要な役割を果たします。忠実度の高いモデルにより、リーダーは新たな投資が本当に必要なのか、あるいは既存の施設とプロセスを最適化すれば、より大きな価値を解放できるのかを判断することができます。一部のケースでは、シミュレーションで裏付けられたインサイトで拡張が支持される場合もあれば、資本を温存しておき、現在の運用を改善することが妥当だとされる場合もあり、フィジカル AI への投資が企業の優先事項と長期的な財務管理の両方と整合する状態を確保できます。

04

段階的なアプローチを取る

組織は、段階的なアプローチを取ることで、ためらいなく目的に向かって進むことができます。明確に定義された段階を進むことで、企業は試験的な運用を、分離された環境で行き詰まってしまうのではなく、拡張でき、将来の要件に適応して、企業とともに成長する持続可能な本番環境対応のソリューションに変換できます。

シミュレーションは、早期の投資利益率 (ROI) と運用の価値を実証する短期間の成果を特定する上で、このアプローチで極めて重要な役割を果たします。マイルストーンを達成するたびに、組織はパフォーマンス、安全性、コストの影響に関する具体的な証拠を手にすることができ、自信を持って範囲を拡張するための自然な決定点ができます。

大規模なデプロイメント前の初期の概念実証を開発することも、ステークホルダーとの信頼構築に役立ちます。技術リーダーは、システムが実世界の状況で想定どおりに動作することを検証できると同時に、経営幹部はこのテクノロジーが信頼でき、コンプライアンスに準拠し、目的に適っていると安心することができます。これにより、規模拡大の段階で躊躇することが減り、未解決の懸念によって有望な取り組みに遅れが生じることを防げます。

05

組織的な変更を管理する

フィジカル AI の導入には、特にエンジニアリング、オペレーション、現場チームの役割、スキル、働き方を再考する必要があります。インテリジェンスが一元的なクラウド環境からエッジで稼働する機器に移行する際に、組織は従来の IT およびデータのスキルに加えて、組込みシステム、リアルタイムソフトウェア、C、C++ などの低レベルプログラミング言語に関するより深い専門知識が必要となる場合があります。多くの場合、この移行ではスキルアップだけでなく、チームがどのように編成され、管理されるのかに関する構造的な変化が求められます。

スキル以外に、フィジカル AI プログラムの成否は働く人々の理解と信頼によっても左右されます。新しいシステムが、機器、車両、または作業現場の業務などの物理的な環境と直接相互作用する場合、従業員は、なぜこの技術が導入されるのか、安全性とパフォーマンスにどのように影響するのか、人間は何の役割を担い続けるのかについて明瞭な説明を必要とします。この認識合わせができていないと、技術的には堅実なデプロイメントでも、抵抗に直面したり、導入の遅れが出たり、十分に活用されなかったりすることがあります。

そのため、構造化された組織的な変更管理のアプローチが不可欠です。早期のステークホルダの関与、明確なコミュニケーション、目標を絞ったトレーニング、継続的なサポートにより、従業員がインテリジェントシステムとともに自信を持って働く準備ができる状態を作れます。こうすることで、導入が加速するだけでなく、運用のリスクが低減し、フィジカル AI の取り組みを長期的に拡張するために必要な組織の備えもできます。

組織的な変更管理

フィジカル AI の導入は、人々がどのように機器、システム、物理環境と相互作用するのかに直接的な影響を及ぼします。したがって、組織的な変更管理（OCM）を試験的な運用から規模拡張まで、すべてのフィジカル AI の取り組みに組み込む必要があります。

実用的な OCM のアプローチには、以下の5つのアクションを含める必要があります。

ステークホルダの関与とコミュニケーション

エンジニアリング、オペレーション、安全、および現場チームを早期に関与させて、取り組みの目的を説明し、現実的な予想内容を設定し、信頼性、安全性、仕事への影響に関する懸念に対応します。透明性の高いコミュニケーションを取ることで、実世界の状態で自律的または半自律的に稼働するシステムへの信頼を高めることができます。

アドバイザリーフレームワーク

IT、OT、エンジニアリング、安全、事業の各リーダーをまとめる部門横断型のガバナンス体制を確立します。これにより、運用上の影響、リスク、投資利益率に基づいてフィジカル AI のユースケースの優先順位が付けられ、ソリューションが試験的な運用から本番環境に移行する際に、説明責任を明確にすることができます。

