

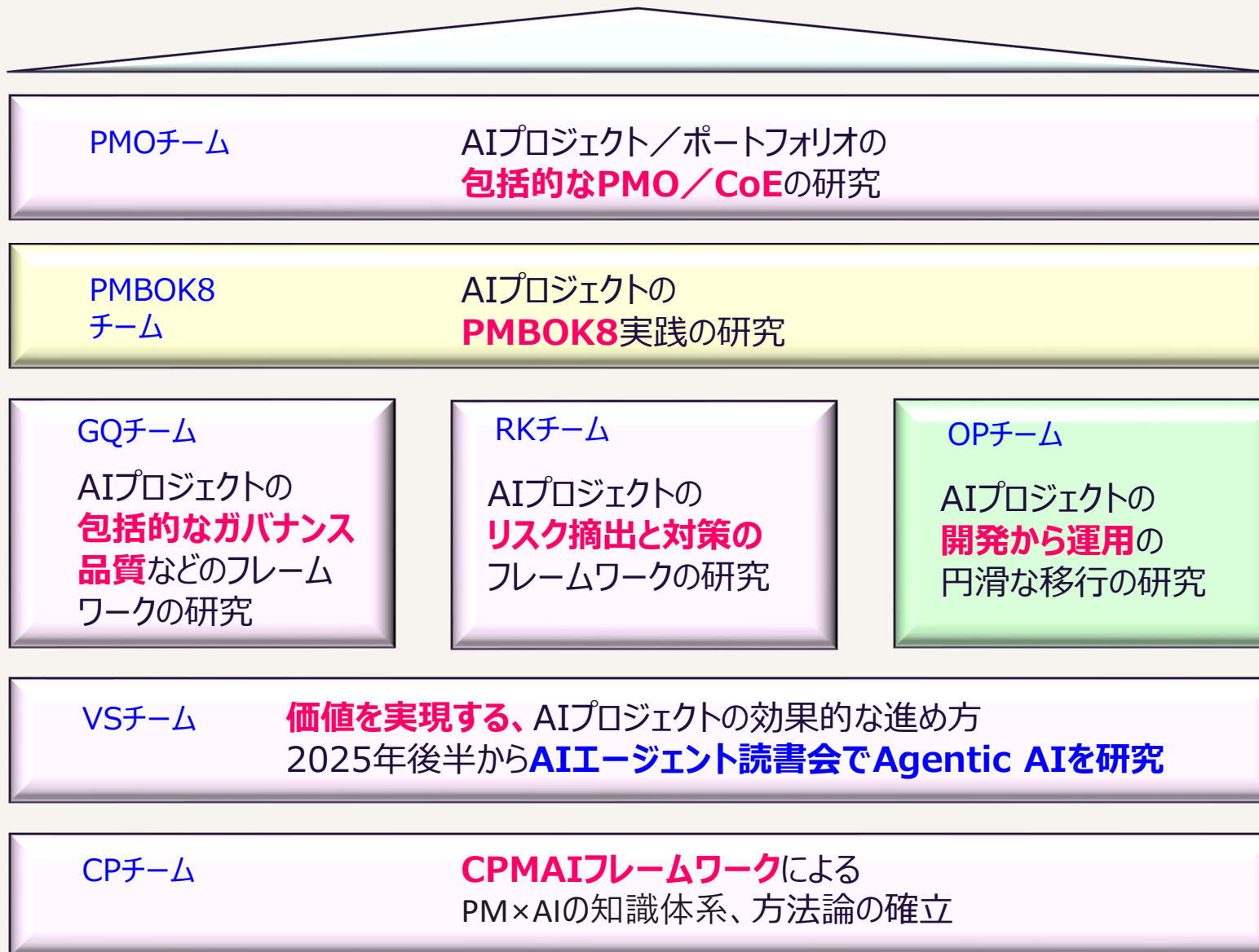
2026/01/17

AI@Work 2026 Kickoff

PM4AI WG1 2026年の活動方針と 検討課題

小林 功 | PM4AI WG1リーダー

2026年 PM4AI WG1の活動のチーム構成



凡例：



：継続
(D0⇒VS
D4⇒GQチーム)

