



#201 「秘密のAIアシスタントが変える製薬の世界：750種のボット軍団と未来の研究室」（探究爆発デイズ#18）



久米村隼人@DATAFLUCT代表
2025年4月10日 22:32

1日1探求を発信していく探求爆発デイズ。起業家・経営者としての久米村の溢れ出す好奇心と探究心をAIフル活用により“爆発”させ、新たな智へたどり着くための探究シリーズです。

AIがフルで使えるなら、問いを持ったならリサーチ、リサーチ、リサーチ、そして、探究の森に迷い込む、そこで分かったことを思考のフレームワークに落とし込んでみます。

日々の疑問や興味をきっかけに、歴史、発明、イノベーション、テクノロジー、タブー、経営、サブカル、SFなど多彩なテーマを深掘りし、多面的な考えや意外な発見やアイデアが連鎖する“知的刺激”をお届けしています。

今回は、モデルナのAIに興味を持って、製薬業界のAI活用について調べみました。

▼ 目次

はじめに：製薬ラボに忍び寄る静かな革命

1.AI三種の神器：製薬業界を変える最新技術

大規模言語モデル（LLM）：言葉を理解し生成する頭脳

検索拡張生成（RAG）：最新知識を取り込む記憶装置

モデルナ（米国）：全社的なAIアシスタント軍団の衝撃

ロシュ（スイス）：社内秘密のGPT

サムスンバイオロジクス（韓国）：監査官を驚かせたチャットボット

アストラゼネカ（英国）：経営層を説得したAI戦略

すべて表示

白衣の研究者が顕微鏡を覗き込む隣で、もう一人の「同僚」が黙々と作業している—そのデジタルな同僚は、数百万の論文を一瞬で読破し、過去の全実験データを記憶し、次の研究ステップを提案する。24時間疲れを知らず、ケアレスミスもしない。

世界の製薬ジャイアントたちは今、この「秘密の同僚」—LLM（大規模言語モデル）、RAG（検索拡張生成）、AIエージェント—を競うように導入し、医薬品開発の未来を静かに、しかし急速に塗り替えてつつある。

モデルナ社では今、**750種類以上の専用AIアシスタント**が社員と共に働き、アストラゼネカでは臨床試験文書を自動解析するAIが「5年で20の新薬創出」という野心的目標を支える。一方で、学術界では人間の指示だけで化学合成を自律的に計画・実行する「ChemCrow」のようなAIエージェントが誕生している。

研究室の風景が、いま確実に変わりつつある。

はじめに：製薬ラボに忍び寄る静かな革命

「当直の研究者が夜中に出くわした困難な質問。過去のいくつもの実験レポートや論文の山から答えを探す代わりに、彼はタブレットを取り出し『mChat』に質問を投げかけた。数秒後、関連データと参考文献付きの回答が表示された—」

これは空想ではない。モデルナ社のある研究者の実体験だ。

製薬業界には今、目に見えない革命が忍び寄っている。顕微鏡やマイクロピペットといった伝統的な研究機器に加わる形で、デジタルな「知性」が研究の加速と変革を担いはじめているのだ。

大規模言語モデル（LLM）、検索拡張生成（RAG）、AIエージェントという三つの技術の融合が、創薬プロセスのあり方そのものを問い直している。

本稿では、世界の製薬ジャイアントたちの最前線の事例から、研究機関の最新成果、そして将来の展望まで、包括的に紐解いていく。

1.AI三種の神器：製薬業界を変える最新技術

まずは基本的な技術要素を整理しよう。今日の製薬業界で注目を集める三つの技術—LLM、RAG、AIエージェント—はそれぞれどのようなものなのか？



大規模言語モデル（LLM）：言葉を理解し生成する頭脳

大規模言語モデル（LLM）とは、膨大なテキストデータから学習し、人間のような自然な文章を理解・生成できるAIモデルだ。ChatGPTやClaude、Geminiといったサービスの中核技術である。研究者が「糖尿病治療薬の最新動向は？」と質問すれば、関連する文献や知識をもとに、構造化された回答を提供できる。また「この臨床試験プロトコルのドラフトを作成して」といった創造的なタスクも遂行できる。

