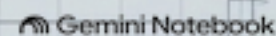


特許戦略における未公開データ活用 とAI導入の真価

Executive Intelligence Briefing



2026年の3つの重要潮流



未公開発明データの解放

クラウド型AIのセキュリティ障壁を越え、ローカル処理により「公開前の研究データ」を用いた発明届出や明細書起案が現実的な選択肢となった。



「特化」の再定義

特許公報の学習だけでは不十分。RAGによる社内情報の参照、人間との作業分割、そして厳密な文書検証機能の組み合わせが「知財特化」の条件となっている。

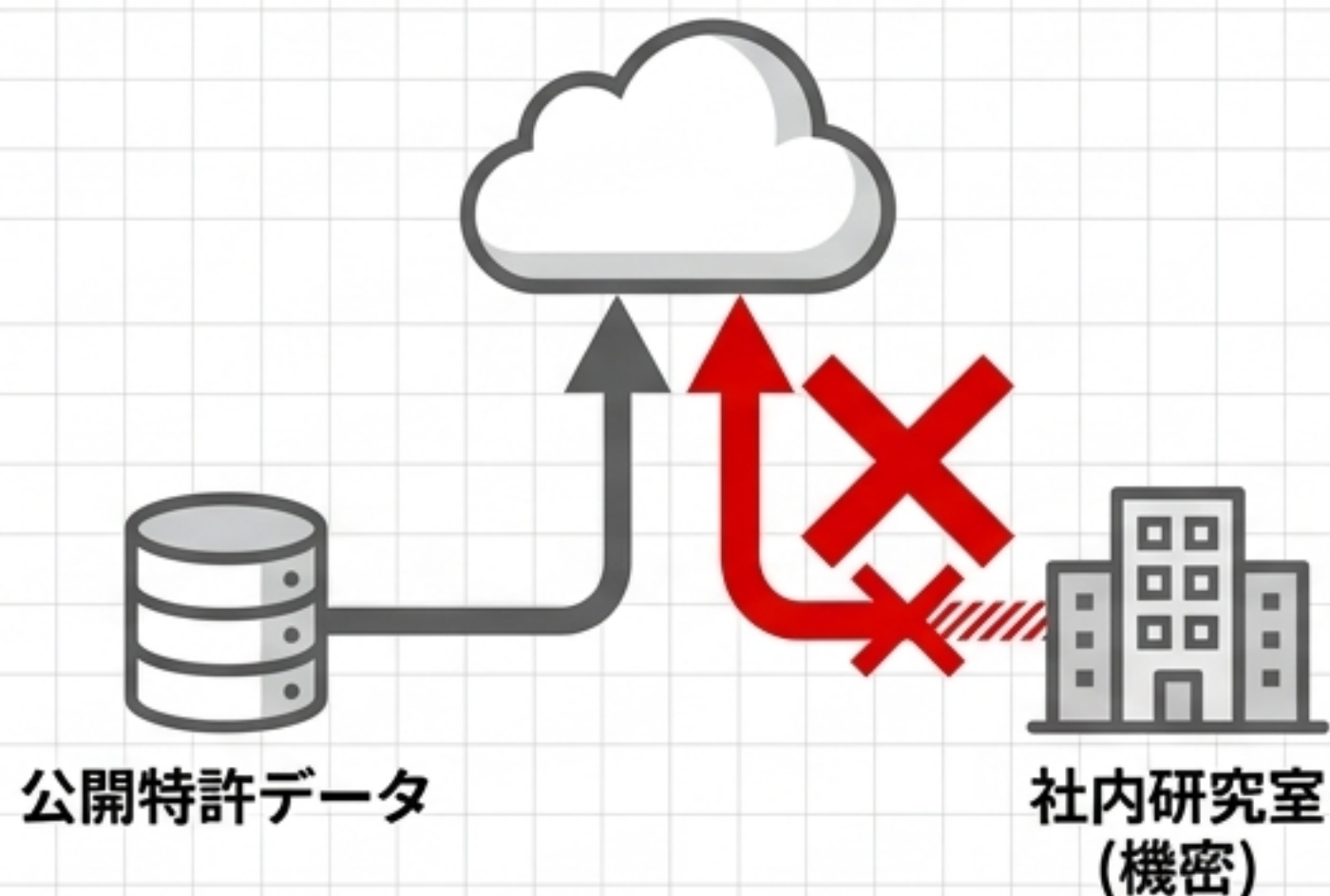


実行環境の細分化

「ローカル」の定義が多様化。スタンドアロンPC、専用ハードウェア、企業内オンプレミスという全く異なるIT導入要件を持つ3つの提供形態が具体化している。

