

花王の「ChatSense」導入にみる研究開発 DX のパラダイムシフト：「検索」から 「探索」への進化と化学・素材産業における 生成 AI 活用の現在地と展望

Gemini 4 Argon

1. エグゼクティブ・サマリー：研究開発における「知の 融合」と生成 AI の戦略的意義

日本の化学・日用品・素材メーカーにおけるデジタルトランスフォーメーション（DX）は、単なる定型業務の効率化フェーズを終え、企業の根幹的な競争力である研究開発（R&D）の生産性と創造性をいかに非連続に高めるかという戦略的段階へと突入している¹。2026年10月22日、株式会社ナレッジセンスは、同社が提供する法人向け生成 AI エージェント「ChatSense」が花王株式会社に導入され、2025年より「研究データアシスタント」として花王の研究開発部門全体に展開されていることを発表した⁴。

この事例が産業界に与える示唆は極めて大きい⁵。第一に、花王が長年の研究活動で蓄積してきた膨大な「研究報告書」という非構造化データ資産に対し、従来のキーワードによる「検索（Search）」の限界を認め、生成 AI との対話を通じて専門外の知見や予期せぬ接点を見出す「探索（Exploration）」へと明確に舵を切った点である⁵。第二に、多くの大手製造業が 2023 年から 2024 年にかけて RAG（Retrieval-Augmented Generation：検索拡張生成）環境の自社開発（フルスクラッチや個別クラウド構築）に注力したのに対し、花王は全社標準のコンテンツクラウド「Box」とのシームレスな連携や、図表・グラフを含む大容量ファイルの処理能力を評価し、SaaS である ChatSense を採用することで低コストかつ短期間での本番展開を実現した点にある²。

本稿では、花王における ChatSense 導入の背景、技術的要件、組織的効果を詳細に解剖するとともに、AGC、旭化成、ライオン、資生堂、三井化学、中外製薬といった主要企業の R&D 領域における生成 AI 活用事例を横断的に比較・分析する²。さらに、それらの比較から浮かび上がる「内製（Build）と SaaS 活用（Buy）の戦略的分岐」、および「自律型 AI エージェント（Agentic RAG）」と「マテリアルズ・インフォマティクス（MI）」の統合による次世代 R&D の展望を体系的に論じる¹³。

2. 花王「研究データアシスタント」の深掘り分析：半世紀のデータ資産と SaaS 型 RAG の結合

2.1 導入の背景：伝統的強みである「技術の融合」を阻むサイロ化の壁

花王におけるデータ活用とデジタル化の原点は、同社の企業理念の中核をなす「よきモノづくり」にある⁵。同社は1970年代の「エコシステム」の構築や、2000年代における基幹システムのグローバル整備など、半世紀以上にわたって先駆的にデータを蓄積してきた歴史を持つ⁵。現在も「未来予測型経営」と「DX民主化による効率化」をDX戦略の二大柱に据え、研究開発領域ではマテリアルズ・インフォマティクス（MI）やRNA解析の応用、触媒開発技術の化粧品処方への転用など、高度なデータ駆動型アプローチを推進している¹⁵。

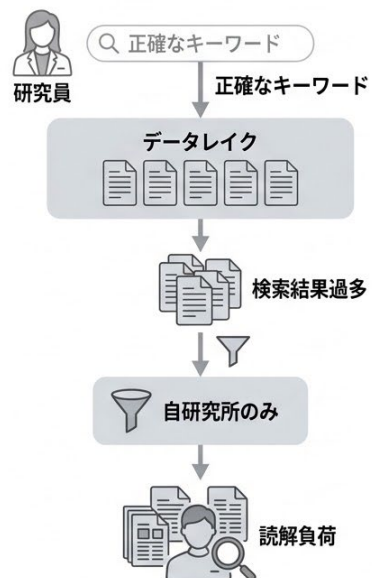
このような強固なデータ基盤を持つ花王の研究開発において、歴史的な競争優位の源泉となってきたのが「異なる分野の研究の融合」である⁵。基盤技術研究で生み出されたコア技術を、トイレタリー、化粧品、ケミカルなど複数の商品カテゴリーへと横展開し、その過程で技術をさらに進化させながら新たな価値を創出するモデルが花王の強みであった⁵。

しかし、その「知の融合」をさらに加速させる上で、長年蓄積されてきた膨大な「研究報告書」の活用方法に構造的な課題が生じていた⁵。研究開発部門では以前からデータレイクを活用し、必要な情報を探し出す「検索」の仕組みを構築して効率化を図っていたものの、情報量の肥大化に伴い従来のキーワード検索では3つの深刻な障壁が顕在化していたのである⁵。第一の障壁は、検索結果の過多による探索範囲の縮小と組織のサイロ化である⁵。従来の検索システムではキーワードに一致する候補が大量にヒットするため、研究員は検索対象を自身の所属する研究所などに絞り込んで探すことが常態化しており、結果として他の研究所が作成した報告書まで見に行く機会が失われ、組織間の見えない壁が形成されていた⁵。第二の障壁は、専門外領域における語彙と読解の壁である⁵。自身の専門外の分野の報告書を探す場合、そもそも適切な検索キーワードが分からないという問題に加え、報告書を見つけ出しても専門用語や背景知識が異なるため、内容を読み込み理解するまでに多大な労力と時間を要していた⁵。そして第三の障壁は、「既知の検索」から「未知の探索」への飛躍の欠如である⁵。研究所間の公式な連携プロジェクトだけでは蓄積された知見の最大活用には不十分であり、日々課題意識を持って研究に取り組む研究員一人ひとりが、事前の想定を超えた知見との接点や新たな気づきを得られる「探索」の仕組みが不可欠となっていたのである⁵。