トレーニングと受け入れ

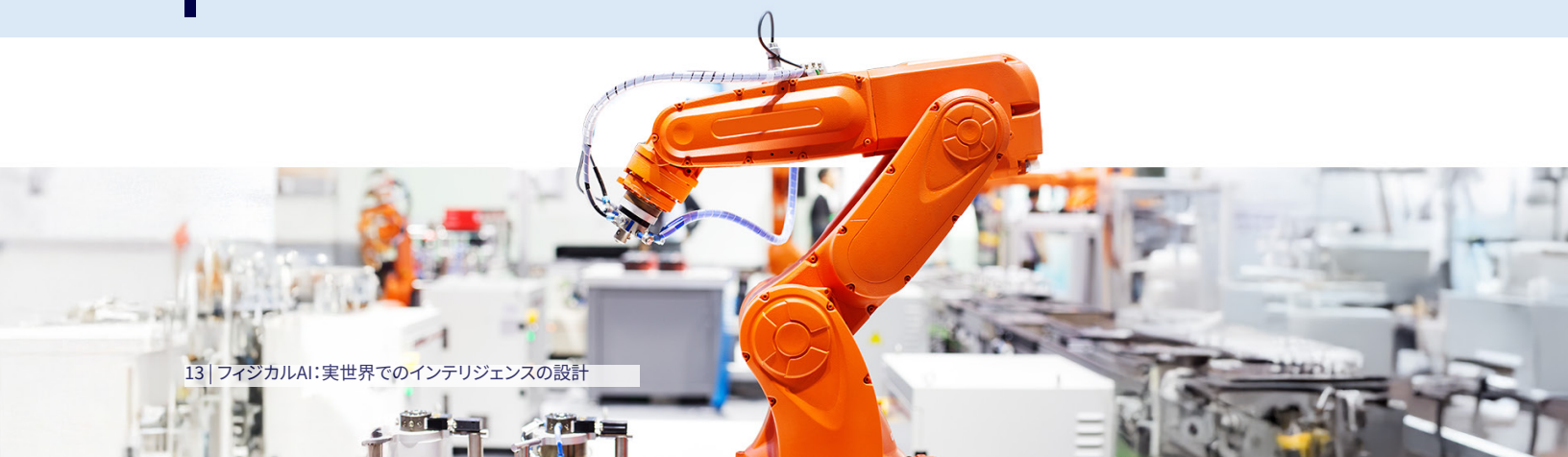
監視から例外処理、システム更新とメンテナンスまで、フィジカル AI システムが実際にどのように使用されるのかを反映した、役割に応じたトレーニングを提供します。トレーニングでは、技術的な仕組みだけでなく、日常業務で人間がどのようにインテリジェント機器と連携するのかにも焦点を当てる必要があります。

OCMとサポート計画

サイト全体でのロールアウト、サポート、エスカレーションの流れとライフサイクル管理を網羅したデプロイメントのプレイブックを作成します。これは、分散型で重要な環境または接続性の低い環境で確実に動作する必要があるフィジカル AI ソリューションにとって特に重要です。

継続的な改善

導入を1回限りのイベントではなく、継続的なプロセスとして扱います。オペレータおよびエンジニアからフィードバックを収集し、実世界の状況でのシステムパフォーマンスを監視し、ライフサイクルを通じて技術モデルと運用モデルの両方を継続的に改善していきます。





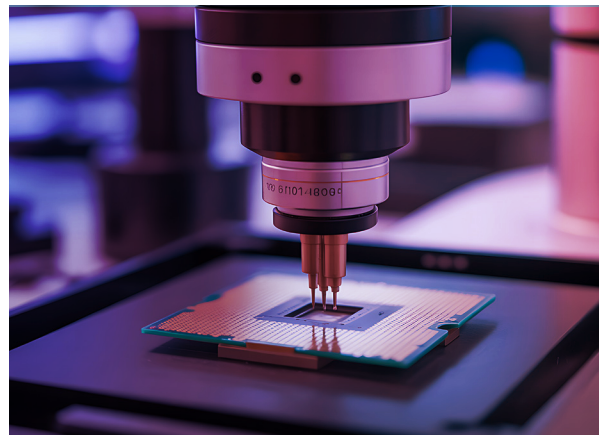
セクター別の影響

フィジカル AI が測定可能なビジネス成果および運用成果を確実に出すように、ソリューションを各組織の環境（そのデータ、物理的な制約、運用状況と働く人々）に合わせて調整する必要があります。純粋なデジタル AI とは異なり、フィジカル AI システムは機器、アセット、人々と直接相互作用するため、コンテキストが極めて重要となります。