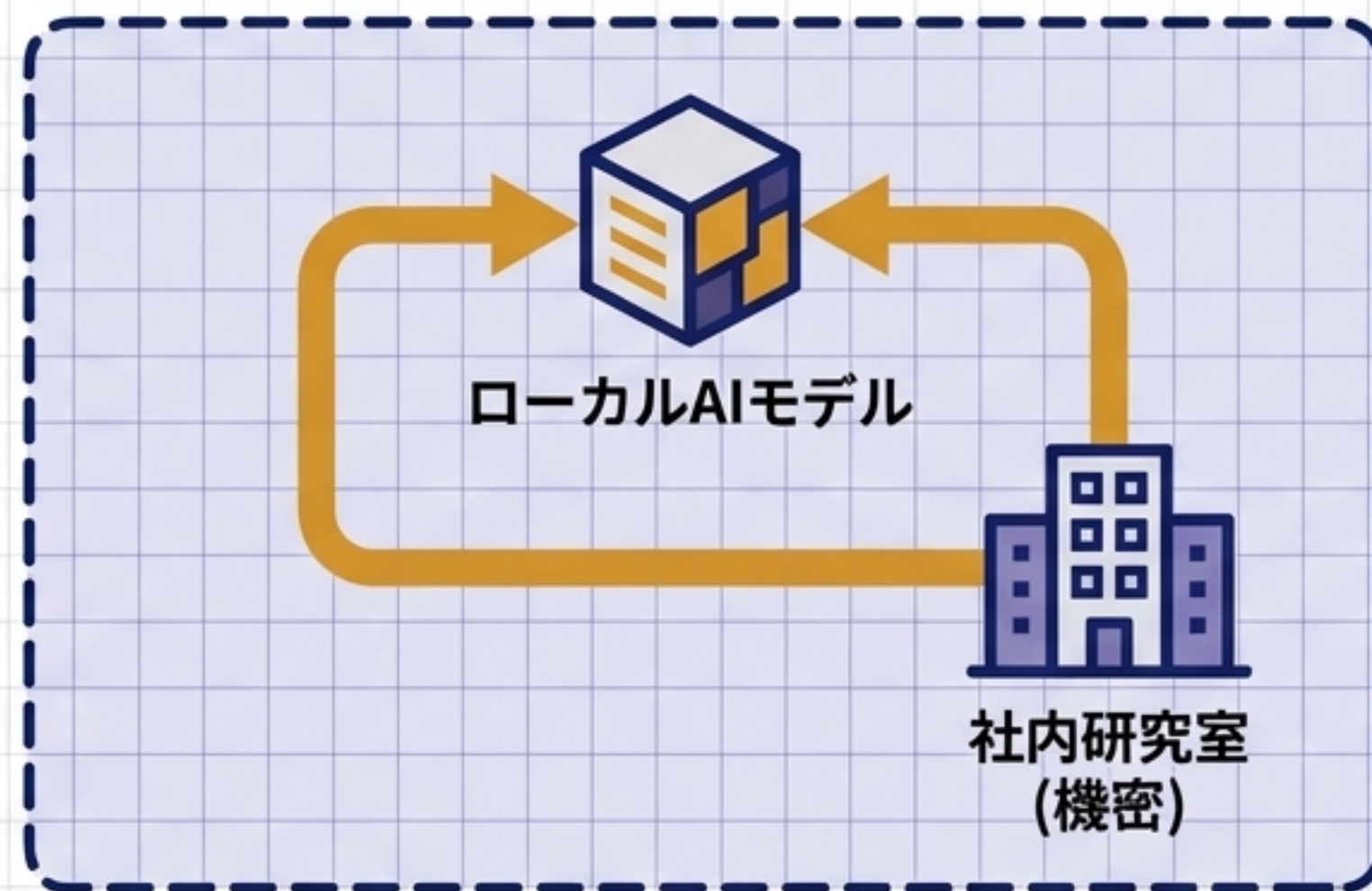
なぜ今、ローカルLLMなのか：未公開データという絶対的な壁

クラウド型AI (Cloud AI)



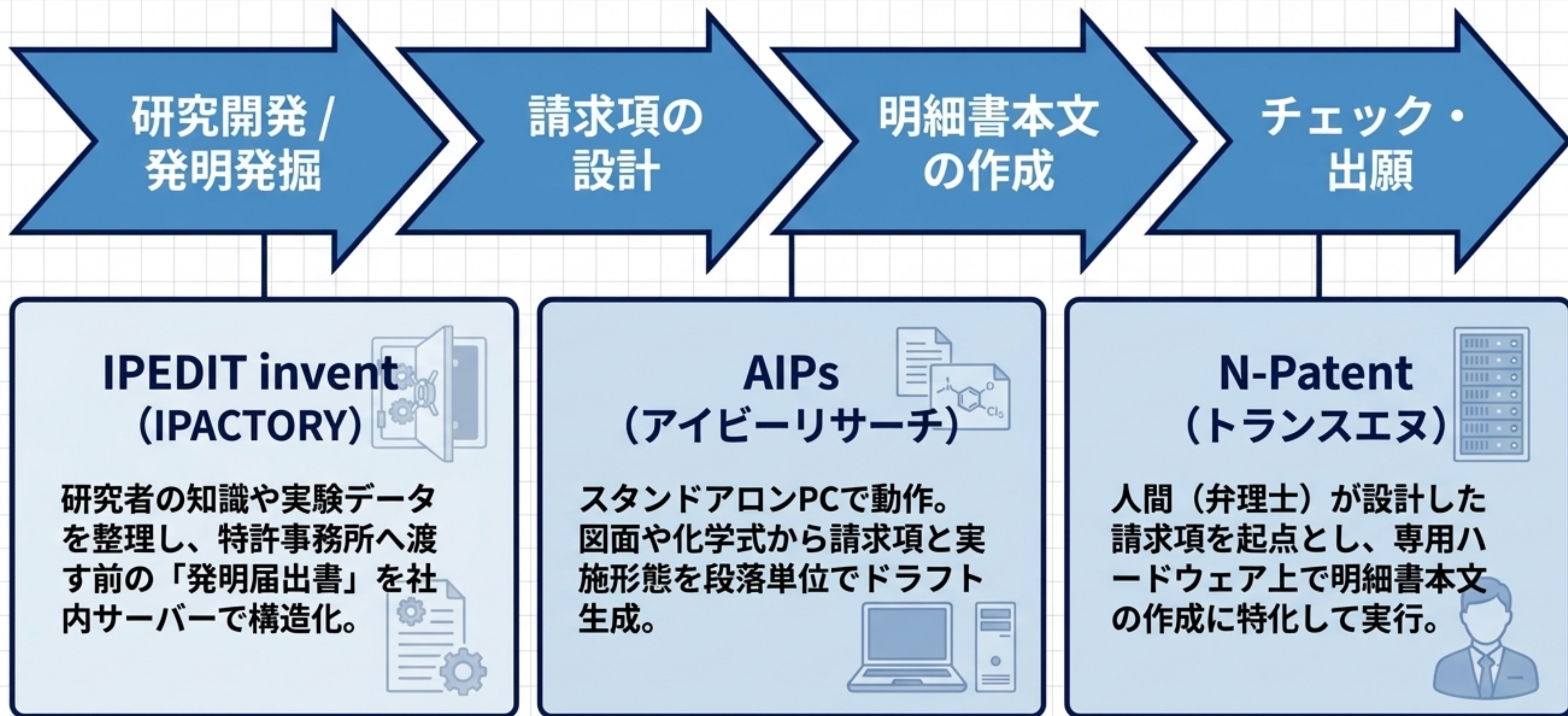
クラウド型AIの限界。公開文献の要約・翻訳には強力だが、企業の競争力の源泉である「未公開の研究メモ」や「発明者へのヒアリング記録」は機密保持の観点から入力できない。