VS : Value and Success
GQ : Governance and Quality



：新規

※D3チームからリニューアル
Risk(RK)チームとして新スタート



：新規

※OPチームは2025年後半に
立上げを予定したが、未完
2026年に再チャレンジ

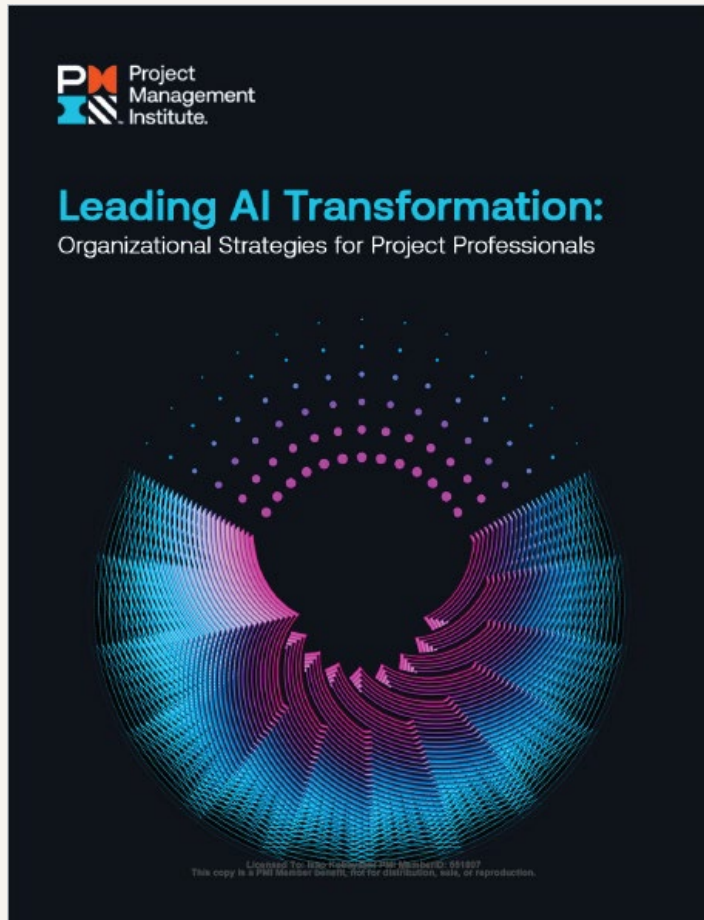
OP : Operation

AI導入におけるPMOの役割を考える

- 2026年に検討したいこと -

PMO

Leading AI Transformation



本レポートの要約：

AI導入は技術選択ではなく競争力を再定義する戦略的変革である。
成功にはPMO、プロジェクト専門家、TMOの三者連携が不可欠となる。

- TMOは全社AI戦略と文化変革を主導し、方向性を統一する。
- PMOはガバナンス、標準化、リスク管理を通じて実行を統括する。
- プロジェクト専門家は戦略と現場を結び、価値創出を担う。

AI導入の課題はデータ、組織・人材、技術・ビジネスの三領域に分類される。
三者連携はこれら複合課題に対し実践的な解決策を提供する。

TMOのロードマップは組織抵抗を抑え変革を加速する。
PMOの統制はデータ品質やセキュリティ課題を解消する。

三位一体モデルがAIを組織のDNAへ昇華し、持続的競争優位を生む。

※TMOはTransformation Management Office（トランスフォーメーション・マネジメント・オフィス）の略で、組織変革を全社的に推進するための専門組織を指します。

AI導入における主要な課題領域

PMO



データ関連の課題 (Data-Related Challenges)

- データ品質
- データガバナンス
- データ統合
- データのバイアスと倫理



組織・人的要因 (Organizational & Human Factors)

- 専門知識の不足
- 変化への抵抗
- AIシステムの透明性
- トレーニングとスキルアップ



技術・戦略的課題 (Technological & Strategic Issues)

- 既存システムとの統合
- モデルの複雑性
- ROIの測定
- AI戦略の策定

「経営者の63%が、スキル不足をAI技術導入の主要な障壁として挙げている。」

課題を克服するPMO：プロアクティブな解決策

PMO

データ品質とガバナンス (Data Quality & Governance)

課題:

不正確でアクセスしにくいデータはAIの価値を損なう。



PMOの役割:

全AIプロジェクトにわたるデータガバナンスポリシーと基準を確立・施行し、データ品質、セキュリティ、コンプライアンスを維持する。

変化への抵抗とスキル不足 (Resistance to Change & Skill Gaps)

課題:

従業員は新しいAIシステムやプロセスへの適応に苦勞する可能性がある。



PMOの役割:

AIプロジェクトフレームワークにチェンジマネジメントを統合し、全ポートフォリオにわたるトレーニング戦略を策定・実行する。

既存システムとの統合 (Integration with Existing Systems)

課題:

AIツールとレガシーインフラのシームレスな連携は複雑である。



PMOの役割:

統合が計画・統制され、プロジェクトポートフォリオと整合していることを確認する。統合のタイムラインとリソース配分を監督する。

成功の再定義：コスト削減を超えたAIの真の価値を測る

PMO

「多くの組織が犯す間違いは、AIのコスト削減効果のみに焦点を当てることだ。これは短期的な思考であり、重要な局面で組織を後退させる可能性がある。」

従来の指標 (Traditional Metrics)



コスト削減 (Cost Reduction)

戦略的指標 (Strategic Metrics)



従業員エンゲージメント (Employee Engagement - ENPS)



AI利用率 (AI Utilization Rate)



顧客満足度 (Customer Satisfaction - CSAT)



プロセスの効率性 (Process Efficiency)