基盤となる技術は類似している場合でも、フィジカル AI がどのように適用されるかは、業種によって大きく異なります。このことについて考えるため、以下の 4 つのセクターにおいて、フィジカル AI がどのような成果を創出しているのかを説明します。



自動車



半導体



製造



ライフサイエンス



1.自動車

自律走行車は、実用化されていて最も目に見えるフィジカル AI 事例の 1 つです。しかし、自律性は、インテリジェンスが現代の車両にどのように組み込まれるのかを表している一例にすぎません。フィジカル AI はますます、車内体験、運転者支援システム、リアルタイムの意思決定を形作っています。その多くは、厳格な安全性、遅延、計算上の制約のもとに行われています。

自動車メーカーもハイパーパーソナライゼーションが施された車内体験に向けて急速に動いています。運転者が車内に入ると、座席位置、空調、運転モード、エン터테인먼트の設定などが自動的に調整されます。特に複数の運転者が 1 つの車両を共有する場合、これをシームレスに実現するには、クラウド接続に依存しない、エッジでのリアルタイムの推論が必要になります。

実世界の自動車へのデプロイメントでは、遅延や運転者の注意を逸らす要因を生まないために、音声対応やパーソナライズされた制御などの車内インテリジェンスの全体がエッジで動作する必要があります。これらのシナリオでは、接続が失われるゾーンでも確実な応答性と信頼性を確保できるように、フィジカル AI は車両システムに直接組み込まれます。

こうしたユースケースでは、極めて大きな技術的課題が生じます。先進運転支援システム (ADAS) および車内インテリジェンスには、安全が極めて重要な環境での高い信頼性と遅延の少ないコンピューティングが求められます。これと同時に、自動車メーカーはパフォーマンスとコスト、消費電力、温度限度のバランスを取らなければなりません。

単に GPU を追加するのはほぼ実現不可能なため、チームは量子化などの手法と、機能と経済的要件の両方を満たせるチップセットを慎重に選択することでモデルを最適化せざるを得なくなっています。

先進運転支援プログラムの全体で、こうした安全性が極めて重要な要件であるため、遅延、決定論、コンピューティング容量にハード制約が生じます。そのため、大型の汎用的なモデルの実現可能性が制限され、チームは早期にモデルを最適化し、デプロイメント前に実世界の稼働条件下でのパフォーマンスを検証しなければなりません。

ソフトウェアアプリケーションを単純化して、車内用半導体への負荷を減らし、コンピューティング能力とメモリを解放し、他の目的に割り当てるといった動きもあります。

その結果、実世界の自動車プログラムで反映されているように、フィジカル AI では最も強力なモデルを導入することよりも、実世界の制約に適合するインテリジェンスを設計することが重視されます。成否は、ソフトウェア、ハードウェア、データプラットフォーム、車両アーキテクチャ間の緊密な連携にかかっています。インテリジェントシステムが車両のライフサイクルを通じて確実に、安全に、効率良く稼働するように、エンドツーエンドのデータフロー、拡張性、モジュール性を確保します。