ローカルLLM (Local LLM)



ローカル処理の真価。社内ネットワーク内で推論を完結させることで、**研究の最上流データを直接入力可能**に。AIの支援範囲を「公開後」から「**出願前**」へと劇的に拡張する。

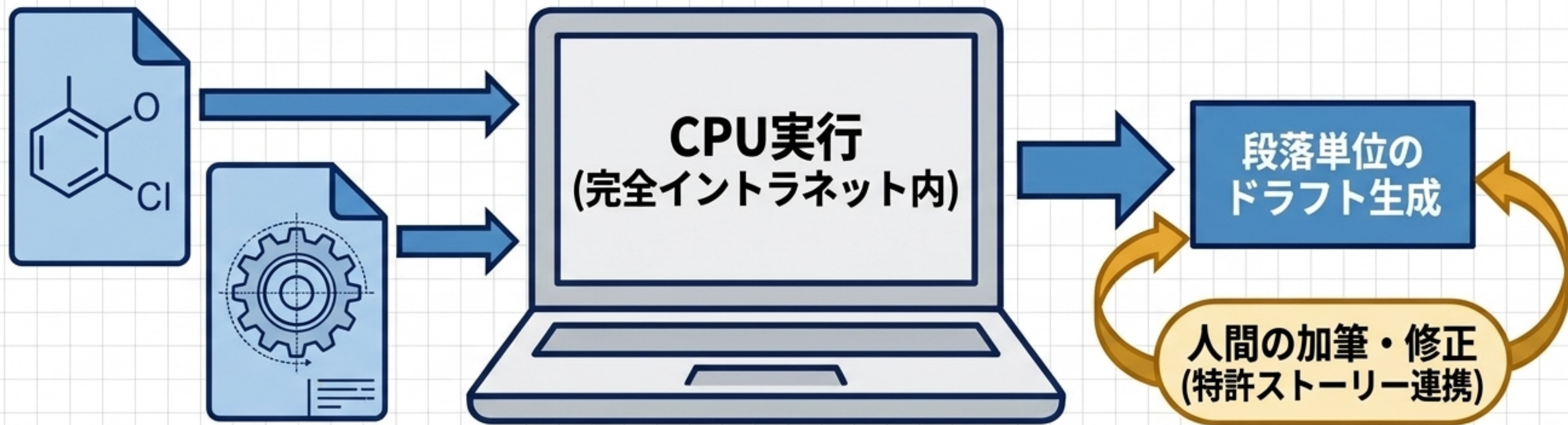
特許作成ワークフローにおける各ツールの介入ポイント



真正ローカルLLM：主要3製品の比較マトリクス

	AIPs (アイビーリサーチ)	N-Patent (トランスエヌ)	IPEDIT invent (アイパクトリ)
実行環境	オフラインPC CPUで動作	専用ハードウェア 完全オンプレミス	企業内システム 社内サーバー構築
ターゲット業務	発明提案書、請求項、 実施形態のドラフト	整理済み請求項からの 明細書本文作成	開発段階の情報を整理 した発明届出書作成
特徴的な機能	図面・化学式の画像入 力、社内RAG	請求項（人間）と本文 （AI）の完全な作業分割	文書構造化と細分化さ れた社内ルール適用
人間の介入ポイント	数段落ごとの生成とと 加筆・修正	上流の「請求項の設計」 は人間の専権事項	既存の文書管理・認証シ ステムとの統合プロセス