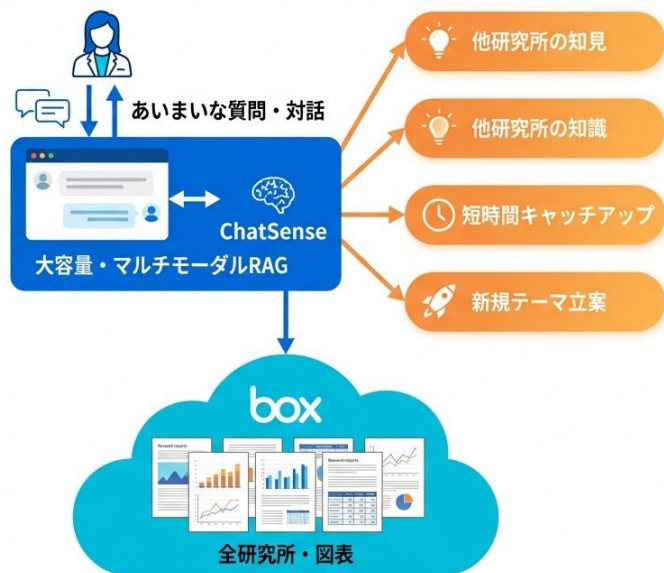
2.2 「検索」から「探索」への転換メカニズム

花王が2025年に研究開発部門全体へ展開した「研究データアシスタント」は、こうした構造的課題を解決するために設計された対話型の知見探索システムである⁴。従来のキーワード検索と生成AIを用いた探索の決定的な違いは、研究員の「問いの曖昧さ」を許容し、対話を通じて段階的に理解を深化させられる点にある⁴。

従来のキーワード検索（検索）



研究データアシスタント（探索）



従来の検索システムでは、研究員が特定の専門用語を入力し、返された多数の文書ファイル一覧から自力で該当箇所を探し出して読み解く必要があった⁵。これに対し、**ChatSense**を基盤とする研究データアシスタントでは、研究員が自身の抱える課題意識に基づいた自然言語の「あいまいな質問」を投げかけるだけで、**AI**が質問の意図を汲み取り、全社の全研究所の報告書群から関連性の高い知見を抽出して回答を生成する⁴。研究員はまず**AI**が提示した概要やポイントによって全体像を把握し、関心を惹かれた部分について**AI**と対話を重ねることで、専門外の領域であっても急速に理解を深めることができる⁴。さらに、回答には必ず参照元ソースのリンク（どの文書の何ページに基づくか）が明示されるため、研究開発において最も忌避されるハルシネーション（幻覚）のリスクを抑え、人間が原本でダブルチェックを行える信頼性が担保されている¹⁸。

2.3 技術的選定要件：なぜフルスクラッチではなく「**ChatSense**」だったのか

花王のDX推進担当者がナレッジセンスの**RAG**に関する技術ブログを読んだことを契機に検討が始まり、最終的に**ChatSense**が採用された決め手は、「導入のしやすさ」「コンテンツクラウド**Box**との親和性」「大容量データでの**RAG**活用（画像・グラフの読み取りを含む）」という3つの要件の高度な充足にあった⁵。これらを従来の自社開発（フルスクラッチ）や一般的な汎用**RAG**ツールと比較すると、花王の合理的な意思決定の構造が明確になる⁵。

評価軸・技術要件	一般的な RAG 構築・フルスクラッチ開発の課題	花王における「 ChatSense 」採用の優位性と実装仕様
----------	---------------------------------	---------------------------------------

データ連携とガバナンス (Box との親和性)	クラウドストレージから AI 環境へデータを別途コピー・再アップロードするパイプライン構築が必要となり、二重管理やアクセス権限の再設定コストが発生する ⁵ 。	全社標準ツールである「Box」上の研究報告書を、フォルダ構造を変えず再アップロード不要でそのまま参照データとして活用可能 ⁵ 。Box のファイル閲覧権限を維持した検索や、ファイル更新時の自動再学習にも対応する ¹⁸ 。
大容量ファイルの処理能力と文脈保持	多くの RAG ツールではファイル容量上限が小さく、数百ページの報告書を細分化（ファイル分割）して取り込む手間が生じ、分割箇所で文脈が分断され精度が低下する ²¹ 。	1 ファイルあたり最大 1GB（原稿用紙換算で最大 100 万枚分）までの取り込みに対応 ¹⁸ 。大容量の研究報告書を分割せずそのまま取り込めるため、文書全体の文脈を保ったまま高精度な回答生成を実現する ⁵ 。
マルチモーダル対応（図表・グラフの解読）	テキスト抽出のみの RAG では、化学・素材研究において最も重要な実験結果を示すグラフ、表、画像データが欠落し、実用的な技術探索が不可能となる ⁵ 。	PDF 等の資料内に含まれる画像、表、グラフを AI が直接読み取って検索・回答に活用するマルチモーダル RAG を実装しており、視覚データに凝縮された研究知見を漏らさず抽出できる ⁵ 。
開発期間・コストと技術陳腐化への対応	ゼロからシステムを設計・開発する場合、多大な初期投資と長いリードタイムを要する上、日進月歩の LLM や RAG 手法の進化に追随する保守負担が重い ⁵ 。	SaaS の採用により、フルスクラッチ比で低コストかつ短期間での本番導入を実現 ⁵ 。GPT-5 シリーズや Claude、Gemini 等の最新モデルの切り替えや、GraphRAG 等の最新検索技術をノーコードで即座に享受できる ⁵ 。
セキュリティと全社統制機	部門ごとに個別の AI ツール	入力データの AI 学習再利用

能	が乱立すると、機密データの学習再利用リスクや利用状況のブラックボックス化を招く ¹⁹ 。	を完全防止（OpenAI 公式 API や Azure OpenAI Service 等を活用） ¹⁹ 。 SSO、IP 制限、禁止ワード登録、どの追加学習 AI が誰に使われているかを Excel 出力できるダッシュボード等で全社ガバナンスを確立する ¹⁹ 。
---	---	--

特に注目すべきは、研究報告書の「非分割・大容量取り込み（最大 1GB）」と「PDF 内の図表・グラフ読み取り」の 2 点である⁵。研究開発の報告書において、核心的な発見や物性変化の閾値は、本文のテキスト以上に「実験結果のグラフ」や「比較表」の中に表現されていることが多い⁵。また、研究の背景（仮説）から実験条件、結果、考察に至る論理展開は文書全体で一つの文脈を形成しているため、容量制限によって機械的にファイルを分割すると、前提条件と結論が切り離されて RAG の検索精度（Context Relevance や Faithfulness）が著しく劣化する²¹。ChatSense が 2026 年 8 月に 1 ファイル最大 1GB までの無分割取り込み機能を正式強化したことも示す通り、ナレッジセンス側の高度な RAG チューニング技術（一部事例では回答精度を 40% から 95% へ引き上げた実績を持つ）が、花王の厳格な R&D 要件と合致したのである¹⁸。