製薬分野で特に重要なのは、専門的な医学・薬学用語や文脈を適切に理解できるかどうかだ。汎用モデルでは不十分な場合、専門データで追加訓練した「ドメイン特化型LLM」が用いられる。

検索拡張生成（RAG）：最新知識を取り込む記憶装置

検索拡張生成（RAG）は、LLMの最大の弱点である「最新情報や専門情報の欠如」を補う技術だ。質問に応じて関連する情報をデータベースから検索し、その結果をLLMの入力に追加することで、より正確で最新の情報に基づいた回答を生成できる。例えば、企業の内部文書（SOPや研究レポート、特許情報など）をデータベース化しておけば、「当社の化合物X-123に関する最新の安全性データは？」といった質問に、最新情報を踏まえて回答できる。

RAGの実装にはベクトルデータベースと呼ばれる特殊なデータベースが使われることが多く、LangChainやLlamaIndexといったフレームワークで構築するのが一般的だ。

AIエージェント：自律的に行動する実行部隊

AIエージェントは、LLMを中核に据えながら、外部ツールを使いこなし、複雑なタスクを自律的に実行できるシステムだ。

単なる質問応答を超え、情報収集、分析、意思決定、そして具体的な行動までを担う。製薬分野での一例が「ChemCrow」だ。このAIエージェントは、化学データベースの検索、分子設計、反応経路の予測、実験計画の立案などのツールを連携させ、研究者の指示に基づいて化学合成の全工程をガイドする。「昆虫忌避効果のある化合物を設計して」という指示一つで、候補分子の提案から合成経路の検討、必要な試薬の選定まで、一貫したサポートを提供できるのだ。

これらの技術は単体でも強力だが、組み合わせることでさらに大きな価値を生み出す。例えば、専門分野で訓練したLLMを中核に、社内文書へのRAGを実装し、さらに各種解析ツールと連携させるAIエージェントを構築すれば、製薬研究の強力な「デジタル同僚」となりうる。

ではこれらの技術が、具体的にどのように製薬の現場に導入されているのか？主要企業の事例を見ていこう。

2.モデルナからサムスンまで：世界の先進事例

モデルナ（米国）：全社的なAIアシスタント軍団の衝撃



mRNA医薬品のフロントランナー、モデルナ社の取り組みは、その規模と浸透度において際立っている。

2023年初頭、モデルナはOpenAIと協業し、社内向けAIチャットボット「mChat」を全従業員に展開した。驚くべきことに、**導入からわずか数ヶ月で全従業員の80%以上**が日常的に利用するという高い浸透率を達成している。

「当初は実験的に導入したmChatが、いつの間にか研究者たちの必須ツールになっていた」とモデルナのCIOは語る。

その一例が「Dose ID GPT」だ。このAIは治験チームが選定したワクチン投与量データを解析し、基準に照らした適正理由を自動生成する。従来なら研究者が何時間もかけて文献を調査し、データを分析し、報告書を作成していた作業が、今や数分で完了する。

AIが提案した根拠を研究者が最終確認するという「AI支援・人間決定」のワークフローにより、意思決定の質を維持しながらスピードと効率を劇的に向上させているのだ。

ロシュ（スイス）：社内秘密のGPT

スイスの製薬大手ロシュは異なるアプローチを選んだ。同社は公開AIサービスを利用する代わりに、****社内向けの大規模言語モデル「RocheGPT」****を独自開発した。

外部クラウドにデータを送信せず、社内に閉じた環境で運用することで、機密性の高い研究データや患者情報を安全に扱うことを優先したのだ。

このRocheGPTは、科学論文や臨床試験レポートを解析し、治療法や患者データに関する構造化情報を自動抽出する能力を持つ。研究者が「心不全治療薬Xと腎機能障害の関連性は？」と質問すれば、関連する臨床データや論文情報を瞬時に集約して回答する。

ロシュのデジタルトランスフォーメーション担当者によれば、「RocheGPTを使う目的は、研究者を置き換えることではなく、彼らの『スーパーパワー』として機能させることだ」という。単なる効率化ツールではなく、研究者の創造性と専門性を増幅する「知的増幅器」と位置づけているのだ。