AIPs (アイビーリサーチ) : マルチモーダル入力と反復生成



非依存環境 : GPUサーバーを前提とせず、手元のPC (CPU) のみで動作。イントラネット内での完結を強調。

画像の読解 : 文章だけでなく、図面や化学式を直接入力し、権利範囲のドラフトを生成する能力。

段階的生成 : 一度に全文を出力するのではなく、数段落ずつ生成。人間が加筆・修正を挟む「協働」を前提とした設計。

RAG統合 : 自社の機密情報を取り込み、過去の社内資料を参照するRAG技術の統合を発表。

N-Patent (トランスエヌ): 「戦略」と「実行」の明確な分業

弁理士 (人間)



戦略の設計

権利範囲の根幹となる「請求項」の設計はAIに委ねず、専門家が担う。
これがシステムへの起点となる。

確定した請求項データ

N-Patent (専用ハードウェア)

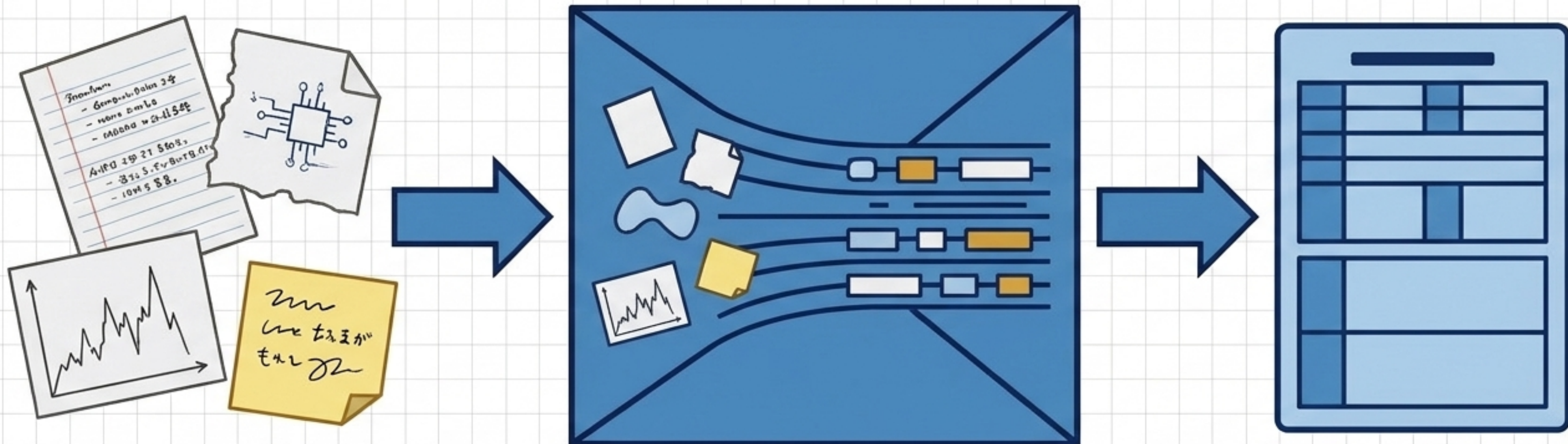


本文の構築

人間が整理した請求項と、発明者ヒアリング・技術論文を入力し、完全オフラインの専用機が明細書本文を自動構築する。