2.半導体

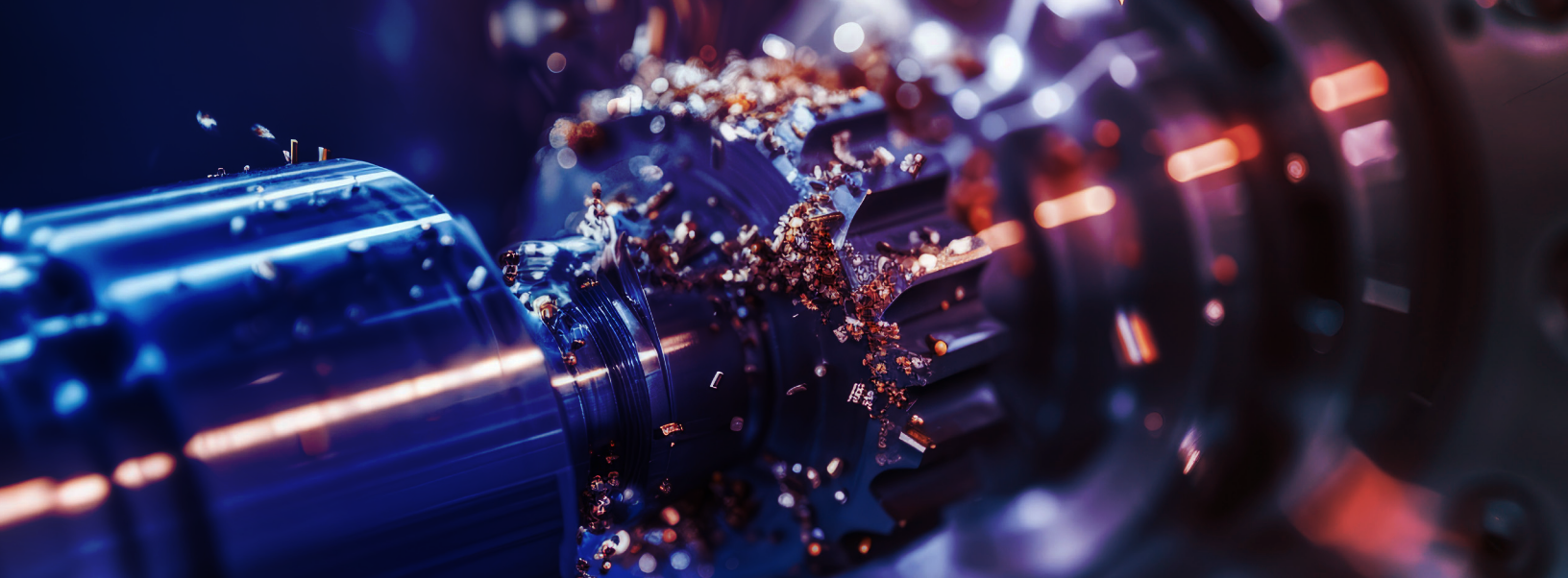
フィジカル AI の台頭により、半導体メーカーは、モデルの高度化を求める野心とシリコンが抱える物理的な制約という現実との間で、高まる緊張の中心に立たされています。AI のワークロードは複雑さが増し続け、トランジスタ密度、電力効率、温度管理の進歩はもはや追いつかなくなっています。その結果、コンピューティング能力、メモリ帯域幅、消費電力が、エッジにデプロイメントできるものに関する決定的な制約となりました。

こうした制限の中で稼働させるため、組織はモデルの量子化、プルーニング、ソフトウェアの単純化といった手法を用いて、デバイスに対する負荷を抑えることに注力するようになっていきます。フィジカル AI では、ハードウェアの継続的な拡張を仮定するよりも、モデル、ソフトウェアアーキテクチャ、シリコンの機能間の緊密な連携が求められ、設計プロセスの早期段階での最適化にシフトしています。

このシフトは、半導体プラットフォームの戦略にも影響を及ぼしています。メーカーは、機能が固定された専用のデバイスだけに依存する代わりに、さまざまなフィジカル AI のユースケースに合わせて変更できる、より柔軟でプログラム可能なプラットフォームに向けて動き出しています。こうしたプラットフォームにより、組織は変化する要件に合わせてワークロードを調整し、開発サイクルを短縮できると同時に、高度に特殊化された設計のコストとリスクを避けることができます。

チップレベルだけの最適化が十分ではない場所に、エッジでの分散コンピューティングのパターンが出現します。このようなアーキテクチャで、AI ワークロードは複数のローカル処理ユニットに分割され、感知、音声認識、あるいはセンサフュージョンなどのタスクを共同で実行できるようになっています。たとえば、推論のワークロードがシステム内の専用のアクセラレータと汎用のプロセッサ間で共有されている場合、電力または熱の許容を超えることなくリアルタイムのパフォーマンスが実現します。

その結果、半導体分野でのフィジカル AI では、ローパフォーマンスを最適化することよりも、インテリジェントワークロードのオーケストレーションが重視されます。成否は、ハードウェア、ソフトウェア、システムアーキテクチャ間の緊密な連携にかかっています。AI 機能を実世界の物理的な制約の中で効率的、確実、かつ大規模に導入できるようにします。