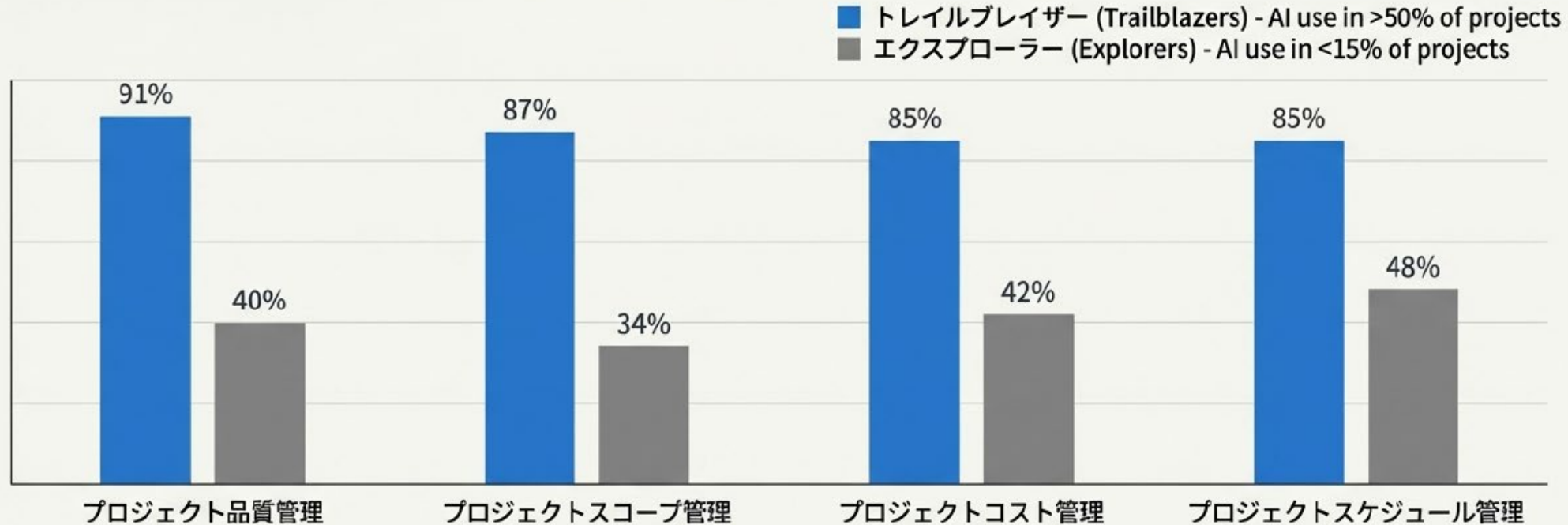
イノベーション (Innovation)

AI成功の尺度は、従業員と顧客双方のために組織をどう強化したかに焦点を当てるべきである。

AI先行者は圧倒的な成果を出す： AIに対応したPMOを具備した組織

PMO

AIがプロジェクトマネジメントに与えるプラスの影響 (% who report a significant positive impact)



AIをプロジェクト業務の50%以上で活用する「トレイルブレイザー」は、活用率が15%未満の「エクスプローラー」と比較して、プロジェクト成果において著しく優れた結果を報告している。

※ Trailblazers（先駆者：トレイルブレイザー）：プロジェクト業務の50%以上でAIを使用している組織と定義されています。「早期採用者（early adopters）」として位置付けられる

※ Explorers（エクスプローラー）：プロジェクトにおけるAIの使用率が15%未満の組織を指します。※ 「後期採用者（late adopters）」とみなされている

AI品質マネジメントの新潮流：なぜ今、リスクベースのアプローチが不可欠なのか

GQ

INTRODUCTION:

AIの普及が加速し、医療や介護といった重要分野での活用が広がる一方、その品質保証は新たな課題に直面しています。従来の品質管理手法は、AI特有の不確実性に対応しきれません。