2.4 創発される導入効果：セレンディピティの誘発と研究テーマの立案

花王における「研究データアシスタント」の展開は、単なる「資料探しの時間短縮」にとどまらず、研究開発の質的変革をもたらしている⁵。導入後に現場から挙がっている成果は、大きく 3 つの次元に整理できる⁵。

第一の成果は、組織や専門の壁を越えたセレンディピティ（偶発的発見）の創出である⁵。従来の検索では自研究所の資料しか見ていなかった研究員が、AI に対して自身の研究課題を問いかけることで、所属や専門分野の異なる他研究所の報告書から「思いもよらない知見」にたどり着く事例が実際に生まれている⁵。これは、異なる専門領域で異なる用語を用いて記述された現象であっても、ベクトル検索や意味的類似性、さらにはナレッジグラフ（GraphRAG）を介することで、概念レベルの共通性が AI によって橋渡しされていることを意味する¹⁴。

第二の成果は、異動者・新規参画者のオンボーディング（知識習得）の劇的効率化である⁵。花王のように多様な商品カテゴリー間で人材のローテーションや技術の横展開を行う企業では、異動したばかりの研究員が新しい担当分野の過去の経緯や蓄積された知見を把握するまでに多大な時間を要していた⁵。研究データアシスタントの活用により、過去の膨大な報告書の要点を対話形式で短時間で網羅的に把握できるようになり、研究の立ち上がり速度が大幅に向上している⁵。

第三の、そして最も本質的な成果は、AI との対話を起点とした新規研究テーマの立案である⁵。花王の研究運営・管理部の岸本秀幸氏が強調するように、今回の取り組みで最も重視されているのは「研究員一人ひとりによる知見探索」である⁵。研究員が自らの課題意識や成し遂げ

たい目標を AI にぶつけ、返ってきた他分野の知見と対話を重ねる中で新たな気づきを得て、それが新しい研究テーマの提案へと結びつく事例が出始めている⁵。一人で全てを成し遂げることは困難であっても、価値につながる取り組みの「きっかけ」を組織内のあらゆる場所で多発させることこそ、花王が目指す新時代のデータ活用術の核心である⁵。

3. 業界横断ベンチマーク：化学・化粧品・製薬メーカーにおける研究開発 AI の実装比較

3.1 主要企業における R&D 生成 AI・RAG 活用アプローチの類型化

花王の取り組みを客観的に位置づけるため、同じく高度な技術蓄積を持つ国内の主要な化学・日用品・化粧品・製薬メーカー（AGC、ライオン、旭化成、資生堂、三井化学、中外製薬）における最新の生成 AI および RAG の活用事例を調査し、そのアプローチと成果を比較する²。

企業名	主なシステム・施策名称	導入・発表時期	構築手法（Build / Buy）	対象データ・マルチモーダル性	主な活用領域と創出された定量的・定性的効果
花王	研究データアシスタント（ChatSense 活用） ⁴	2025 年展開、2026 年 10 月発表 ⁵	SaaS 採用（Buy）（ChatSense × Box 連携） ⁵	Box 上の大容量研究報告書（図表・グラフ・画像を含む PDF 等） ⁵	全 R&D 部門での横断的知見探索：他研究所の予期せぬ知見の発見、異動者の短時間での過去知見把握、AI 対話を起点とした新規研究テーマの提案創出 ⁵ 。
ライオン	知識伝承の AI 化ツール / 知識伝承 AI システム	2023 年 12 月発表、2024 年 6 月～2025 年	自社内製開発（Build）+NTT デー	100 年超の社内技術データ、熟練技術者の	技術・暗黙知の継承と R&D 検証：原料性状に

	28	拡大 ⁹	タ連携 ⁸	「勘所集」 (原料性 状・製造条 件) ⁹	応じた製造 条件設定の コツを AI 化 し新規参画 者への指導 負荷を軽減 ⁹ 。2025 年 に AI エージ ェント開発 人材 100 名 を育成 ³⁰ 。
AGC	ChatAGC (RAG 機能 統合) ⁷	2023 年 6 月開始、 2024 年 8 月 RAG 追 加 ⁷	自社内製開 発 (Build) ³¹	開発・設計 技術文書、 過去生産デ ータ、知財 情報、顧客 情報 (権限 範囲内) ⁷	部門横断の 情報再利用：開発部 門での過去 設計情報の 把握、製造 部門でのト ラブル発生 時の迅速な 対応策抽 出、知財情 報を踏まえ た経営判断 補助 ⁷ 。
旭化成	用途探索支 援 AI / 製造 現場の危険 予知 AI ²	2023 年 5 月開始、 2024 年 12 月発表 ²	自社開発基 盤 (Build) + M365 Copilot 併用 ²	膨大な特 許・学術文 献データ、 製造現場の 過去災害・ リスク事例 データ ²	新規用途探 索の自動化 と技術伝 承：文献か ら 6,000 以 上の用途候 補を考案 し、候補選 別時間を約 40%短縮 ² 。書類監査 対応で年間

					1,820 時間 、個人業務で月間 2,157 時間 を削減 ² 。
三井化学	文献調査のための生成 AI エージェント ¹²	2026 年 3 月発表 (2026 年度本格運用) ¹²	自社独自開発 (Build) (マルチモーダル AI エージェント) ¹²	学術文献・特許・研究報告書内の「化学構造式(画像)」とテキスト、外部 DB ¹²	自律的な化合物調査の革新: 画像(化学構造式)から化合物名を特定し物性・製法を自律調査。従来 1 テーマ約 1 カ月要した文献調査を 1 日程度へ短縮(調査時間 80% 以上削減) ¹² 。
資生堂	処方開発 AI / 安全性文献 AI / 店頭 PBP 支援 AI ¹⁰	2024 年～ 2026 年順次展開 ¹⁰	独自 AI 開発+チャットボット導入 ¹⁰	原料の組合せ・安定性データ、化学構造データ、安全性文献、社内ルール資料 ¹⁰	処方設計から店頭接客までの垂直統合: クレンジングとスキンケア技術の掛け合わせ処方開発、2026 年に AI 活用第 1 号のスキンケア製品開発に成功 ¹⁰ 。生分解性予測を 1