サムスンバイオロジクス（韓国）：監査官を驚かせたチャットボット

バイオシミラーや医薬品製造受託で知られる韓国のサムスン・バイオロジクス社の事例は、RAG技術の実用的な応用として注目に値する。

同社は、規制当局や取引先からの監査対応という、製薬業界特有の課題に対してAIソリューションを開発した。具体的には、**社内のSOP（標準作業手順書）や品質記録の膨大な文書から迅速に回答を得るためのチャットボット**だ。

このシステムは独自の大規模言語モデル（SR-LLM）とベクトルデータベースを組み合わせたRAG構成を採用している。ユーザが「生物学的製剤Xの製造工程における温度管理基準は？」と質問すると、システムは関連文書をベクトル検索で特定し、その内容を基にAIが回答を生成する。

興味深いのは、この実装過程での工夫だ。同社は韓国語の質問を英語に翻訳してから処理するという一見迂遠なアプローチを採用している。これは「英語の方がAIモデルの応答精度が高い」という実用的な理由からだ。また、社内特有の略語を自動的に展開するプリプロセッシングも導入している。

従来は担当者が何日もかけて手作業で探していた監査対応の回答準備が、今や数分で完了する。しかも回答には出典ページも添付されるため、根拠の確認も容易だ。「初めてシステムを使った監査対応で、監査官を驚かせた」というエピソードも報告されている。

アストラゼネカ（英国）：経営層を説得したAI戦略

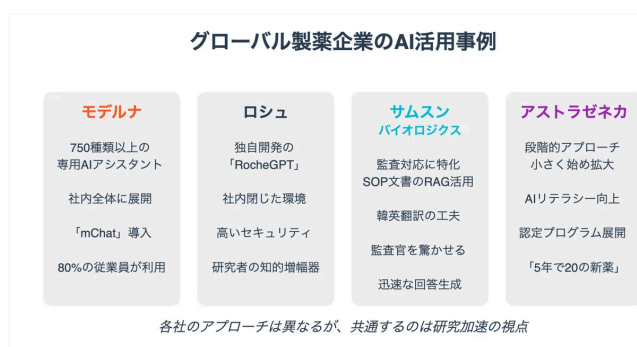
英アストラゼネカ社の戦略は、トップダウンとボトムアップを巧みに組み合わせた点で参考になる。

同社のジェネレーティブAI導入は、「まず小さく始め、成果を示しながら拡大する」という段階的アプローチを取った。最初から全社展開するのではなく、経営陣に可能性を示すPoCを重ね、戦略策定後に優先度の高い領域から導入を開始したのだ。

具体的な初期ユースケースとして、**CT画像の3次元位置特定を支援するAIアシスタント**、**臨床試験文書から知見を抽出する知識検索ツール**、そして**医療ライターと共同開発した「インテリジェント治験プロトコル作成支援」ツール**が挙げられる。

特筆すべきは、技術導入と並行して「生成AIリテラシー向上のための認定プログラム」を全社展開している点だ。AI技術を理解し、適切に指示を出せる社員を増やすことで、技術の受容と効果的な活用を促進している。

同社の生成AIリードは「5年で20の新薬創出」という目標達成に向け、AIが重要な役割を果たすと語っている。単なるコスト削減や効率化ではなく、イノベーション加速の手段としてAIを位置づけている点が、企業文化の変革にもつながっているようだ。



各社の技術スタック比較

これらの先進企業の取り組みを技術スタックの観点から整理すると、以下のような傾向が見えてくる。

企業・国	主な導入領域・用途	技術スタック・フレームワーク例	確認されている効果・インパクト
Moderna（米）	社内情報検索、データ分析支援（mChat）	GPT-4（ChatGPT Enterprise）、専用GPTエージェント（750+）	80%以上の従業員利用、ワクチン投与量選定の迅速化・根拠提示
Roche（スイス）	研究文献・試験レポート解析（RocheGPT）	社内LLM（GPTベースカスタム）、機密データ保護	膨大な論文からの情報抽出自動化、知識共有促進、研究者の「スーパーパワー」化（生産性向上）
Sanofi（仏）	新薬候補探索、創薬パイプライン短縮	GPT-4（OpenAI API）、Formation Bio連携、専用AIモデル開発	創薬AIラボ共同設立、臨床試験デザイン最適化・分子創出への応用期待、開発期間短縮・コスト削減目標
Samsung Biologics（韓）	規制当局・顧客監査対応 Q&A効率化	独自LLM（SR-LLM）、RAG（ベクトルDB、LangChain類似）、Brity Automation	社内文書からの回答自動生成、監査対応工数大幅削減、回答と出典の同時提示による信頼性確保
AstraZeneca（英）	画像解析支援、文書知見抽出、プロトコル作成支援	GPT系LLM、カスタムAIアシスタント、社内クラウド統合	複数領域でPoC成功、経営層支持の下で全社展開計画、研究開発プロセス全体の短縮目標、AIリテラシー教育実施