KEY CONCEPTS: 従来の開発とAI開発の根本的な違い

従来のシステム開発（演繹的アプローチ）

要求ベースの確定的な開発

明確な要求仕様に基づき、計画→設計→実装→テストという確定的なプロセスで品質を保証。

計画 → 要求 → 設計 → 実装 → テスト → 運用

AIシステム開発（帰納的アプローチ）

データ主導の確率的な開発

データからモデルが学習し、確率的に振る舞うため、品質目標も繰り返しの中で固まります。MLOpsの考え方が重要となります。



EXTERNAL ENVIRONMENT CHANGES: 高まるガバナンスへの要求

国内外でAIのリスクに対応するためのルール作りが加速しており、ガバナンスとリスクマネジメントの仕組み構築が事業継続に必須となっています。



- ・欧州（EU）AI法: 2024年8月発効。リスクレベルに応じた厳格な規制。違反時には高額の罰金（最大3500万ユーロまたは売上の7%）。



- ・日本のAI事業者ガイドライン: 2024年発行。「人間中心」を基本理念とし、10の原則（安全性、公平性、プライバシー保護など）を提示。

PURPOSE OF THIS DOCUMENT: 3つの問いに答える

このサマリーは、AIプロジェクトを成功に導くための、以下の3つの重要な問いに明確な答えを提供します。

1. Q1. AIプロジェクトにおいて、注目すべき品質特性とリスクは何か？
2. Q2. AIプロジェクトにおいて、リスクアセスメントはどのように行えばよいのか？
3. Q3. AIプロジェクトにおいて、リスク対応案と検討事項は何か？

AIリスクの特定と評価：信頼性を確保する統一フレームワーク

GQ

このスライドでは、Q1「注目すべき品質特性」とQ2「リスクアセスメントの方法」に答えます。
様々な国際規格（ISO, NIST）と日本のガイドラインを統合し、実用的なアプローチを提示します。

AI事業者ガイドラインに基づく「信頼できるAI」の構成要素

国際的な標準（NIST AI RMF, ISO/IEC 23894など）で議論されている品質特性は、日本の「AI事業者ガイドライン」が示す原則とほぼ一致しています。これらの原則が、リスクを評価する際の基本的な「観点」となります。



リスクベースアプローチによる体系的な評価プロセス

プロジェクトの初期段階で、AI事業者ガイドラインのワークシート等を活用し、体系的なリスクアセスメントを実施します。これにより、抽象的な原則を具体的な品質目標へと落とし込みます。



実践：介護用カメラから導き出す、具体的な品質目標

GQ

本スライドの目的: Q3「リスク対応案と検討事項」に答えるため、仮想プロジェクトにフレームワークを適用した結果を示します。



ケーススタディ概要: 介護利用者のためのAIカメラシステム

ミッション: AIカメラで高齢者の歩行訓練時の動作を解析し、認知症の進行度判断を補助。データを厚労省「LIFEシステム」と連携させ、介護士の負担軽減と科学的介護の実現を目指す。

ステークホルダー: 介護サービス利用者、介護士、介護事業者、AIシステム開発・提供者。

1. 公平性 (Fairness)

特定されたリスク:

- ⚠ 利用者の属性（性別、身長、体格など）による予測精度の偏り。
- ⚠ 特定の障害や歩行器具の使用により、学習データが不足しバイアスが生じる可能性。

具体的な対応策（品質目標）:

- ✓ [Actionable Goal] 学習データ内の属性（年齢、性別等）の偏りを評価し、代表性の高いデータセットを構築する。
- ✓ [Actionable Goal] モデルの重要特徴量をレビューし、特定の属性に過度に依存していないか検証する。
- ✓ [Actionable Goal] 対応が困難なバイアス（例：珍しい障害）については、AI利用者（介護士）に情報共有し、人間による監視・判断プロセスを定義する。

2. プライバシー保護 (Privacy)

特定されたリスク:

- ⚠ 学習用の画像・動画データに、個人を特定できる情報が含まれる可能性。
- ⚠ 開発・運用環境におけるデータへの不適切なアクセス。

具体的な対応策（品質目標）:

- ✓ [Actionable Goal] プライバシー・バイ・デザインを導入し、学習データから個人を特定する情報（顔など）を匿名化・削除する。
- ✓ [Actionable Goal] データのアノテーション（タグ付け）に関するルールを策定し、個人情報を含めない運用を徹底する。
- ✓ [Actionable Goal] 開発環境へのアクセス権限を最小化し、データの保存・管理ポリシーを厳格に定める。

3. 透明性 (Transparency)

特定されたリスク:

- ⚠ AIが特定の介護メニューを提案した根拠が不明瞭で、介護士が判断に利用できない。
- ⚠ モデルの更新により、出力品質が変動し、現場が混乱する可能性。

具体的な対応策（品質目標）:

- ✓ [Actionable Goal] モデルの仕様、学習データ、性能評価の結果を文書化し（モデルカード等）、再現性を確保する。
- ✓ [Actionable Goal] システムの動作ログを記録し、出力品質を継続的にモニタリングする仕組みを構築する。
- ✓ [Actionable Goal] ステークホルダー（特に介護士）に対し、AIの能力の限界とリスク、更新内容について定期的に説明する機会を設ける。

結論 (Ultimate Takeaway):