インサイト: AIの機能数ではなく、「事務所としてどこまでAIに委ねるか」という実務上の境界線を製品設計に組み込んでいる点が特徴。

IPEDIT invent (アイパクトリ): 最上流の混沌を構造化する



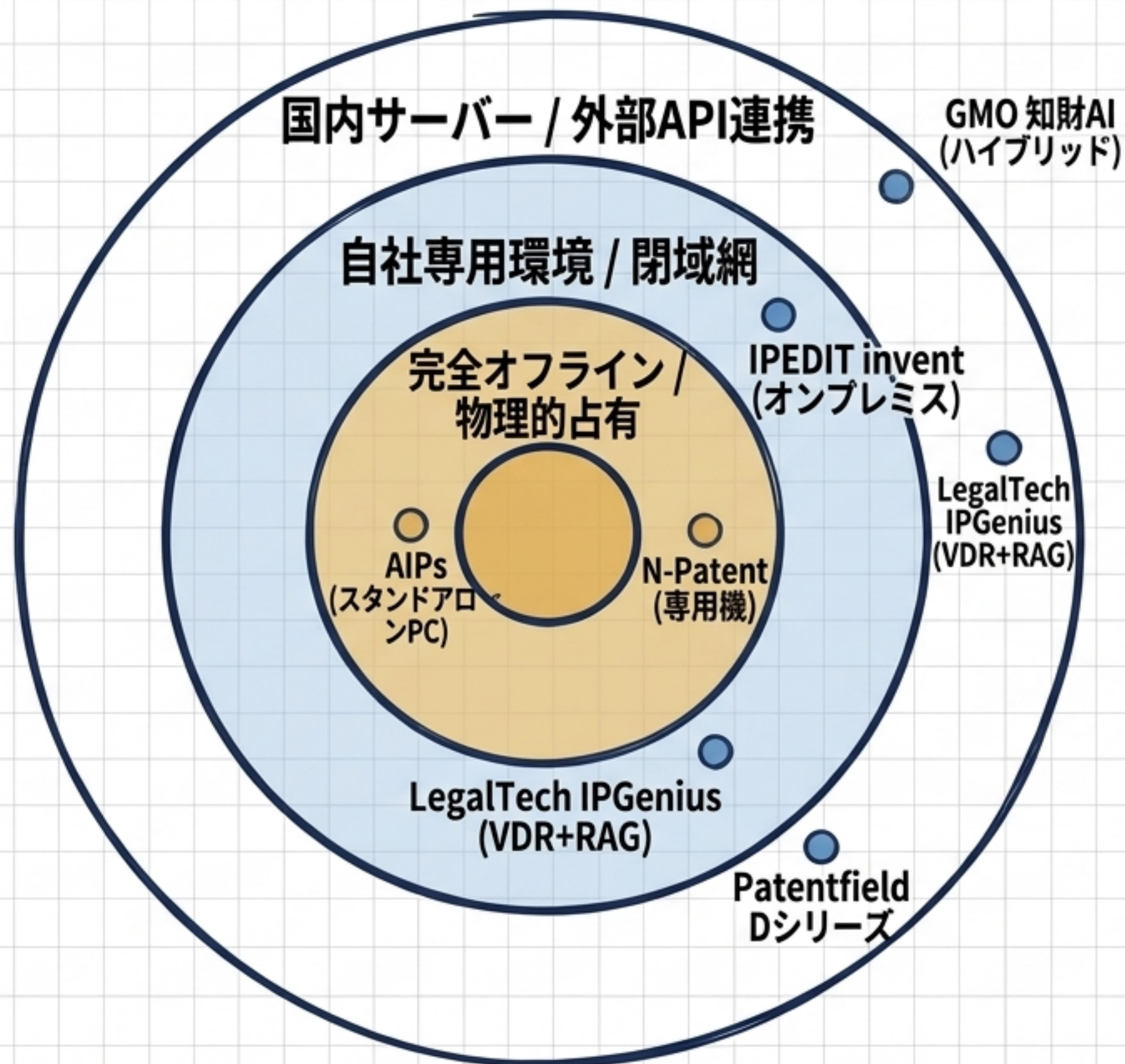
研究者の暗黙知、
実験メモ、未整理
の技術データ

IPEDIT Studio (企業内オンプレミス)
小規模な社内モデルであっても、特許業務
を細分化し、独自の文書構造と検証ルール
を適用することで精度を担保。

弁理士・知財部が即座
に扱える、論理的に整
理された発明届出書。

導入要件: グローバル大手企業での稼働実績を持つが、導入時の社内モデルとの統合や評価条件の事前定義が必須となるエンタープライズ特化型。

環境のグレーゾーンを解き明かす: データ・プロキシミティ



「独自モデル」「プライベート」「国内サーバー（ソブリン）」という言葉は、必ずしも利用者の手元手元での「ローカル推論」を意味しない。

GMOのように社内AIと外部AI（Claude Code）を使い分けるハイブリットアプローチも登場しており、機密レベルに応じたデータの渡し方の確認が急務である。