3.製造

組織がパフォーマンス、回復力、持続可能性の向上を求める中、フィジカル AI は、製造業務を自動化し、最適化する大きな可能性を秘めています。ある製造環境で、コグニザントはある企業と提携しました。以前は月に一度手作業で実施していましたが、現在では毎晩自律的に実施されるようになりました。聴覚対応の四足歩行ロボットが生産エリアを動き回り、異常な振動や故障の初期兆候がないかどうか機器を監視しています。人間主導の定期的な検査から、継続的な自動化された検知へのこの移行により、問題をより早く特定することができ、計画外のダウンタイムや高額なコストのかかる中断のリスクが低減されます。

しかし、製造業のフィジカル AI で価値を実現するには、これらのシステムがワークフロー、生産性、持続可能性にどのように影響するのか、また、投資利益率をどのように測定するのかについて明確に理解しておく必要があります。人間による労働と自動化のコストを比較して済む問題ではありません。フィジカル AI のデプロイメントは製造現場の人間工学、エネルギー消費、アセット利用、メンテナンス戦略、サプライチェーンのパフォーマンスに影響します。こうした広いシステムレベルの影響を、直接的な効率向上とあわせて評価する必要があります。

フィジカル AI システムが実世界の製造環境で判断し、決断を下し始める際に、組織はこれらの決定が機器、プロセス、成果にどのように伝播するのかを可視化する必要もあります。データ入力、モデル、物理的アクション、運用結果間でトレーサビリティを確保することで、チームは根本原因を診断し、品質およびコンプライアンスの要件に対応し、経時的なパフォーマンスを継続的に改善することができます。

このエンドツーエンドの可視性がなければ、フィジカル AI の規模拡張で、回復力よりも運用のリスクとコンプライアンスのリスクが生じてしまう可能性があります。製造環境では、独特の課題も生じます。ほとんどのデプロイメントは、古い設備、ベンダーが混在したエコシステム、異なる接続レベルが一般的なブラウンフィールド環境で行われます。フィジカル AI システムは、綺麗な、完全にデジタル化された状態を想定するのではなく、既存のアセットやプロセスと統合して、こうした制約の中で漸進的に機能するように設計される必要があります。成否は大規模な置換ではなく、よく考慮された機器、ソフトウェア、人間のオペレータ間のオーケストレーションにかかっています。

この複雑さを管理し、投資のリスクを軽減するため、メーカーはますますデジタルツインと忠実度の高いシミュレーションを利用するようになっていきます。アセット同士を接続し、本番環境の仮想表現を作成して、シナリオベースのシミュレーションを実行することで、組織は物理的な変更を加える前に、フィジカル AI をどこでどのようにデプロイメントするかを評価することができます。こうしたアプローチにより、メーカーは耐久力をテストし、プロセスの影響を評価し、構成を最適化して情報を基にした調整を加え、運用リスクと安全リスクを緩和することが可能になります。

突き詰めると、製造業におけるフィジカル AI では、分離された自動化を採用するよりも、経時的に学習し、改善していく適応型システムを作ることが重要です。インテリジェンスが検知、意思決定、実行レイヤー全体に思慮深く組み込まれている場合、メーカーはパフォーマンス、コスト、持続可能性について、実世界の運用上の制約とのバランスを取りつつ、検知段階を越えて継続的な最適化に移行することができます。



4. ライフサイエンス

フィジカル AI は、薬学研究から医薬品開発、医学訓練、診断、臨床処置まで、すでにライフサイエンスの形を変え始めています。しかし、他の多くの業種とは異なり、このセクターでの導入の特徴は、自律性ではなく、信頼性、検証、患者の安全によるものです。

臨床判断に関わる場合、規制では意図的に完全自律式システムを制限し、ヒューマンインザループ（HITL）が求められます。この要件によって、影響が制限されるどころか、フィジカル AI がライフサイエンスにどのように組み込まれるのか、その形を作っています。臨床医に取って代わるのではなく、臨床医を増強する補助、判断支援システムとして活用されているのです。成否は、透明性、説明可能性、医学的な検証を維持しつつ、リアルタイムで稼働できるインテリジェンスを設計できるかどうかにかかっています。