					～2 カ月から即時化 ¹⁰ 。
中外製薬	Chugai AI Assistant (SOP 検索・文書作成) ¹¹	2024 年 11 月機能提供、2025 年度本格展開 ²⁶	クラウド基盤構築 (Google Cloud 活用) ¹¹	膨大な SOP (標準作業手順書)、添付文書、臨床・医薬資料 ¹¹	専門文書検索とメディカルライティング自動化：自然言語での SOP 検索・要約、複数添付文書の横断比較表生成、膨大な資料読み込みを要するメディカルライティングの自動化 ¹¹ 。

3.2 定量的インパクトと「内製 (Build) 対 SaaS (Buy)」の戦略的分岐

上記の業界比較から読み取れる重要な構造的変化は、研究開発および技術領域における生成 AI・MI の活用が、具体的な時間短縮や候補創出数として圧倒的な定量的成果を生み出し始めているという事実である²。

化学・素材・製造業におけるR&D生成AIおよびMI活用の定量的インパクト比較

■ 規模・工数削減の主要インパクト（Hero Metrics）

公式開示データに基づく集計

旭化成 | 新規用途探索

6,000 件以上

文献自動解析で考案した有望用途候補数

花王採用 ChatSense

1 GB / ファイル

大容量研究報告書・図表を非分割でRAG取込

旭化成 | 書類監査対応

1,820 時間 / 年

特化型AIプロセス開発による組織業務削減

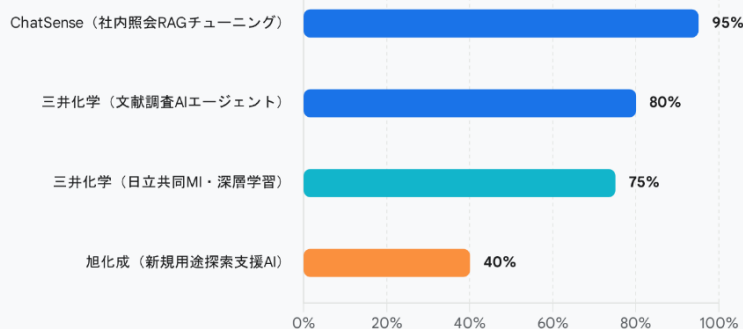
旭化成 | 個人業務効率化

2,157 時間 / 月

資料検索・書類作成の生成AI活用短縮時間

■ 業務削減率・精度水準の比較（0～100%基準）

● 生成AI / RAG ● マテリアルズインフォマティクス ● 新規用途探索



※バー末尾の数値は達成率・削減割合 (%) を表示

■ 研究開発リードタイムの圧縮実績（導入前後の比較）

探索期間の変革

生成AIエージェント 三井化学

化合物情報・文献調査（化学構造式自律抽出）
画像構造式とテキストを統合解析しレポート自動作成

導入前（人手調査）

約1カ月（約30日）

96.7%短縮



AI導入後

約1日

MI（配合・合成最適化） 積水化学

高機能フィルムの材料設計プロセス
過去実験データのAI解析による最適解の高速導出

導入前（試行錯誤）

5カ月

99.9%短縮



MI本格導入後

わずか4時間

生成AI × MI 富士フィルム

次世代半導体向け高性能化合物の探索
候補化合物の構造提案とスコアリング自動化

導入前（従来の探索）

年単位

桁違いの圧縮



生成AI導入後

数カ月

生成AIエージェントやRAG、MIの導入は研究開発リードタイムの桁違いの圧縮をもたらしている。特に三井化学の文献調査時間80%以上削減や旭化成の用途選別時間40%短縮など、従来の人間による探索限界を突破する成果が相次いでいる。

Data sources: ChatSense (法人向けRAG機能仕様)、PR TIMES (ナレッジセンス 1GB取込発表)、Ledge.ai (旭化成 用途探索・現場活用)、旭化成 (公式ニュースリリース)、よろず知財戦略コンサルティング (三井化学 AI実装分析レポート)、@Press (三井化学 文献調査AIエージェント発表)、MI-Seek (積水化学・富士フィルム MI導入事例)

各社の取り組みを俯瞰すると、導入時期とシステム構築アプローチの間に明確な相関関係が存在することが分かる²。2023年から2024年前半にかけて生成AIおよびRAGの導入に踏み切った企業（AGCの「ChatAGC」、ライオンの「知識伝承のAI化ツール」、旭化成の社内生成AIモデル利用基盤など）は、その多くが自社での内製開発（Build）を選択している²。当時の市場環境においては、大企業の厳格なセキュリティ要件を満たしつつ、社内ストレージと権限維持連携を行い、専門文書を高い精度で処理できる汎用SaaSが未成熟であったため、社内に専任組織（旭化成の「生成AI・言語解析ユニット」やライオンのAIエージェント開発人材育成など）を立ち上げて独自構築するアプローチが主流であった²。

しかし、2025年から2026年にかけて、生成AI実装には「戦略的な二極化（BuildとBuyの使い分け）」が生じている⁵。その象徴が、三井化学の独自AIエージェント開発（Build）と、花王のChatSense導入（Buy）の対比である⁵。