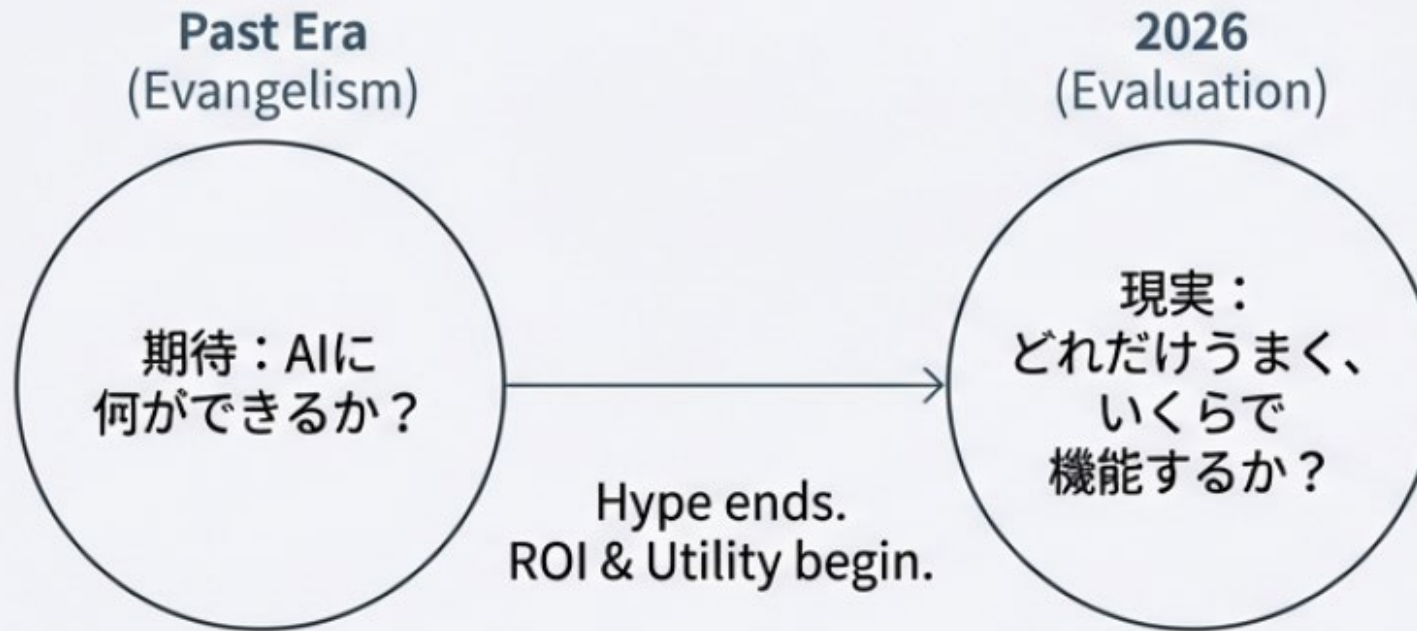
メッセージ: この体系的なリスクベースのアプローチは、AIプロジェクトの初期段階で「品質」を具体化し、抽象的な原則を測定可能で実行可能な目標に変えるための強力なツールです。これにより、信頼性の高いAIシステムを構築し、プロジェクトの成功確率を高めることができます。

2026年の転換点：AIは「伝道」から「評価」の時代へ

リスク

The Shift: Evangelism to Evaluation (Stanford HAI, Dec 2025)

The Stanford Prediction



スタンフォード大学HAI研究所の予測：誇大広告（Hype）が終わり、実用性とROI（費用対効果）の厳密な評価が始まる年となる。

THE REAL RISK: 中田孝一の提言

AIのリスクとは何か？

モデルの幻覚やバイアスだけではない。
「AIプロジェクトの失敗」こそが最大のリスクである。



危機：AI失敗プロジェクトの続出

実行への処方箋：人的要因の排除と統合ガバナンス、そして物理AIへの対応へ

リスク

The Execution Playbook: Governance, Ethics, and Future Tech

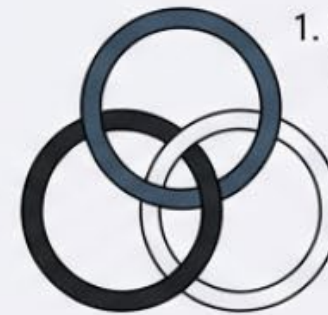
ROOT CAUSE (The Human Factor)



- ・学習データ品質の軽視 (GIGO: Garbage In, Garbage Out)
- ・不明確な目標設定と、経営層・技術層のギャップ
- ・GO/No-GO判断の無視 (「なんでもAI」という思考停止)
- ・組織的な抵抗

AI失敗の真因は、技術ではなく「人間」にある。

SOLUTION STACK (The Trinity)



1. ISO/IEC 42001
(AI Management System)
2. CPM AI
(Cognitive Project Management)
3. MIT Risk Repository

必須の知識体系：これら
3つの統合フレームワークが
プロジェクトを保護する。

ETHICAL MANDATE (PMBOK 8)



「透明性 (Transparency)」と「説明可能性 (Explainability)」は
推奨事項ではなく、プロジェクトの要件である。

リスク警告：説明できない意思決定は、信頼性・説明責任・倫理
性を損なう。

THE FUTURE (2026 Roadmap)



