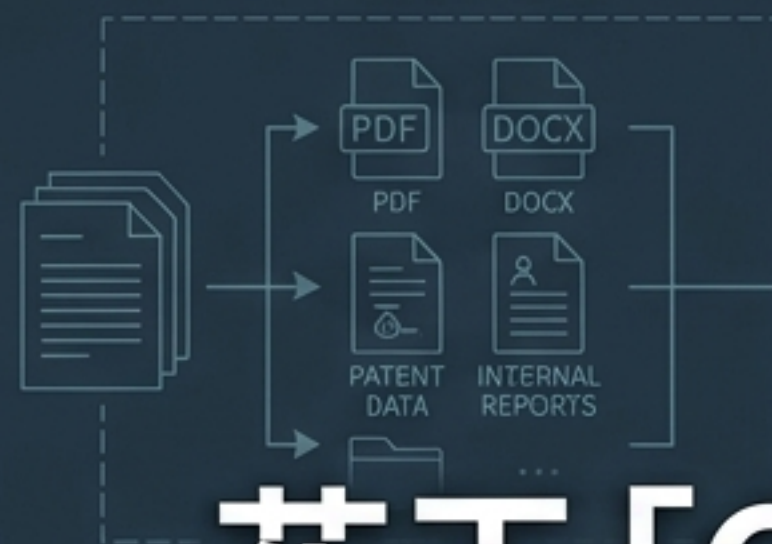
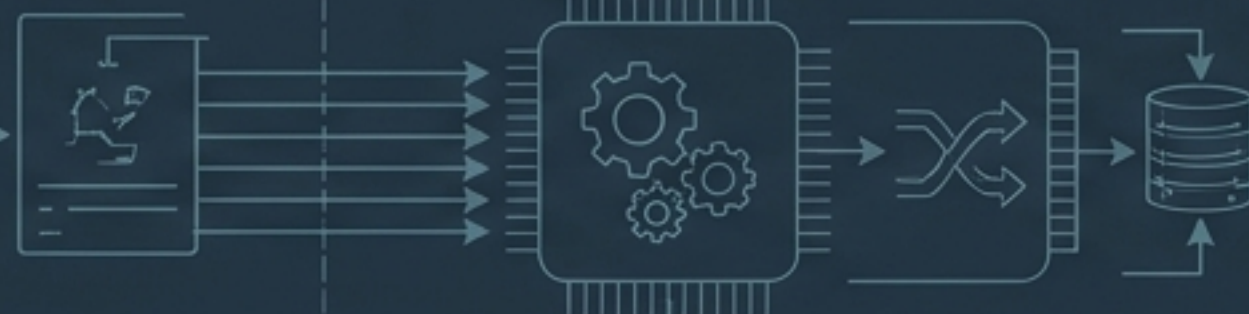