実際に、フィジカル AI による即効的な利点はトレーニング、シミュレーション、臨床支援などで生じています。現実的な環境での外科的処置のシミュレーション、機器の動作の検証、医療トレーニングの支援を行うために、デジタルツインと高忠実度の生理学モデルが使用されるケースが増えています。これらのシステムにより、臨床医は本番環境への導入前に、学習時間と処置のリスクの両方を低減しつつ、処置を安全に訓練、テスト、改善することができます。

例 1：

iEndosurgical システム：このシステムは最小侵襲手術に適用されるフィジカル AI の例証で、インテリジェンスが直接、実世界の臨床ワークフローに組み込まれています。内視鏡アブレーション手術では、視界を悪くし、道具の追跡を妨げ、認知的負荷を高めてワークフローを遅くし、安全のリスクを高める煙が大きな障害となります。こうした課題は、リアルタイムで煙や煙霧を除去し、人間による監視を維持しながら外科医を支援するよう設計されたフィジカル AI システムの主要な感知機能として明確に認識されています。

フィジカル AI 対応のアブレーション手術システムでは、リアルタイムのインテリジェンスが本番環境の内視鏡ワークフローに直接組み込まれています。その機能は、煙または煙霧除去を通じて継続的に可視性を強化し、状況認識を維持するために手術器具を追跡し、タイムリーな介入をサポートするために手術中のリスクイベントを検知します。さらに手術後には、エージェント AI 機能により、処置ビデオの迅速な取得と要約が可能になり、手動で操作することなく、レポート生成と臨床レビューが大幅にスピードアップします。このシステムはロボットによるアブレーションと従来のアブレーションプラットフォームでシームレスに稼働するように設計されており、HITL のガバナンスが強化され、臨床の説明責任が保たれます。

このソリューションは、アブレーション中のリアルタイムの可視性、処置の認識、リスクの特定により、外科医をサポートします。早期のイベント検出とより明確なエネルギー配給の視覚化により、手術中の安全性を向上させます。運用効率としては、認知的負荷の低減とより迅速な手術後のレビューによる恩恵を受けられます。臨床医は患者の結果に対する完全な監督と責任を維持しつつ、ワークフローが合理化されます。

フィジカル AI は、臨床ワークフローの効率も促進しています。ある事例では、医療画像処理システム内に組み込まれたエージェントモデルがリアルタイムで処置文書を生成し、診断検査中の医師の管理面での負担を大幅に減らしています。別の事例では、インテリジェントな画像処理プラットフォームが臨床試験中のリアルタイムの検証をサポートし、フォローアップの再診察の必要性を軽減し、臨床試験の実行における最も根強い課題である、患者のドロップアウトを軽減するのに役立っています。



例 2：

課題：放射線科のワークフローが手作業の工程、限定的な拡張性、一貫性のない品質チェックと時間消費によって遅延しています。臨床医には、コンプライアンスと責任を維持しながら精密な腫瘍セグメンテーションと予後予測ツールが必要です。患者は、高頻度の、ときには不要なこともある通院をし、手続き上の問題や不安を引き起こしています。

ソリューション：AI を活用した画像処理システムでは、ヒューマンインザループのアプローチを使用して品質チェック、腫瘍セグメンテーション、サイズ推定、疾患予後予測を自動化しています。RECIST 基準を適用し、臨床医の検証用に詳細なレポートを生成します。統合されたフィードバックにより、モデルの精度とコンプライアンスが維持され、継続的な監視によって透明性がサポートされます。リアルタイムのレビューにより、患者の不要な通院を減らします。

測定可能な成果：ワークフローの効率が改善し、画像レビューが迅速になり、再検査が少なくなります。手続きの単純化と軽減される不安により、患者の保持率が上昇します。臨床医は高度なツールの恩恵を受けられますが、診療の責任は維持され、継続的な監視を通じて安全性と信頼性が確保します。

さらに上流を見ると、ライフサイエンスの専門家はフィジカル AI が創薬と開発の期間を実質的に短縮する可能性を指摘しています。シミュレーション駆動の実験、クローズドループなラボラトリーシステム、医師が検証する意思決定のサポートを組み合わせることで、フィジカル AI は、組織がより迅速に仮説をテストし、小規模な製造プロセスを最適化し、反復サイクルを減らすように支援することができます。成果は規制の状況と検証の厳格さに依存しますが、早期適用では、フィジカル AI が研究と開発のつながり全体に適用されている場合、開発ライフサイクルが大幅に短縮する可能性が示されています。