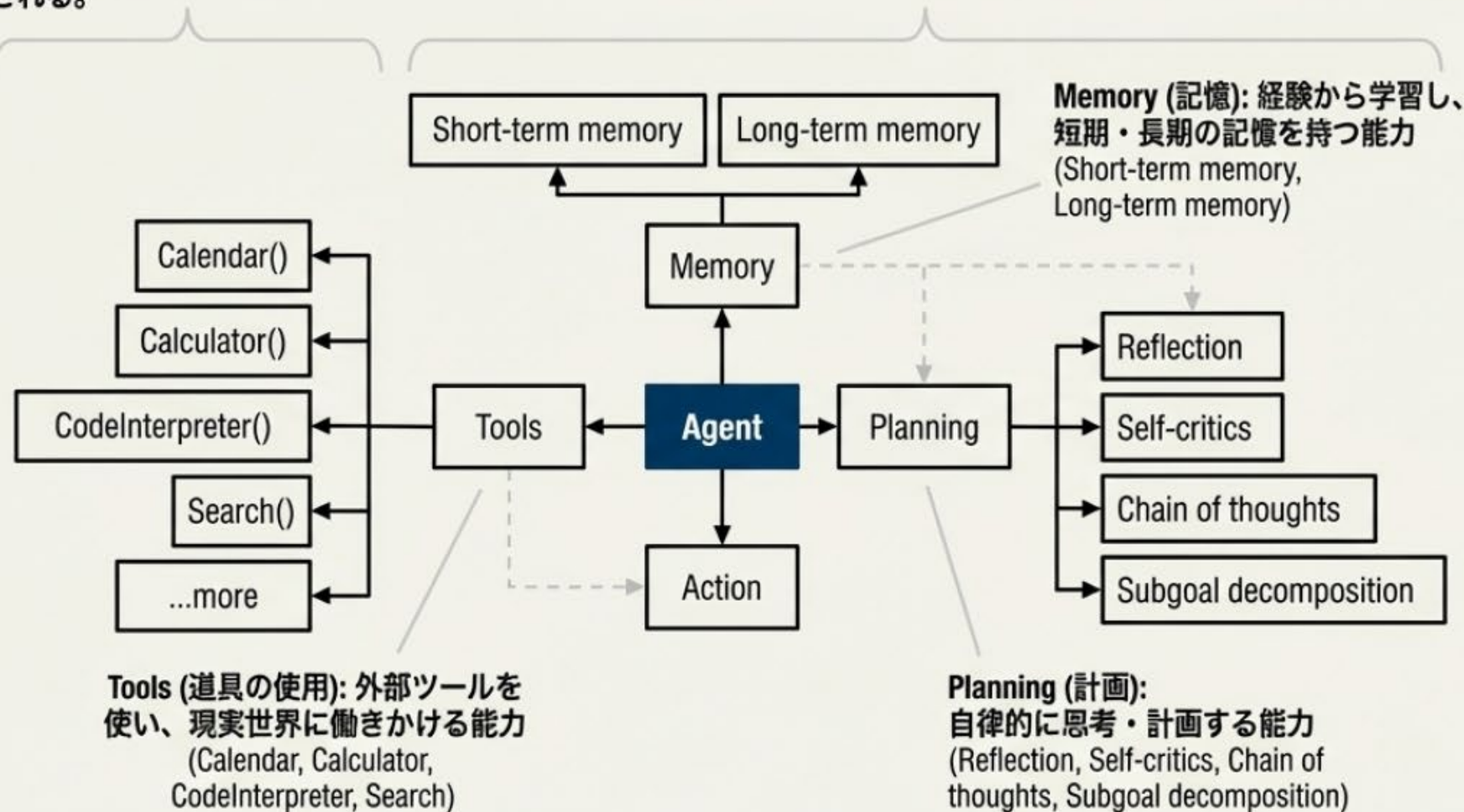
2026年：フィジカルAI（ヒューマノイド）の実用化

AIエージェントの自律性：「Chat」の対象から「協働者」へ

VS / AIエージェント

従来のAI: 「脳 (LLM)」単体。
人間との対話的なタスクに限定
される。

Agentic AI: 「脳」に3つのモジュールが結合されたシステム。



単なる「ツール」から、
自律的な「協働者」へ

この自律性により、AIは単なる対話の相手ではなく、オフラインでタスクを委任できる「部下」や「同僚」へと変化する。人間は並行して別タスクを進められ、AIとの「協働」でプロジェクトを遂行する時代が到来する。