RAW DOCUMENTS



DATA TRANSFORMATION ENGINE



経営層・CTO・R&D責任者向け
深掘り調査レポート（2026年10月版）

花王「ChatSense」導入事例に学ぶ、 R&D生成AIの戦略的解剖

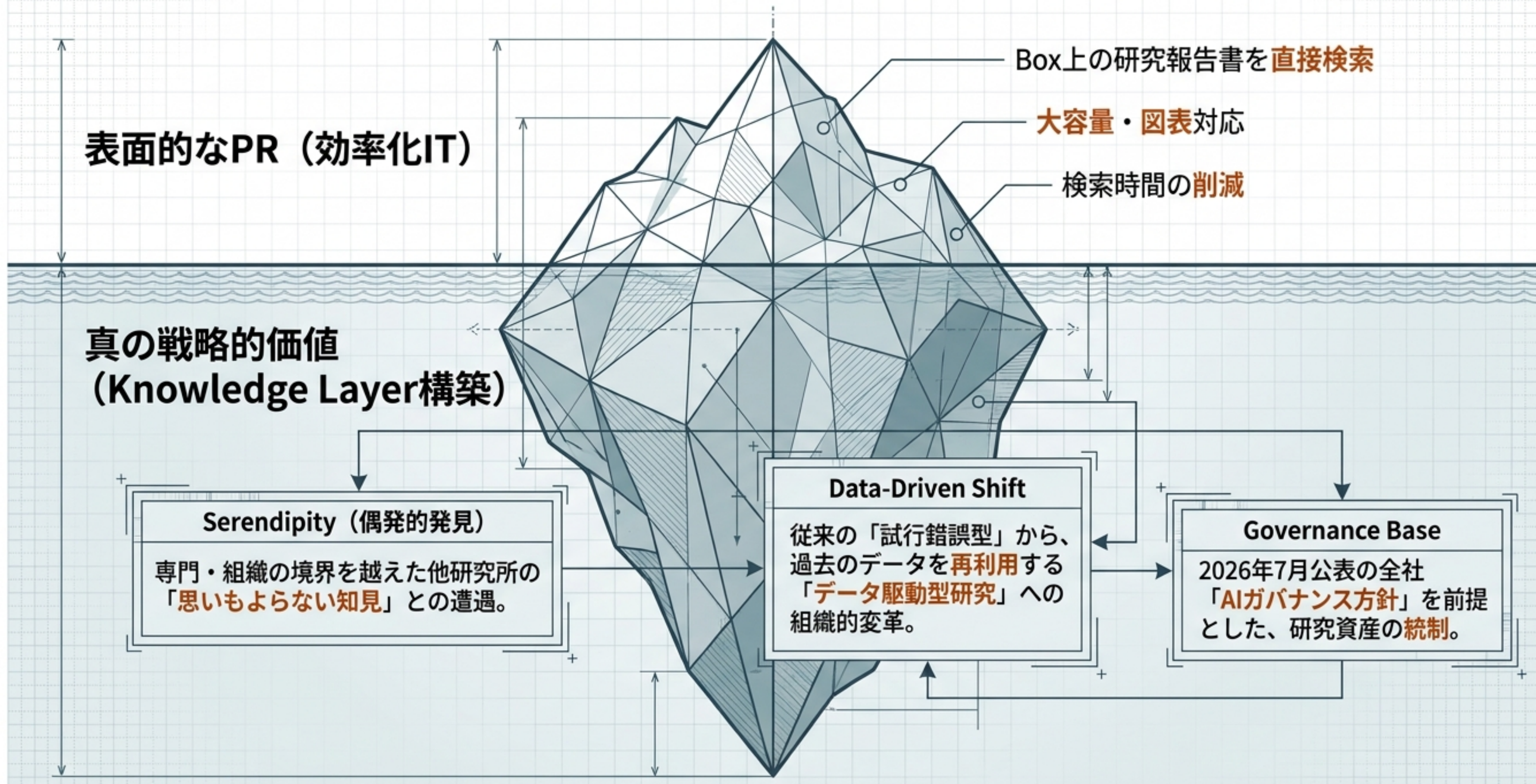
文書検索から「研究エージェント」へ至るナレッジ基盤構築の青写真

ENTITY
EXTRACTION

RELATIONSHIP
MAPPING

SEMANTIC
INDEXING





本質は「検索の高速化」ではなく、数十年の研究資産を再利用可能な「知識基盤 (Knowledge Base)」へ変換したことにある。

✓ 確認済みの事実



DATA SOURCE:
**Box上の研究報告書
(SaaS型 ChatSenseを使用)**



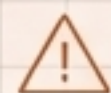
SCOPE:
2025年、研究開発部門全体へ展開



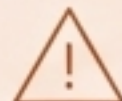
CAPABILITIES:
画像・表・グラフを含む大容量文書への対応



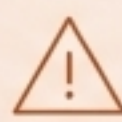
QUALITATIVE IMPACT:
異動者の立ち上がり支援、新研究テーマの提案