各社とも、業務時間の短縮、コスト削減、意思決定の質向上といった具体的成果を報告している。また、社内データのセキュリティ確保やモデルの信頼性担保など、製薬業界特有の課題に対する工夫も凝らしている。

GPT-4などの商用モデルをそのまま使うケースと、独自LLMを開発するケースに二分される傾向があるが、近年は両者のハイブリッド（一般的な質問は商用モデル、機密性の高い内容は社内モデル）というアプローチも増えているという。

4.AI研究最前線：次に来るブレイクスルー

製薬企業の実用化事例が増える一方、アカデミアや研究機関では次世代技術の開発が活発だ。ここでは特に注目すべき研究領域と最新成果を見ていこう。

医療ガイドラインを学んだLLM

医療分野での大きな課題の一つは、AIが最新の治療ガイドラインや専門知識を確実に反映することだ。この課題を解決する手法として、RAGの有効性を検証した研究が2024年のnpj Digital Medicine誌に発表された。

研究チームは周術期診療ガイドラインをLLMに組み込み、患者の手術適合性判断を行うパイプラインを開発。その結果、ベースモデルと比較してRAG導入後は回答の正確性が大幅に向上したことが報告されている。

「LLMを再訓練せずとも、RAGによって専門知識を注入できる点が革新的だ」と研究者は語る。つまり、AIモデルをゼロから作り直すことなく、最新ガイドラインが発表されるたびにデータベースを更新するだけで、常に最新知見を反映した回答が得られるのだ。

この技術は、日々更新される医療知識に対応する必要がある製薬研究において、特に価値が高いと考えられている。

生物医学特化モデル「BioGPT」の衝撃

Microsoft Researchが開発した「BioGPT」は、数百万件の生物医学論文から学習した生成型言語モデルだ。一般的な言語理解に加え、専門的な生物医学用語や概念、文献形式に特化した理解力を持つ。

MicrosoftはBioGPTについて「バイオ医療研究の質疑応答で人間と同等のパリティに達した」と発表しており、複雑な生物学的メカニズムの説明や、疾患と創薬ターゲットの関連分析などのタスクで高い性能を示している。

特筆すべきは、BioGPTがオープンソースで公開され、研究コミュニティによる改良が進んでいる点だ。製薬企業や研究機関は、このベースモデルを自前のデータで微調整することで、より専門性の高いAIアシスタントを低コストで構築できる。

「専門分野に特化したオープンソースモデルは、中小規模の製薬企業や研究機関にとって、AI活用の門戸を広げる可能性がある」と専門家は指摘する。

化学を操るAIエージェント「ChemCrow」

最も未来を感じさせる研究の一つが、2024年にNature Machine Intelligence誌で発表された化学合成特化AIエージェント「ChemCrow」だ。

ChemCrowはGPT-4を中核とし、化学反応予測ツール、データベース検索、分子プロパティ計算など**18種もの専門ツールを統合**したシステムだ。そのユニークな点は、一連の化学実験を自律的に計画・実行できることにある。

実際の応用例として、ChemCrowは昆虫忌避剤や有機触媒の合成を自律的に提案・設計した。研究者が「ナチュラルな蚊忌避剤を作りたい」という簡単な指示を与えただけで、候補分子の提案からその合成経路の詳細設計まで、一貫したサポートを提供したのだ。