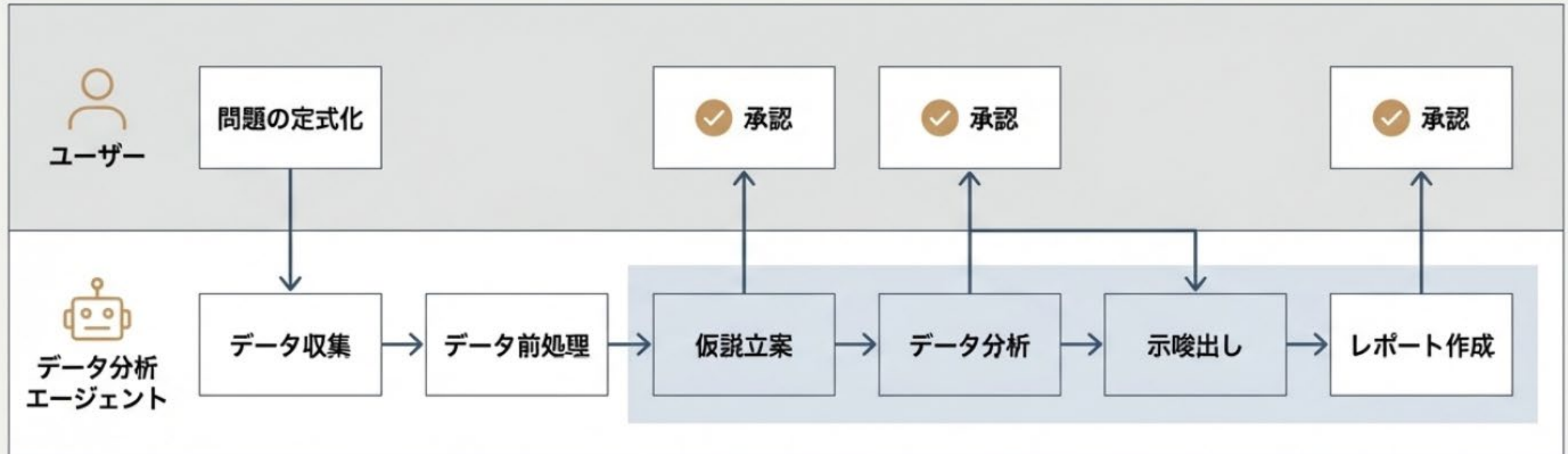
Challenge:

しかし、この自律性と、複数のAIが連携する複雑性が、新たなプロジェクトマネジメントのリスクを生み出している。

実施例：データ分析エージェントとの協働プロセス

VS / AIエージェント

AIエージェントによるデータ分析では、生成AIの高いコード生成能力を活用し、コード生成・実行・レビューを繰り返すことで、ユーザーが求める示唆を提供します。図に示すように、仮説立案からレポート生成までをAIエージェントが担当します。



データ分析エージェントは仮説立案からレポート作成までを担当するため、ユーザーの役割は「実行者」から、エージェントの提案を「承認者」へと変化します。

AIのでこぼこな能力境界線 (Jagged Frontier)