3.3 同業他社事例との詳細比較から浮かび上がる花王の独自性

花王の取り組みを他社事例と詳細に対比すると、3つの戦略的特徴が浮かび上がる⁵。

第一に、直接競合であるライオン・資生堂とのアプローチの差異である⁵。日用品・トイレタリー分野で競合するライオンは、100年以上蓄積した技術データの活用にあたり、NTTデータと連携して熟練技術者の「勘所集（原料の性状に応じた製造条件設定のノウハウなど）」を形式知化し、内製の「知識伝承AIシステム」に取り込むことで、生産技術・エンジニアリングチェーンにおける「ベテランから若手への技能伝承」に主眼を置いている⁹。また、化粧品分野で競合する資生堂は、原料の組み合わせや安定性を学習する「処方開発AI（クレンジング技術とスキンケア技術の掛け合わせ等）」や「デジタル4Dスキン」など、特定ドメインの実験・処方設計そのものを代替・高度化する特化型AIと、店頭美容部員（PBP）向けのタブレット用生成AIチャットボットを展開している¹⁰。これに対し花王は、すでに自社で保有するMIやRNA解析といった特化型解析技術とは別に、全研究所に眠る「研究報告書」という汎用かつ巨大なテキスト・図表資産を、SaaS（ChatSense）によって一気に全研究員へ開放し、「研究所間の水平的な知の融合（横展開）」をボトムアップで促すプラットフォームを構築した点でアプローチが異なる⁵。

第二に、旭化成・三井化学の「対外文献・構造式特化型」に対する花王の「社内文脈・対話探索型」の位置づけである⁵。旭化成の「用途探索支援AI」は主に膨大な特許文献から用途や材料の特徴を統計処理と生成AIで自動抽出・ラベリングし、6,000以上の用途候補を考案するトップダウン型の発掘システムである²。また、三井化学が2026年3月に発表した「文献調査のための生成AIエージェント」は、学術文献や特許内の「化学構造式（画像）」とテキストをマルチモーダルAIで統合処理し、外部データベースやWeb検索を自律的に参照して化合物の物性・製法レポートを自動生成するシステムであり、1カ月の調査を1日に短縮する驚異的な自動化を実現している¹²。これらが「明確な調査タスクの高速自動化」を志向しているのに対し、花王の「研究データアシスタント」は、自社のBox内に蓄積された過去の試行錯誤の記録（研究報告書）を対象に、研究員がAIと対話を重ねることで「当初は想定していなかった他研究所の知見」に出会うという、人間の思考拡張とセレンディピティの誘発に重きを置いている³。

第三に、SaaS活用による投資対効果（ROI）とスピードの最大化である⁵。花王は自社のコア

競争力である触媒シミュレーションや MI、RNA 解析には独自の研究開発リソースを集中させる一方、文書探索の RAG 基盤については、Box 連携や 1GB ファイル対応、PDF 内のグラフ読み取り機能を備えた ChatSense (SaaS) を採用することで、インフラ構築や RAG 精度改善の車輪の再発明を回避した⁵。花王の加納氏が「SaaS だからこそ、進化の速い生成 AI の新しい技術をしっかり取り入れて反映していただけることを期待している」と述べている通り、基盤モデルの急速な世代交代 (GPT-5 シリーズ、Claude、Gemini 等) や GraphRAG 等の新技術の実装をベンダー側に委ね、自社は「いかに研究現場でデータを活用して価値を生むか」に注力する極めて合理的なアーキテクチャ戦略をとっている⁵。

4. 現状の課題と今後の展望：エージェントック RAG と MI 統合が拓く次世代 R&D

花王の事例および化学・素材産業全体の動向を踏まえると、研究開発における生成 AI 活用は現在、初期の「導入・検索効率化」から、より高度な第 2・第 3 のフェーズへと移行しつつある⁵。花王のインタビューにおいて示された今後の展望と業界の技術トレンドを重ね合わせることで、今後数年間に起こる 3 つの構造的進化が予測される⁵。

4.1 プロンプトレスな自律的探索 (Agentic RAG) への進化

花王の研究運営・管理部の岸本氏は、今後の発展的な AI 活用の方向性として「プロンプトを工夫しなくても、研究員の問いに応じて過去の知見や異なる分野の知見が探索でき、新たな気づきを得られる仕組みに進化させていきたい」と言及している⁵。また、加納氏も「回答精度や探索の網羅性については、検証しながら高めていきたい」と課題を挙げている⁵。

現在の一般的な RAG (Naive RAG) では、ユーザーの 1 回の質問に対してベクトル類似度の高い文書チャンクを 1 回検索して回答を生成するため、質問の仕方やプロンプトの具体性によって引き出せる情報の網羅性が左右されるという限界がある¹⁴。この課題を克服し、花王が目指す「プロンプトの工夫を不要にする探索」を実現する技術的解答が、2026 年に入り企業の情報活用の新たなスタンダードとなりつつある「RAG AI エージェント (エージェントック RAG / Agentic RAG)」と「GraphRAG (ナレッジグラフ統合型 RAG)」である¹⁴。

研究開発ナレッジ基盤の進化段階と次世代エージェントックRAGへの展望

● 進化ロードマップ & 技術比較マトリクス

各カードをクリックして詳細技術を展開

第1世代

～2024年（黎明期）

キーワード検索・初期RAG

部門個別最適

① 検索・推論機構
完全一致キーワード・単発ベクトル検索
(ファイル容量制限・分割 chunking 必須)

② データ・モダリティ
プレーンテキスト主体
(PDF内の図表・実験グラフ・構造式は欠落)

③ 操作性と探索体験
厳密な検索語の選定が必要
(プロンプト作成ノウハウが個人の力量に依存)

④ 組織的展開範囲
自研究所・特定部門内の個別利用
(他研究所の報告書はアクセス・発見が困難)