「知財特化型AI」を構成する4つの不可欠な柱

実務で使える知財AI

モデルの学習

特許用語、文書構造、請求項の論理展開など、ドメイン特有の基盤知識。

(例: Patentfield Dシリーズ、AIPsの登録公報学習)

社内情報の参照 (RAG)

一般的な特許知識だけでなく、当該企業独自の非公開資料や過去の出願傾向を正確に引用・参照する能力。

(例: AIPsのRAG実演)

作業の分割と手順

プロンプト一発出しではなく、実務フローに合わせてAIのタスクを細分化し、人間の判断を組み込む設計思想。

(例: N-Patentの分業制)

文書処理と検証

生成後、図面の符号、数値、化学式、用語の不整合を機械的にチェックし担保する機能。

(例: 特化型ソフトとの連携)

限界への挑戦：図面・化学式の高負荷な空間認識

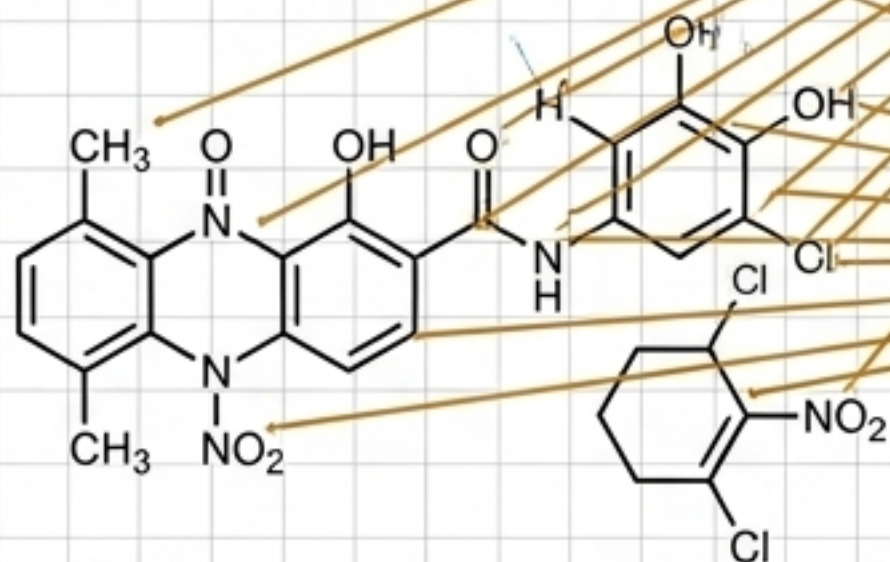
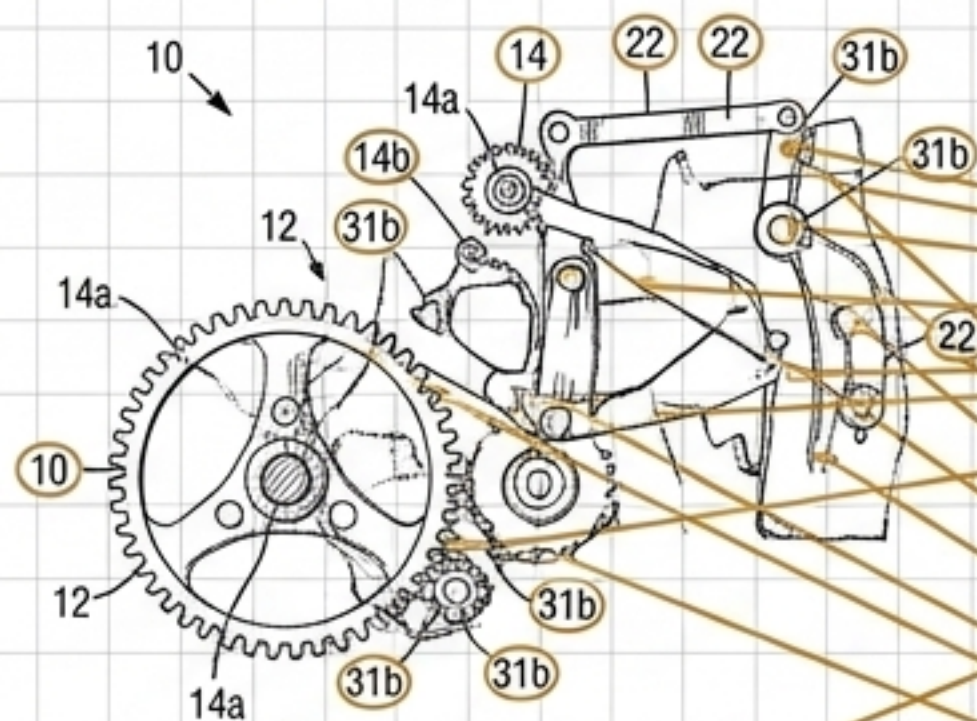
文章だけでは説明不能な発明