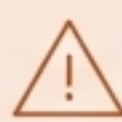
未公開の重要検証項目



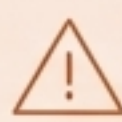
PERFORMANCE:
**検索精度 (Recall@K) 、
回答の正確性 (Faithfulness)**



ARCHITECTURE:
**採用LLMモデル、Embeddingモデル、
Vector DBの種類**

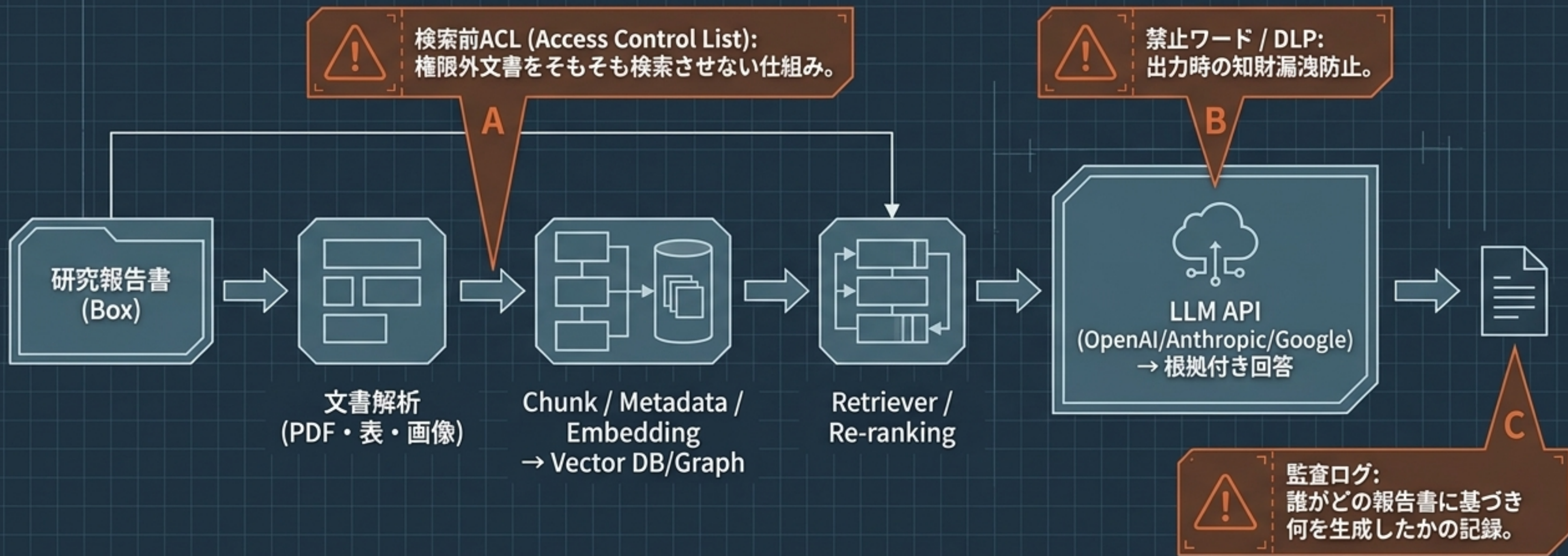


GOVERNANCE:
**Boxのアクセス権 (ACL) 同期方式、
データの保持期間**



FINANCIALS:
実際のROI、花王のカスタマイズ契約金額

**定性的な成功は確認できるが、技術的・経済的な再現性を担保するデータは公開されていない。
自社導入時はこれら「未公開項目」の要件定義が必須となる。**



ChatSenseは「権限維持検索」を掲げるが、R&D機密を守るためには「検索後フィルタ」ではなく「検索前ACL適用」が絶対条件となる。

Level 1: Document Search (文書検索の横断)

既存のPDFや社内ポータルを
自然言語で検索。
検索時間の短縮。

Players tag

花王 (ChatSense),
AGC (ChatAGC + RAG)