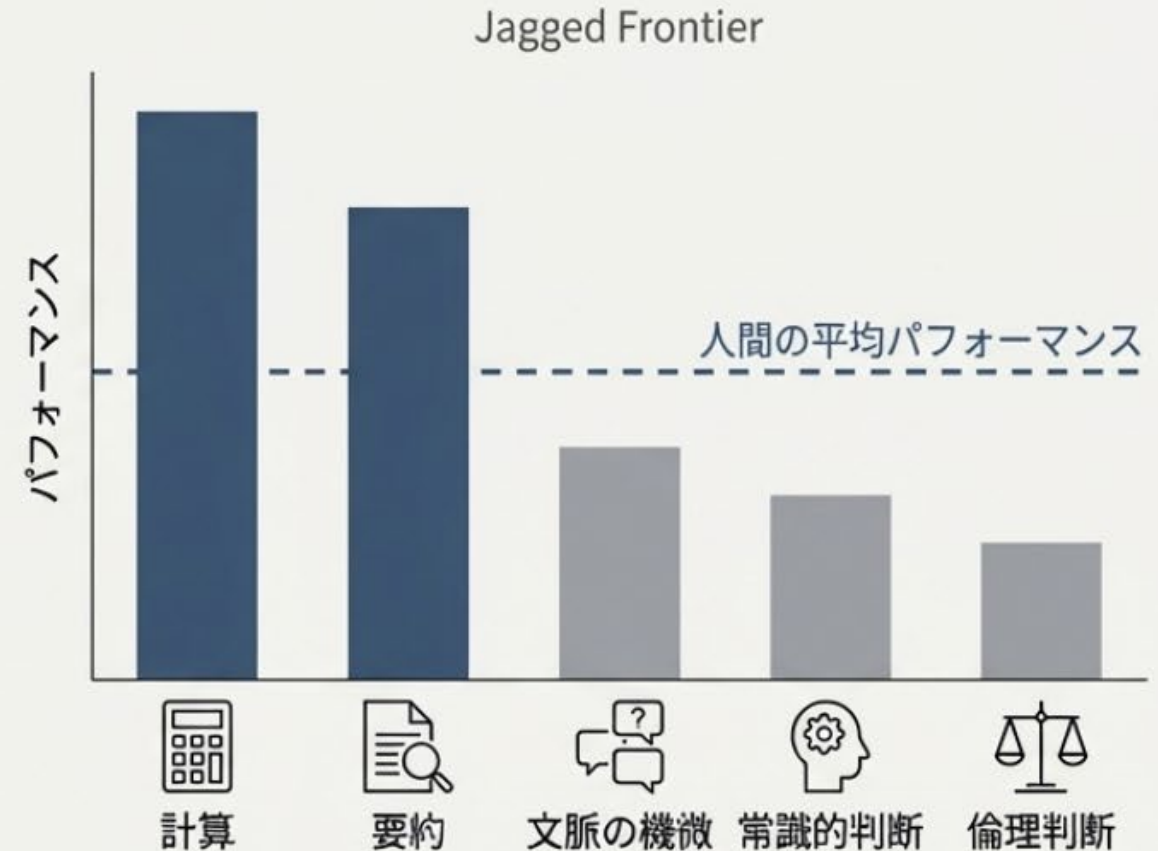
VS / AIエージェント

AIの強み (Superhuman)

- 膨大なパターン認識
- 多言語処理、高速推論

AIの弱点 (Subhuman)

- 常識の欠如: 人間なら避ける「不自然な誤り」
- 幻覚 (Hallucination): 根拠の無い情報を生成
- バイアスの継承: 学習データに含まれる差別・偏見を増幅



AIは「人間より賢い」のではなく「人間とは異なるロジックで動く」：過信は禁物

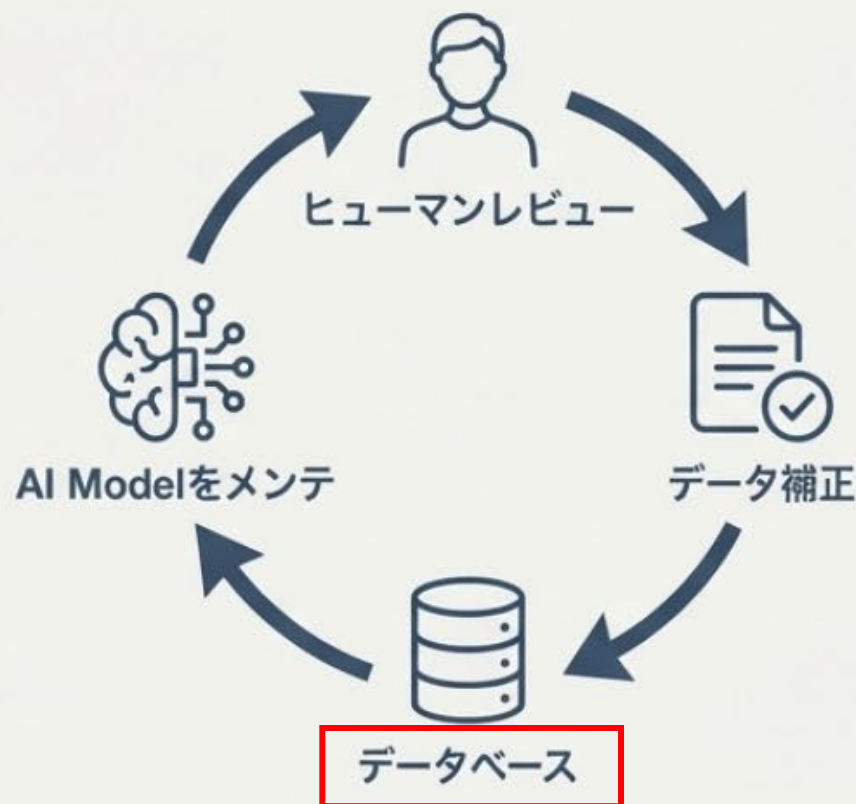
AIと人間の能力の非対称性を意識することは、AIに対する過剰な期待を抑え、開発失敗を回避するために重要です。

※ この図は、AgenticなAIシステムに限らず、一般的なAIシステムで共通の課題です。

Dell'Acqua, F., McDermott, E., Mollick, E. R., et al. (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. *Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 24-013*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4573321>

HITL：自己進化するAIシステムを『育てる』

VS / AIエージェント



ループがもたらす価値

- 人間の修正は単なる修正ではなく、AIにとって最も価値のある「**教師データ**」となる。
- AIは専門家の判断を学習し、人間の介在が必要なケースを段階的に減らしていく。
- このループによりマニュアル化できない**暗黙知**もシステムに蓄積され、**組織固有の競争優位性**になる。

HITL (Human-in-the-Loop) とは

人間がAIシステムの意思決定や監督に積極的に関与する仕組み。AIの精度・安全性を高め、倫理的判断や説明責任を担保するために不可欠な概念です。「人間が修正したデータを再学習にまわす」サイクル (Active Learning) がAgentic AIの構築においても重要になります。

※ この図は、AgenticなAIシステムに限らず、一般的なAIシステムで共通で有効な施策です。Agentic AIでは『データベース』に相当する部分が、長期、短期メモリ、Config（ルーティング）など多様化するので、HITLをどのように廻すかも新たな課題になります。