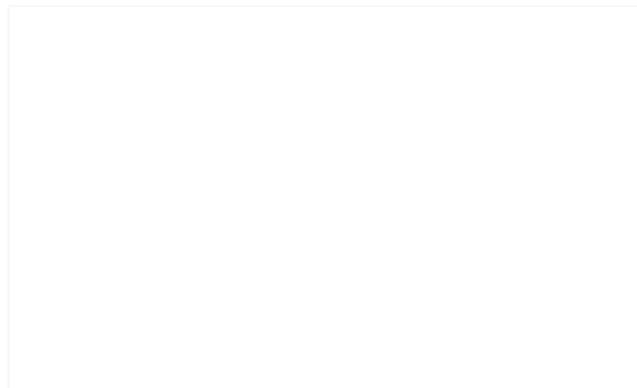
化学の専門家による評価でも、ChemCrowの提案は実用に耐えるレベルと確認されており、熟練研究者の支援だけでなく、非専門家の参入ハードルも下げる可能性が示されている。

「10年前なら、化学合成を自律的に計画するAIなど、SFの世界の話だった」と研究者の一人は語る。「しかし今やそれが現実になりつつある。研究者の創造性とAIの計算能力が組み合わせることで、創薬研究は新たな次元に進化するだろう」

これらの研究成果は、すぐに全ての製薬企業で活用されるわけではないが、未来の研究スタイルを先取りしたものだ。すでに大手製薬企業の中には、これらの技術の一部を取り入れた社内プロジェクトを始動させているところもあるという。

ここで、特に製薬分野で重要性が高まっているRAG（検索拡張生成）技術について、もう少し掘り下げてみよう。

RAGの仕組み：AIの記憶力を拡張する技術



RAGは単純化すると、「AIの質問応答能力」と「データベースの検索能力」を組み合わせた技術だ。これにより、AIモデル自体が学習していない情報（例：最新の研究論文、社内文書、個別患者データなど）も参照して回答できるようになる。

一般的なRAGパイプラインは以下のステップで動作する：

1. **クエリ分析**: ユーザーの質問を理解し、検索に適した形に変換する
2. **ベクトル検索**: 質問の意味を捉えたベクトルを使って関連文書を検索
3. **コンテキスト構築**: 検索結果からの情報をLLMへの入力に追加する
4. **回答生成**: 追加情報を考慮しつつLLMが回答を生成
5. **引用・出典提示**: 回答の根拠となった情報源を明示する

サムスンバイオロジクスの事例では、このパイプラインに興味深い工夫が加えられていた。例えば、複雑な表を含む文書の効果的な分割方法や、検索アルゴリズムの最適化（MP-Net + DPRの組合せによる検索精度向上）などだ。

「RAGの本質は、LLMの想像力を抑制し、事実に基づいた回答を引き出すことにある」と専門家は説明する。つまり、LLMが勝手に情報を創作するのではなく、確かな根拠に基づいて回答するよう制御するのだ。

製薬業界でのRAG活用シナリオ

製薬業界におけるRAGの具体的な活用シナリオには、以下のようなものがある：

規制文書ナビゲーター: FDA/PMDAのガイドライン、社内SOPなど膨大な規制文書を索引化し、「この

臨床試験知識ベース: 過去の自社・他社の臨床試験データを検索可能にし、「類似の化合物でこの副作用が出たケースは？」といった問いを分析する。

研究論文アシスタント: 最新の学術論文を常にインデックス化し、「このターゲットに対する最新の研究アプローチは？」といった質問に答える。

化合物データベース探索: 社内の化合物ライブラリーを検索し、「この標的に対して高い親和性を示す化合物は？」といった探索をサポートする。

これらのシステムにより、これまで研究者が何日もかけて行っていた情報収集や初期分析が、数分で完了するようになる。そして単なる時間短縮以上に重要なのは、こうしたシステムが「見落とし」のリスクを減らすことだ。人間なら見逃すかもしれない関連情報も、網羅的に検出できる可能性がある。

RAG実装の現実的課題

しかし、RAGの導入には乗り越えるべき課題もある。

データの質と前処理: 単にデータをインデックス化するだけでは不十分だ。文書の適切な分割、メタデータの付与、不要な情報の除去など、前処理の質がRAGの性能を大きく左右する。