Level 2: Curated Knowledge (精製された知識基盤)

過去数十年のR&D文書を
クレンジングし、Azure等で
独自の検索エコシステムを
構築。人間が回答を検証。

Level 3: Lab-in-the-Loop Agent (自律型研究エージェント)

文書だけでなく、実験生データ、
分析コード、プロベナンスを統合。
AIがワークフローを代行。

Players tag

Sanofi (20PB超のデータ基盤),
Genentech (PubMedから
Single Cellまで横断)

Players tag

Almirall (40万文書/50年分),
Amgen (約6週間でCopilot Agent構築)

花王の事例はLevel 1の成功例。世界の製薬トップランナー
はすでにLevel 3「エージェント型」へ移行している。

Heatmap Scorecard

	花王	AGC	Genentech	Almirall	Amgen	Sanofi
研究データ探索への近さ	●●●	●●	●●●	●●●	●●●	●●●
技術スタック開示	●	●	●●●	●●●	●●	●●●
データ/権限ガバナンス開示	●	●●	●●	●	●	●●●
プロベナンス・再現性設計	●	●	●●	●●	●	●●●

Almirall（Azure活用で80%の精度報告）が花王の最も近いベンチマーク。一方、SanofiはPDF検索を超え、データ取得時点からのメタデータ付与（Provenance）で圧倒的な差をつけている。



究極の到達点。AIは単なる「報告書の検索窓」ではなく、「どのサンプルを、どの装置で測り、なぜその結論に至ったか」という因果関係（Lineage）を結びつける中核となる。

Diagnostic Table: AI RAG Failure Modes & R&D Mitigations

失敗モード	R&Dでの具体例	推奨される対策
Retrieval failure	正しい報告書があるのに検索Top-Kに入らない。	Recall@Kの独立評価、専門語辞書、ハイブリッド検索。
Lost in the Middle (長文・図表理解)	表の行列を取り違える、図の凡例を無視する。	レイアウト認識Parser、ページ単位引用、図表専用テストセット。
古い・撤回済み知識	旧処方や否定された仮説を正答として返す。	バージョン管理、Effective dateのメタデータ必須化。
ハルシネーション	存在しない組成や引用を生成する。	「根拠なし回答禁止」プロンプト、重要判断は人間が原報告書を確認。

RAGはハルシネーションをゼロにする魔法ではない。検索失敗や長文の文脈喪失（Lost in the Middle）に対する工学的な対策が不可欠である。



法務と外部環境層

法令遵守・プライバシー・知財
(特許出願前フラグ, 個人情報保護委員会
ガイドライン準拠, 著作権リスク排除)

組織とプロセス層

透明性 / 責任あるAI利用
(AI出力の最終判断者のRACI設計,
Decision Recordの保存)

データと技術層

AIセキュリティ /
情報区分管理
(Prompt Injection対策,
退職者ACLの即時同期)

花王は2026年7月に全社AIガバナンス方針を公表。
R&DでのAI活用は、単なるPoCにとどまらず、
この統制基盤 (セキュリティ、プライバシー、透明
性) の下位規程として運用される必要がある。

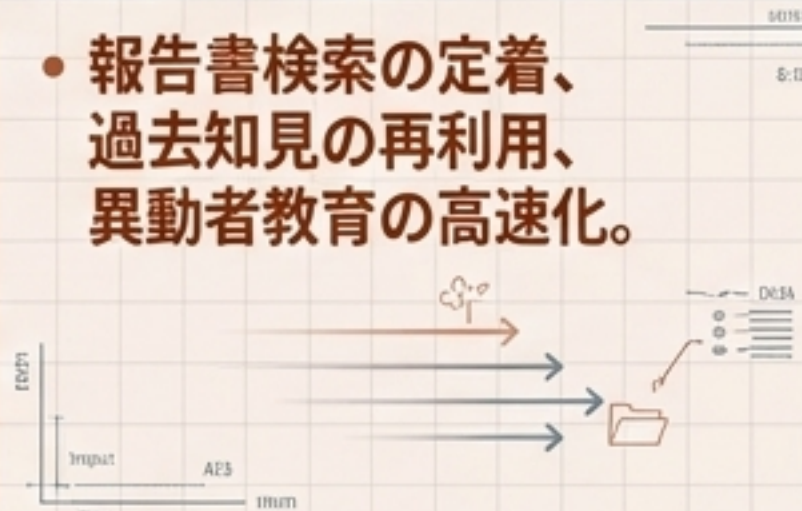
短期 (~1 Year)