↓ 進化ポイント：大容量無分割取込 & Box権限連携によるサイロ解消

第2世代

2025年～2026年（現在地）

マルチモーダル対話探索型RAG

● 花王・ChatSense 実装モデル

① 検索・推論機構
最大1GB無分割ファイル取込
全文文脈維持・根拠ページ明示（出典付与）

② データ・モダリティ
PDF内の画像・表・グラフ認識
実験数値や化学構造式を含む資料を直接参照

③ 操作性と探索体験
対話型での段階的深掘り
社内プロンプト共有機能・概要把握からの着想

④ 組織的展開範囲
全研究所・カテゴリ横断
クラウド（Box等）権限同期で異分野の知見に遭遇

#1ファイル最大1GB

#Box直結連携

#図表マルチモーダル解読

#出典ページ明示

#異分野知見探索

↓ 進化ポイント：受動的な検索から「自律的推論（Agentic）」と「MI×全社バリューチェーン統合」へ

第3世代

2026年後半～将来展望

自律型Agentic RAG × MI・全社統合

● 自律仮説生成・全社バリューチェーン基盤

① 検索・推論機構
計画立案・多段階反復推論
Self-RAG自己検証 & GraphRAGによる隠れた相関発見

② データ・モダリティ
報告書 + MI数値 + 実験データ
物性シミュレーション・工場IoT・市況APIを包括

③ 操作性と探索体験
プロンプト不要の自律提案
研究員の漠然とした問いからAIが自動仮説構築

④ 組織的展開範囲
R&D・生産・購買・販売を直結
MCPプロトコルによる基幹システム自律横断連携

#Agentic RAG

#GraphRAG (ナレッジグラフ)

#Self-RAG自己検証

#マテリアルズ・インフォマティクス(MI)

#MCP外部API自律呼び出し

第2世代詳細

花王における実装アーキテクチャ（ChatSense）と現場変革

第1世代

第2世代

第3世代

1GB無分割取込 × Boxダイレクト連携
全社標準のコンテンツクラウド「Box」とセキュアに直結。アクセス権限を完全に維持したまま、数百ページ・画像多用の大容量報告書（最大1GB）を丸ごと高精度RAG対象化。

図表・グラフのマルチモーダル読取
PDF内の表・実験チャートをAIが視覚的・構造的に解釈。専門外の研究員でも「概要の即時把握」から「対話による特定データの掘り下げ」が可能になり、着想のハードルが劇的に低下。

出典ページ明示による信頼性
「どの文書の何ページに基づいているか」を明示。ハルシネーション（嘘）の確認コストを削減し、真贋や新テーマ立案の根拠資料としてそのまま活用可能な水準を達成。

R&Dにおけるデータ活用は、単発のキーワード検索（第1世代）から、花王が実装したBox直結・図表解読対応の対話型探索（第2世代）へと進化した。今後は自律型AIエージェント（Agentic RAG）による多段階推論と、MI（マテリアルズ・インフォマティクス）および生産・購買・販売データを統合した全社価値創造基盤（第3世代）へと移行する。

Data sources: 花王株式会社 導入事例 (ChatSense), 株式会社ナレッジセンス (法人向け生成AI機能仕様), PR TIMES (大容量1GB無分割取込), 日立ITユーザ会 (材料開発×生成AI・MI連携), 株式会社エス・スタイル (製造業におけるRAG AIエージェント技術解説)

エージェント型 RAG は、従来の「検索して回答する」という単線的な処理ではなく、「検索ステージ」「思考（計画・分析）ステージ」「生成ステージ」「検証ステージ」という 4 つの循環的プロセスを自律的に実行する¹⁴。具体的には、研究員が抽象的な問いを投げかけた際、AI エージェント自身が裏側でクエリの分解と段階的検索計画の立案を行い、問いを複数のサブタスクに分解して「まず基盤技術研究所の界面活性剤データを調べ、次に化粧品研究所の処方安定性レポートを検索する」といった計画を自律的に策定する¹⁴。さらに、単なる単語や文章の類似性だけでなく、ナレッジグラフ（GraphRAG）を用いて「技術 A を採用している研究テーマ」から「そのテーマが直面した課題 B」、さらに「課題 B を別のアプローチで解決した他研究所の技術 C」といった間接的な関係性や隠れたパターンを辿り、人間が思いつかない異分野の結合点を抽出する¹⁴。ChatSense はすでに管理画面からノーコードで GraphRAG を設定できる機能を実装しており、こうした高度検索への移行基盤は整いつつある¹⁹。これに加えて、反復検索と自己検証（Self-RAG や Reflection）のメカニズムにより、初回の検索結果で情報が不十分であったり、複数の報告書間でデータの矛盾があったりした場合には、AI 自身が検索クエリを修正して再検索を行い、事実の裏付けと論理的整合性を検証した上で最終回答を生成する¹⁴。

また、ナレッジセンス自体も 1 回で数時間かかるリサーチを十数分で完結させる「Deep Research」エージェントや、ブラウザ操作を自動化する「Cowork」、さらには未解決の数学的成果を公開するような高度な推論技術の開発を急速に進めている¹⁸。こうしたエージェント機能が「研究データアシスタント」に統合されることで、研究員はプロンプトエンジニアリングを意識することなく、優秀なリサーチアナリストと壁打ちをするように、異分野の知見や過去のデータからの示唆を自動的に受け取れるようになると推測される³。

4.2 定性テキスト知見（RAG）と定量データ駆動開発（MI）の融合

花王の加納氏は今後の展望として、「研究報告書の活用にとどまらず、研究所ごとの専門データを活用した ChatSense の展開」を挙げている⁵。ここには、今後の化学・素材・化粧品 R&D における最大の技術的トレンドである「定性的な文書知見（RAG）と、定量的な実験・シミュレーションデータ（マテリアルズ・インフォマティクス：MI）の融合」が示唆されている³。

従来、研究開発の現場では、論文や研究報告書といったテキスト・図表を扱う「ナレッジマネジメント（RAG）」と、化合物の分子量・配合比率・物性値・スペクトルデータなどの数値を機械学習で解析する「MI（マテリアルズ・インフォマティクス）」は、別々のシステムとして分断されていた³。しかし現在、材料開発の先進領域では、これらを統合し、調査活動（知識探索）と実験計画（条件最適化）をなめらかにつなぐアプローチが新しい標準になりつつある³。

花王はすでに、触媒開発で培った高速演算シミュレーションを化粧品の処方開発（汗や皮脂との相性予測や高温下での分離防止など）に応用する MI 技術や、RNA 解析技術を有している¹⁵。ここに、MCP（Model Context Protocol）等を介して外部の SQL データベースや計算科学ツール、実験データ基盤へと自律的にアクセスできる AI エージェントが結びつけば、研究開発のワークフローは劇的に変容する¹³。AI は非構造化データには全文・意味検索を、概念の関係性にはナレッジグラフを、そして研究所ごとの専門的な数値データには SQL クエリや統計分析・MI モデルを自律的に使い分けるようになるからである¹⁴。