実際の知財業務では図面や化学式からの直接入力が不可欠である。これが実現すれば、発明者が技術を文章で再説明する負担が劇的に減少する。

実用性を左右する「認識誤り」

しかし、部品間の空間的關係、置換基の結合、図面符号（リファレンス）の正確なマッピングは極めて難易度が高い。

警告：今回の展示資料では、これらの非テキスト入力に対する第三者検証による精度データは確認できず、導入前の徹底した独自テストが求められる領域である。



導入モデルとTCO（総所有コスト）の現実

スタンドアロンPC型 (AIPs)

- 対象：個人・小規模チーム
- IT要件：低。既存の業務PC（CPU）にインストール。
- 課題：個人の業務フローへの依存。大規模な同時利用や社内知識の全社共有には向かない。

専用ハードウェア型 (N-Patent)

- 対象：特許事務所・部門単位
- IT要件：中。メーカー提供の専用機を物理的に設置・保守。
- 課題：処理速度の限界、物理ハードの保守費用、事務所内でのアクセス権限管理。

企業内構築型 (IPEDIT invent)

- 対象：グローバル・大企業知財部
- IT要件：極めて高。既存の社内サーバー、認証、文書管理システムとの高度な統合。
- 課題：構築の初期コストと期間。社内モデル自体の運用保守コスト。

導入評価のためのバイヤーズ・フレームワーク

?

ローカル処理の真の境界

LLMの推論だけでなく、画像認識、文書解析、RAG用の索引作成まで、すべての処理が「真に」社内で完結しているか？

?

ハルシネーションの追跡可能性

入力資料（事実）に基づいた記述と、AIが確率的に補った（創作した）提案部分を、UI上で明確に区別・追跡できるか？

?

日本語と技術ドメインの精度

自社の特有の技術分野、複雑な化学式、数値を多く含む長文の明細書において、破綻なく文脈を維持できるか？

?

評価条件の透明性

ベンダーが提示する「時間削減」の数値は、対象文書の難易度や、誰が評価し、どの品質基準に達した上での結果なのか？

真の問いは「AIが自然な文章を書けるか」ではない。
自社の機密案件において、人間の確認・修正作業を含めた
『総作業時間』を削減できるかである。