中期 (~3 Years)

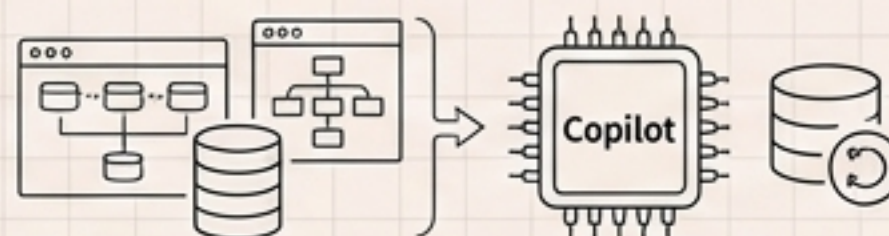
長期 (~5 Years)

Impact

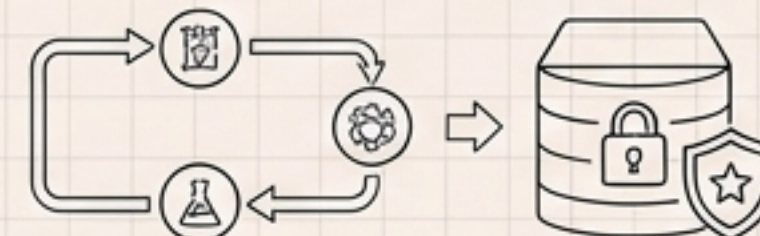
- 報告書検索の定着、過去知見の再利用、異動者教育の高速化。



- ELN/LIMS・実験DBの統合による「Research Copilot」化。失敗データの再利用。

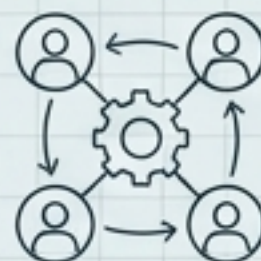


- 自動実験系と接続する Closed-loop research。独自データが排他的な競争優位へ。

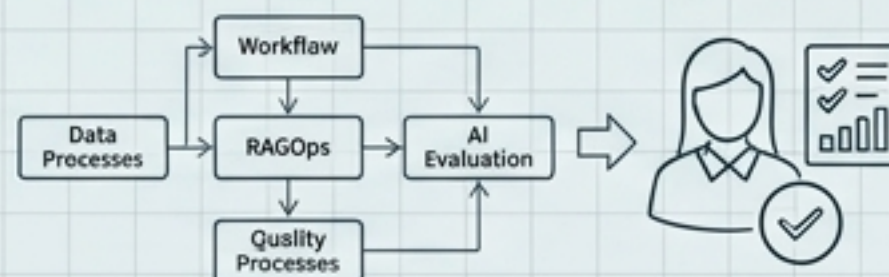


Org Changes

- 部署ごとのAI活用推進者 (Champion) の配置。



- RAGOps、Research Data Steward (知識の品質管理者) の誕生。

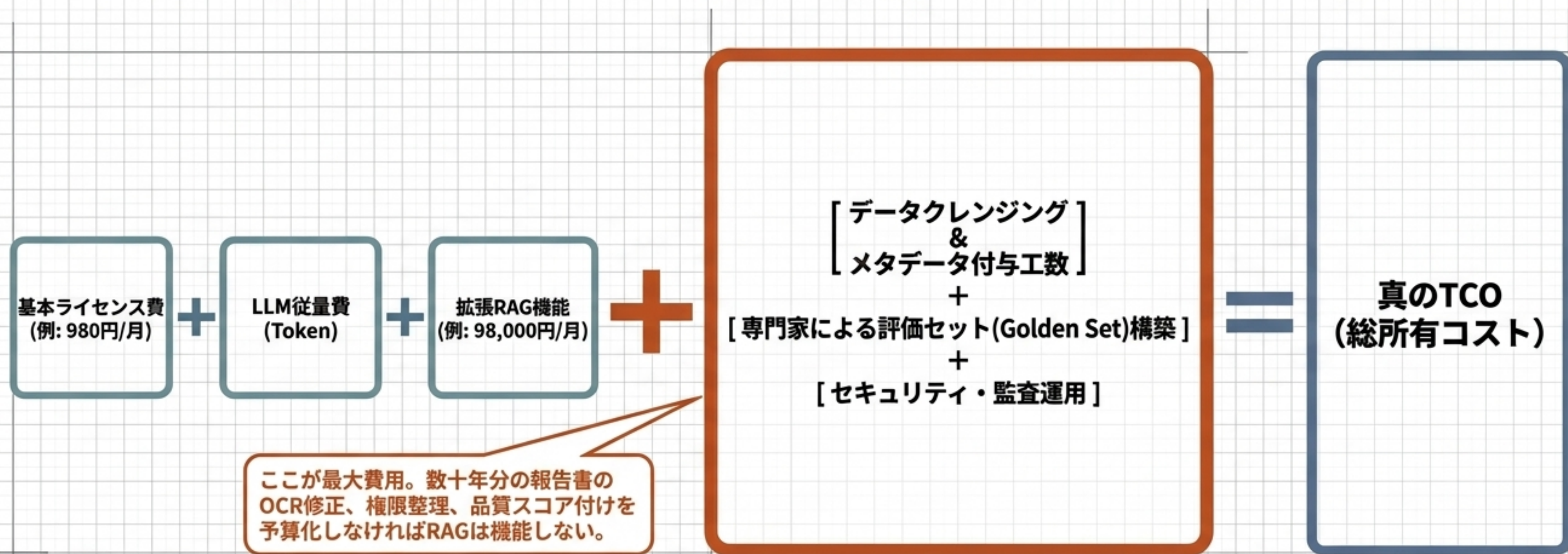


- 人間の役割が「検索」から「AIの仮説評価と意思決定」へ完全シフト。



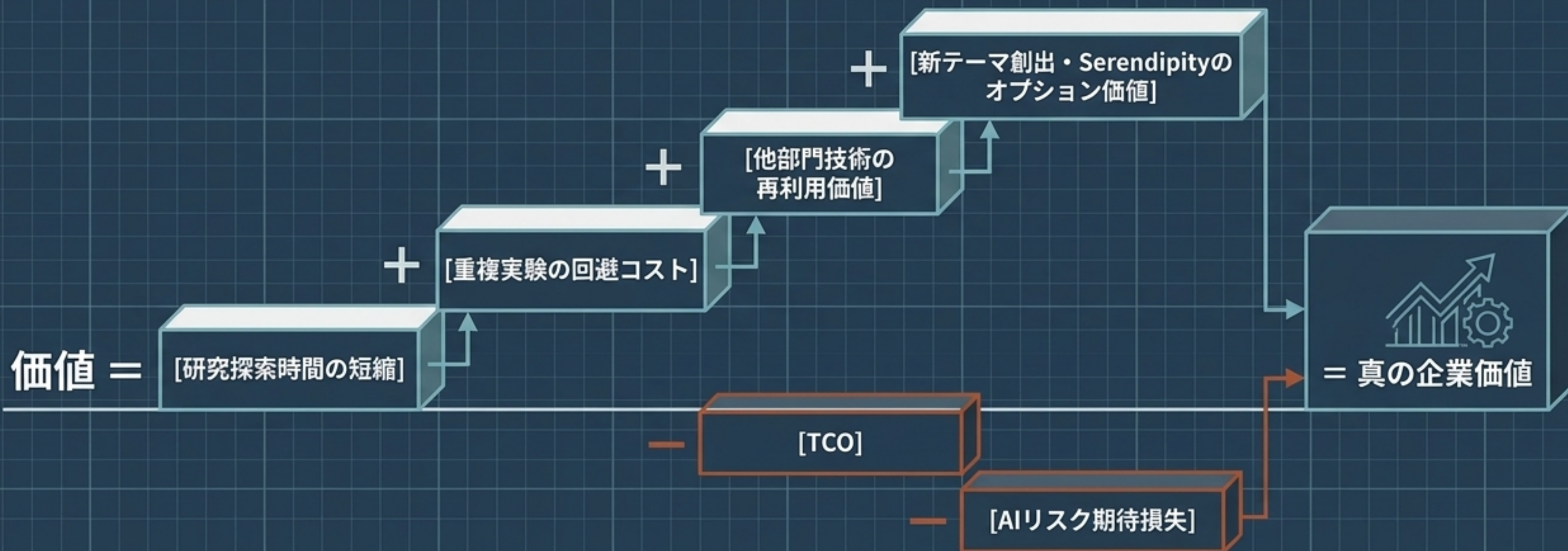