これらのすべてのユースケースで、医師の検証が依然として中心に据えられます。ライフサイエンスでのフィジカル AI は、パフォーマンスを通じてだけでなく、学習、推論、行動のすべての段階に臨床の専門知識を統合する能力を通じて信頼を獲得する必要があります。結果として、このセクターでの進歩は、自律的なインテリジェンスを導入することよりも、AI、シミュレーション、人間の判断を組み合わせ、実世界の臨床環境で安全かつ拡張可能な影響を生むことが重要となります。





まとめ

フィジカル AI は、インテリジェンスが実世界でどのように設計され、デプロイメントされ、信頼されるかについての抜本的なシフトを表します。AI がデジタルワークフローとアナリティクスを越えて、機器、製品、工場、車両、臨床環境に進出する中で、課題はもはや、インテリジェントシステムが可能かどうかではなく、インテリジェントシステムが実世界の制約のもとで安全に、確実に、大規模に稼働できるかどうかになっています。

業界全体で、一貫した傾向が現れつつあります。フィジカル AI を追加の技術として扱う組織は、試験的な運用から先に進む際に苦戦します。インテリジェンスを最初から組み入れる（検知、意思決定、実行レイヤーを横断して設計する）組織は、生産性、回復力、効率に関する有意義な向上の可能性を引き出すことができます。製造業において、これは定期的な検査から継続的で自律的な検知に移行することを意味します。自動車および半導体のエンジニアリングでは、ハードウェア、ソフトウェア、サプライチェーン全体で複雑さを管理することが必要です。ライフサイエンスでは、自動化と検証、安全、規制の信頼に関するバランスを取る HITL システムが求められます。

これらのユースケースを1つにまとめているのは、特定のモデルでもプラットフォームでもなく、一連の実用的な指針です。フィジカル AI は、実世界の制約を考慮に入れて設計し、忠実度の高いシミュレーションとテストを通じて検証し、投資のリスクを軽減するため段階的に導入して、持続的な導入を可能にする組織的な変更によって支えられる必要があります。

この基盤がなければ、極めて高度な AI 機能でも、実験にとどまってしまう。

AI 導入の次のフェーズは、アルゴリズムのブレイクスルーよりも、エンジニアリングでの卓越性によって定義されるようになります。物理システムにインテリジェンスが組み込まれるにつれ、データ、モデル、ハードウェア、エンタープライズプラットフォーム、人間の専門知識をまとまりのある適応システムに統合できるかどうかの能力が、組織の成功を左右します。フィジカル AI は人間またはプロセス全体に取って代わるものでなく、それらを強化するものです。物理世界の現実の中で学習し、適応し、経時的に改善するシステムを作成します。

この移行をうまく乗り越えようとしている企業には、非常に大きなチャンスがあります。フィジカル AI に対して厳格さ、規律を持ち、その運用の意味を明確に理解するアプローチを取る企業は、断片化された取り組みを越え、拡張可能な影響に向けて移行することができます。意欲的な目標から実行までの移行がすでに始まっているのです。それを極める組織が、インテリジェントで、接続された、回復力のある運用の次の時代を形成することになります。



構想から実装までコグニザントが支援

コグニザントは、企業が物理世界で確実に機能するAI駆動のインテリジェンスを設計できるよう支援しています。IoT およびエンジニアリング部門を通じて、コグニザントはエンジニアリングに関する深い専門知識をAI、データ、産業プラットフォームと組み合わせ、組織が試験的な運用から脱却し、製造現場、車両、医療機器、コネクテッドインフラストラクチャの全体で、実世界の制約のもと稼働するインテリジェントシステムをデプロイメントできるよう支援しています。

コグニザントが他と異なるのは、フィジカルAIをアイデア考案から設計、構築、接続、稼働、規模拡大まで、ライフサイクル全体で設計できる、そのエンドツーエンドの能力です。組み込みエンジニアリングとデジタルエンジニアリング、エッジインテリジェンス、データプラットフォームおよびAIモデルのアクセラレーションをまとめることで、コグニザントは、クライアントが本番環境にデプロイメントし、その環境で管理および拡張できるシステムに戦略の意図を変換できるようサポートします。このアプローチでは、インテリジェンスだけでなく、パフォーマンス、安全性、回復力、そして物理アセット、デジタルプラットフォーム、既存の運用エコシステム全体の深い統合に重点を置き、大規模な測定可能な事業価値の可能性を解き放ちます。