専門用語・略語の取り扱い: 製薬業界は専門用語と略語が飛び交う世界だ。これらを適切に展開・解釈しないと、検索精度が低下する。

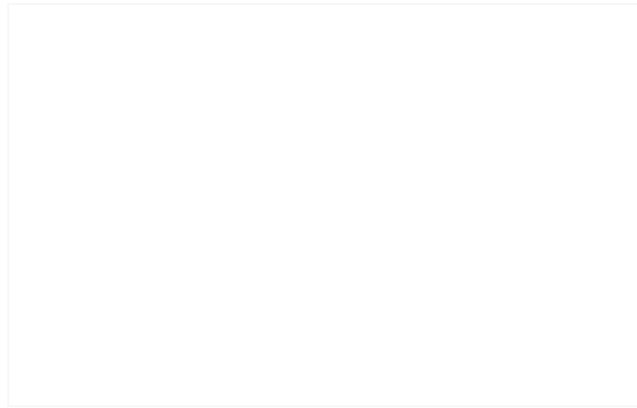
バージョン管理: 規制文書や臨床プロトコルは頻繁に更新される。古い情報を参照しないよう、適切なバージョン管理が不可欠だ。

データセキュリティ: 機密性の高い研究データや患者情報を扱う場合、RAGシステムのセキュリティ確保は最重要課題となる。

サムスンバイオロジクスの事例では、こうした課題に対する具体的な解決策も提示されていた。例えば、文書分割の最適化（文脈を損なわない分割サイズの決定）や、専門用語の自動展開処理など。こうした地道な工夫の積み重ねが、実用的なRAGシステムの構築には不可欠となる。

6. 製薬AIの課題と解決策：成功への道筋

製薬業界でのAI活用には、他業種には見られない独自の課題が存在する。それらを理解し、適切に対処することが成功の鍵だ。



データセキュリティと規制対応

製薬企業が扱うデータは極めて機密性が高い。創薬ターゲット、治験データ、患者情報、製造レシピなど、競争優位や患者プライバシーに直結する情報だ。

この課題に対して、企業は様々な対策を講じている：

- **オンプレミス/プライベートクラウド展開**: 機密データが外部に漏れないよう、社内環境でAIを運用
- **独自LLMの開発**: 公開モデルではなく、社内データで訓練した独自モデルを使用
- **データ匿名化**: 個人情報を匿名化してからAIに提供
- **アクセス制御**: ロールベースでAIシステムへのアクセス権を制限
- **監査証跡**: AIとの全やり取りをログとして記録

ロシュの「RocheGPT」は、こうした対策を施した社内向けモデルの好例だ。社外の一般LLMに機密情報を送信するリスクを避けつつ、AIの恩恵を享受するアプローチとして注目されている。

「公開AIサービスの使用を全面禁止した製薬企業もあれば、適用範囲を厳密に制限しつつ活用する企業もある」と業界アナリストは指摘する。「どちらのアプローチが最適かは、企業の規模や文化、取り扱うデータの性質によって異なる」

AIの信頼性と説明責任

医薬品開発では、意思決定の根拠を明確に説明できることが極めて重要だ。規制当局への申請や内部の品質管理において、「なぜこの判断に至ったか」を明示できなければならない。

ここでAIの「ブラックボックス」問題が立ち上がる。特にLLMは、なぜその回答に至ったのかの説明が難しい。

この課題への対応として、以下のようなアプローチが取られている：

- **確信度スコアの導入:** AIがどの程度確信を持って回答しているかを数値化
- **人間による最終確認:** AIは提案を行うが、最終判断は人間が行う体制の確立

モデルナの例では、「Dose ID GPT」が提案した投与量選定理由を、最終的には専門家チームが確認する仕組みになっている。AIが判断の質とスピードを高め、人間が説明責任を果たすという役割分担だ。

「AIを『意思決定者』としてではなく、『優れた情報提供者』として位置づけることで、説明責任の問題は大きく軽減される」と専門家は話す。

組織文化とAIリテラシー

技術面の課題だけでなく、人間側の課題も見逃せない。優れたAIツールを導入しても、ユーザーがその価値を理解し、効果的に活用できなければ意味がない。

アストラゼネカの事例で注目すべきは、技術導入と並行して「生成AIリテラシー向上のための認定プログラム」を全社展開している点だ。AIの基本原則から効果的なプロンプト作成法、結果の評価方法まで、段階的に教育している。

また、モデルナでは「AI活用チャンピオン」と呼ばれる各部門のリーダーを任命し、部門内でのAI活用を促進・支援する体制を整えている。

「AIツールの単純さと使いやすさも重要だ」と業界コンサルタントは指摘する。「どんなに高性能なAIでも、インターフェースが複雑では日常的に使われない。モデルナの成功の一因は、AIツールの使いやすさにこだわったことにある」