将来、研究情報部門の役割は「文書保管」から、AIが正しく理解できるデータを整える「Knowledge Engineering」へと進化する。

真のTCO（総所有コスト）の数式



公開されているSaaSの表面的なライセンス価格だけで
予算を組むと、データ整備工数でプロジェクトは頓挫する。

MAU（月間アクティブユーザー）を追ってはいけない。
真のKPIは「AIを起点に、何件の重複実験が回避され、
何件の新製品コンセプトが生まれたか」である。



導入前のGo/No-Go チェックリスト (Phase 1: データと権限)

☐	要件定義	高リスクな研究判断をAI単独に任せていないか？
☐	アクセス権 (ACL)	Box等の既存権限がAI検索時にも完全に維持されているか？
☐	データ品質	所有者不明データ、古い版、撤回された文書が正答として扱われていないか？
☐	知財・プライバシー	未出願特許や第三者のライセンス情報、個人データが技術的に遮断されているか？

【Go/No-Go Gate】

権限外文書のヒット率が厳密に「0%」であること。

導入前のGo/No-Go チェックリスト (Phase 2: 評価と運用)

【Go/No-Go Gate】

テキストQAだけでなく、
図表やグラフの解釈精度も
独立して評価しているか。

☐ 評価セット (Golden Set)	研究者自身が作成した「正解文書」「正しい回答」 「回答不能」のテストセットを持っているか？
☐ 引用と拒否	引用ページが本当に主張を支えているか？ 答えがない時にAIが「分からない」と拒否できるか？
☐ 再現性とログ	後からAIの出力を監査できるよう、モデル/プロンプ ト/インデックスのバージョンが記録されているか？
☐ Human Review	結論・安全性判断において、RACI（誰が最終責 任を負うか）が設計されているか？

経営層への3つの提言

戦略的合理性

「検索の高速化」ではなく、予期せぬ知見の発見 (Serendipity) による「分野融合」を投資の主目的に据えよ。

競争優位の源泉

「最先端のLLM」を選ぶことより、メタデータ、アクセス権、評価セット (Golden Set) といった「良質な研究データ」を企業資産化することに投資せよ。

組織の変革

AIが情報を整理する時代において、人間の役割を「情報の検索」から「仮説の評価・意思決定・責任」へ速やかにシフトさせよ。

次の競争局面はAIの導入有無ではなく、自社の研究歴史をどれだけ早く「学習可能な資産」に変換できるかにかかっている。