コグニザントの、専門のエンジニアリングおよびイノベーションラボで構成されるグローバルネットワークがこの能力を支えます。これには、スマート製造、自動車およびソフトウェア定義型車両、医療機器、医療技術、ライフサイエンス、半導体設計、次世代のコネクテッドシステム用の業界固有の施設が含まれます。

インド、ドイツ、日本、ポーランド、北米にあるこれらのセンターで、クライアントは本番環境に拡張する前に、フィジカルAIのソリューションを設計、シミュレーション、テスト、運用展開することができ、価値を生み出すまでの時間を加速させつつリスクを低減できます。

このエンジニアリングの深さは、AWS、NVIDIA、オムロン、Siemens、Critical Manufacturing、Microsoftなどのクラウド、シリコン、産業オートメーション、ソフトウェアプラットフォームにわたる戦略パートナーで構成されたエコシステムによって強化されます。

それぞれのケースで、コグニザントはフィジカルAIスタックのインテグレータおよびオーケストレータの役割を果たし、クラウドインフラストラクチャ、エッジコンピューティング、シリコン、産業制御、データプラットフォームを、まとまりある業界固有のソリューションに整合させます。コグニザントのプラットフォーム、アクセラレータ、実証済みのデリバリーモデルとともに、これらのパートナーシップが、AIのプロトタイプ作成だけでなく、産業化を支援します。エッジでのデプロイメントとリアルタイムの意思決定から世界的なロールアウトと継続的な最適化まで、あらゆるものをサポートします。

エンジニアリングの厳格さ、AIのイノベーション、エンドツーエンドのスタックオーケストレーションを組み合わせることで、コグニザントはフィジカルAIを概念から測定可能かつ拡張可能な影響へと変換し、企業が高度なだけでなく、運用面で実現可能なインテリジェントシステムを構築できるようサポートします。

参考資料

1. [Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2026](#)
2. [AI gets physical: Innovation meets opportunity](#)
3. [The Risks of Ignoring AI Debt](#)
4. [Gartner Says CISOs Need to Champion AI TRiSM to Improve AI Results](#)

フィジカルAIをインサイトから 実行に移しましょう

AI の試験的な運用から前進しようとしている場合でも、インテリジェンスを物理システムに組み入れようとしている場合でも、リアルタイムの AI を運用全体に拡張しようとしている場合でも、弊社の担当者が戦略からデプロイメントまでサポートいたします。

詳細については、以下までお問い合わせください。

Deepika Patel | コグニザント、グローバルマーケティングリード
deepika.patel@cognizant.com

フォローして一歩
先を行きましょう





コグニザント（NASDAQ-100：CTSH）は近代的なビジネスを設計しています。クライアントが、急速に変化する世界で一歩先を歩み続けられるように、各社のテクノロジーの最新化、プロセスの再構築、体験の変革をサポートします。私たちはクライアントとともに、日常生活を向上させています。その方法について、www.cognizant.com でご覧いただくか、@Cognizant をフォローしてお確かめください。

グローバル本社

300 Frank W. Burr Blvd.
Suite 36, 6th Floor
Teaneck, NJ 07666 USA
電話: +1 201 801 0233

ヨーロッパ

280 Bishopsgate
London
EC2M 4AG
England
電話: +44 (01) 020 7297 7600

インド

Siruseri-Software Technology Park of India (STPI)
SDB Block—Ground Floor North Wing
Plot No H4, SIPCOT IT Park
Chengalpattu District
Chennai 603103, Tamil Nadu
電話: 1800 208 6999

APAC

1 Fusionopolis Link,
Level 5 NEXUS@One-North,
North Tower Singapore 138542
電話: + 65 6812 4000

© Copyright 2025–2027, Cognizant. All rights reserved. 本書のいかなる部分も、書面によるコグニザントの明示的な許可なしに、電子的、機械的、コピー、録画またはその他のいかなる形式または方法によっても複製、情報検索システムへの保存、伝送を行ってはいけません。本書に含まれる情報は予告なく変更される場合があります。本書に記載されているその他の商標はすべて、各所有者に所有権があります。