例えば、研究員が「高温多湿環境下で皮膜の持続性とさっぱりした使用感を両立する新しい処方アプローチはないか」と問いかけた際、AI エージェントが過去の全研究所の研究報告書から類似の界面制御技術や失敗事例の考察を RAG で抽出し、同時に研究所の専門データベース

(MI 基盤) にアクセスして有望な油剤や皮膜形成剤の配合候補と物性予測値を算出し、両者を統合した実験計画の仮説を提示するといったプロセスが現実のものとなる³。もちろん、AI が相関を因果関係と断定したり未実施の配合の安全性を最終判断したりすることはできないため、AI は「仮説の立案と確認すべき候補の整理」までを担い、最終的な実験計画や危険性評価、実施可否は人間の専門家が判断するという協調モデル (Human-in-the-Loop) が徹底されることになる³。

4.3 研究開発からバリューチェーン全体（生産・購買・販売）への拡張

さらに注目すべきは、花王が ChatSense の活用領域を研究開発部門から「生産・購買・販売など、さまざまな領域での活用可能性を検証し、各業務部門自身がデータを活用して新たな価値を生み出せる環境を目指していきたい」としている点である⁵。

これは、AGC が「ChatAGC」によって開発・製造・営業・戦略企画の 4 部門で技術情報と顧客ニーズを連動させている事例や、ライオンがエンジニアリングチェーンマネジメント（企画・開発・工業化検討の一連の流れ）において製造条件の暗黙知伝承を進めている事例とも軌を一にする動きである⁷。研究開発の成果（研究報告書や処方データ）は、研究所内だけで完結するのではなく、購買部門における代替原料の調達検討、生産部門におけるプラントのスケールアップやトラブルシューティング（旭化成が推進する危険予知や過去事例抽出など）、さらには販売・マーケティング部門における科学的エビデンスに基づいた商品提案へと直結している²。

花王が全社標準の「Box」をデータ基盤とし、そこに権限管理を維持したまま接続できる ChatSense を導入したことは、将来的に R&D の知見と生産・購買・販売のデータをセキュアに横断連携させる上で極めて有利に働く⁵。さらに、ChatSense が備える「部門専用 Copilot のノーコード構築」や、社内データから 2 分で PowerPoint 資料を生成する「スライド生成 AI」、ブラウザ操作を自動化する「Cowork」などの AI エージェント機能を組み合わせることで、研究知見を営業提案書や生産マニュアルへと即座に変換する全社的な「知のサプライチェーン」が形成されていくと予測される¹⁸。

5. 結論：R&D データ活用がもたらす持続的競争優位の確立に向けて

花王による「ChatSense」の導入と「研究データアシスタント」の全 R&D 部門への展開は、日本の製造業における生成 AI 活用が「個人の業務効率化（要約や翻訳）」から「組織の集合知の結合によるイノベーション創出（探索）」へと本質的な進化を遂げたことを示す象徴的なマイルストーンである⁵。

本調査・分析から導き出される第一の結論は、「歴史的データ資産」と「マルチモーダル・大容量 RAG」の結合が強固な参入障壁を生むという点である⁵。生成 AI のモデル自体（GPT-5 や Claude 等）は誰でも契約すれば利用できるコモディティであるが、花王が 1970 年代から半世紀にわたり蓄積してきた研究報告書や、ライオンの 100 年超の技術データといった「自社固

有の実験・失敗・考察の履歴」は絶対に模倣できない無形資産である²。1 ファイル最大 1GB の無分割取り込みや PDF 内のグラフ・表の読み取りに対応した RAG 技術は、これまでデータレイクの奥底で眠っていたこれらの無形資産を「対話可能な生きた知識」へと一気に変換し、他社が追従できない競争優位へと昇華させる²。

第二の結論として、「コア技術の内製 (Build) 」と「汎用探索基盤の SaaS 活用 (Buy) 」のハイブリッド戦略の有効性が挙げられる⁵。三井化学の化学構造式認識 AI エージェントや資生堂の処方開発 AI のように、業界固有の特殊処理や MI 領域では独自開発 (Build) が強力な武器となる一方、全社的な文書探索や Box・SharePoint 等の既存クラウドストレージ連携においては、進化の速い SaaS (Buy) を採用することが、導入スピード・コスト・最新技術

(GraphRAG や最新 LLM) への追随性のすべての面で極めて高い投資対効果をもたらす⁵。花王の事例は、大企業がセキュリティとガバナンスを担保しながら SaaS 型 RAG で全社展開を成功させるためのベストプラクティスを提示している⁵。

そして第三に、研究開発の現場は「検索」から「自律的探索 (Agentic Discovery) 」への不可逆なシフトを迎えている⁵。今後、研究開発の AI アシスタントは、人間がキーワードや緻密なプロンプトを入力して情報を引き出す受動的なツールから、研究員の曖昧な問題意識を起点に AI エージェントが自律的に複数分野の報告書・ナレッジグラフ・MI 数値データを横断調査し、新たな研究テーマの仮説を能動的に提示するパートナーへと進化する⁵。この環境下において、研究者に求められる最も重要な能力は「情報を探すスキル」ではなく、AI が結びつけた異分野の知見の断片から「本質的な問い (課題意識) 」を立て、新たな価値へと統合する構想力へとシフトしていくことは間違いない³。

引用文献

1. 製造業 R&D 分野における生成 AI 活用の現状と事例,
<https://yorozuipsc.com/uploads/1/3/2/5/132566344/b7101fa0dd19094d3825.pdf>
2. 生成 AI を新規用途探索の自動化や製造現場の技術伝承において活用開始,
<https://www.asahi-kasei.com/jp/news/2024/ze241209>
3. 生成 AI を研究開発に活用する方法とメリット！事例と進め方も紹介,
<https://ainow.ai/2026/06/23/278198/>
4. 花王、法人向け生成 AI 「ChatSense」を導入 - 研究部門全体で過去の,
<https://news.mynavi.jp/techplus/article/20261022-5172993/>
5. 花王、ChatSense を導入。膨大な「研究データ」を生成 AI で探索,
<https://chatsense.jp/case/kao>
6. 法人向け生成 AI 「ChatSense」を花王株式会社が導入 - PR TIMES,
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000427.000073671.html>
7. RAG の活用事例 13 選 | 部門・業界別の導入効果と成功のポイント,
<https://rimo.app/blogs/RAG13>
8. 生成 AI×検索システムによる「知識伝承の AI 化」ツール開発を開始,
<https://markezine.jp/news/detail/72918>
9. 国内熟練技術者の技術継承に向け、生成 AI を活用した暗黙知伝承,
<https://www.nttdata.com/global/ja/news/release/2024/060300/>

10. 資生堂は AI で何をしている？研究開発から接客まで広がる企業の AI 活用,
<https://note.com/nahouemura/n/n3b3870ad04f6>
11. 中外製薬株式会社 の導入事例 - Google Cloud,
<https://cloud.google.com/customers/intl/ja-jp/chugai>
12. 三井化学の R&D における生成 AI 活用の全体像,
<https://yorozuipsc.com/uploads/1/3/2/5/132566344/299c66c25a8128d68f31.pdf>
13. マテリアルズ・インフォマティクスが切り拓く材料開発の未来, <https://www.it-user.hitachi.co.jp/Download/?id=B4CDD8F2-D6D6-4C3B-B64E-C321DB89EA4F>
14. RAG AI エージェントとは？仕組み・特徴・従来 RAG との違いを, <https://blog.s-style.co.jp/2026/02/15326/>
15. 生成 AI からサプライチェーン最適化まで！主要消費財メーカー7 社に,
<https://www.members.co.jp/column/20251203-consumergoods-dx>
16. 化粧品開発におけるマテリアルズインフォマティクス (MI) の研究例,
<https://www.mi-seek.com/finishedproduct/cosmetics.html>
17. RAG AI エージェントとは？社内データと連携した次世代 AI 検索の,
<https://gbase.ai/blog/rag-ai-agent-guide-2026/>
18. 法人向け RAG サービス AI チャットボット - ChatSense,
<https://chatsense.jp/function/rag-chatbot-service>
19. 法人向け ChatGPT「ChatSense」 | 社内データ検索・セキュリティ,
<https://chatsense.jp/>
20. ChatGPT に独自の社内データを追加学習 | 自社専用 AI チャットボット,
<https://chatsense.jp/function/on-your-data>
21. 大企業向け RAG「ChatSense」、最大 1GB の巨大ファイルも AI 学習,
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000384.000073671.html>
22. ChatSense とは？機能、特徴やメリット - PRONI アイミツ SaaS,
<https://saas.imitsu.jp/cate-minutes-automatic/service/4295>
23. ChatSense の評判・口コミは？料金や導入メリットを解説, <https://www.aidma-hd.jp/ai/chatsense-hyoban/>
24. エンタープライズ生成 AI 基盤「ChatSense」、社内 RAG の利用具合,
<https://adv.tokyo-np.co.jp/prtimes/article187024/>
25. 企業向け AI 情報局 - ChatSense, <https://chatsense.jp/blog>
26. RAG×医療 AI：大規模言語モデルが変える医薬品情報の検索と活用, <https://iruyo.com/blog/rag-medical-ai/>
27. RAG の導入・活用事例 14 選！製造業・金融・教育分野・IT 業界等の, <https://ai-market.jp/purpose/rag-applications/>
28. 「100 年もハミガキを研究していると…」ライオンが社内情報を知り,
<https://diamond.jp/articles/-/336134?page=4>
29. ライオンが熟練者の勘所を文書化、生成 AI 検索で技術継承に挑む,
https://warpbizai.com/case_studies/435
30. ライオンの生成 AI の導入と人材育成について,
https://www.jil.go.jp/event/ro_forum/20260120/resume/02-report-yamaoka.pdf
31. RAG 機能のある対話型 AI「ChatAGC」を内製開発 業務に活用 AGC,
<https://taskhub.jp/magazine/interview/12555/>
32. RAG 活用事例 13 選！社内検索・顧客対応など活用場面別に解説,

- <https://www.knowledgeful.ai/plus/rag-usecases-enterprise/>
33. 旭化成の知的財産部門における生成 AI の活用,
<https://yorozuipsc.com/uploads/1/3/2/5/132566344/b080bc81bcaa0bf98e5d.pdf>
 34. 旭化成、全社的な生成 AI 活用で競争力強化とリスク低減を推進,
https://ledge.ai/articles/asahi-kasei_ai
 35. 三井化学、研究開発の文献調査を革新する生成 AI エージェントを開発,
https://jp.mitsuichemicals.com/jp/release/2026/2026_0302/index.htm
 36. 三井化学、研究開発の文献調査を革新する 生成 AI エージェントを開発,
<https://www.atpress.ne.jp/news/577766>
 37. 資生堂ジャパンが生成 AI 活用した独自のチャットボット導入,
<https://netshop.impress.co.jp/node/14868>
 38. 資生堂、100 年にわたる研究の蓄積と先進 AI 技術を融合し共創から,
<https://corp.shiseido.com/jp/news/detail.html?n=00000000003893>
 39. 中外製薬: RAG を用いた文書検索や人材育成 - Google Cloud,
<https://cloud.google.com/blog/ja/topics/customers/chugai-pharm-generating-ai-to-drive-operational-efficiency-and-value-creation>
 40. マテリアルズインフォマティクス (MI) とは? 仕組みと材料開発で,
<https://www.mi-seek.com/>
 41. エージェントリック RAG (Agentic RAG) とは? RAG の進化系譜と, <https://liber-craft.co.jp/column/agentic-rag>
 42. 化学業界の AI 活用事例 | 文献調査から研究開発まで生成 AI で進める方法,
<https://malna.co.jp/blog/chemical-industry-ai-adoption/>
 43. 化学・素材メーカーの AI 活用ガイド | 研究開発・SDS・品質業務を,
https://note.com/ai_worker/n/nf215eb42931e