アジャイル開発と段階的展開

AI導入のもう一つの鍵は、大規模な全社展開を一気に行うのではなく、小さく始めて段階的に拡大していく「アジャイル」なアプローチだ。

アストラゼネカの例では、まず経営陣にAIの可能性を示すPoCを重ね、戦略を策定した上で価値創出が見込める領域から導入を始めている。

具体的なステップとしては：

1. **探索段階:** 少数のユーザーによるPoC実験で可能性を検証
2. **パイロット段階:** 特定部門での限定的な導入と効果測定
3. **拡大段階:** 成功事例を基に他部門へ展開

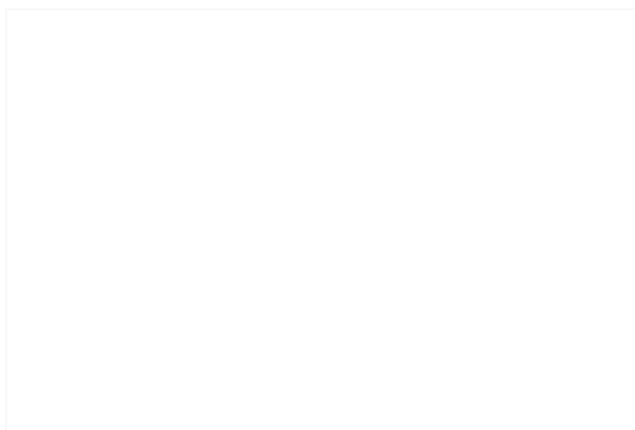
「失敗から学ぶ文化も重要だ」とある製薬企業のデジタル変革責任者は語る。「我々は最初、あまりに複雑なAIアシスタントを作ろうとして失敗した。そこから『まずはシンプルな機能から始め、ユーザーフィードバックを基に進化させる』というアプローチに切り替えたことで、導入が加速した」

7. 製薬研究者の未来：AIとの共存モデル

これらの技術の発展は、製薬研究者の仕事のあり方そのものを変える可能性がある。未来の研究室では、人間とAIがどのように協働するのだろうか？

研究プロセスの変容

従来の研究プロセスとAI時代の研究プロセスを比較してみよう。



文献調査の変容: かつて研究者は最新動向を把握するために膨大な時間を費やした。現在は、AIが数千の論文から関連情報を抽出し、要約・整理してくれる。研究者は個々の論文の詳細を追う前に、全体像を素早く把握できるようになった。

実験計画の高度化: 従来は経験と直感に頼っていた実験設計が、今やデータドリブンに変わりつつある。AIは過去の実験データや公開論文から最適な条件を提案し、予想される結果をシミュレーションする。試行錯誤の回数が劇的に減り、成功確率が高まる。

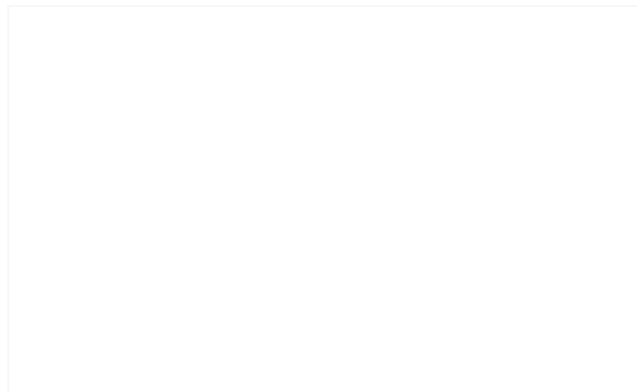
データ解析の深化: 複雑なデータセットからパターンを見出す能力はAIの強みだ。人間が見落としがちな微妙なシグナルや非線形な関係性を検出し、新たな仮説立案をサポートする。

知識創造の加速: 異分野の知見を組み合わせた創造的発想もAIが支援する。例えば物理学の原理を生物学的現象に応用するような、分野横断的なアイデア創出が促進される。

「AIは研究者の『外部脳』として機能し始めている」と神経科学者でAI研究者でもあるS博士は語る。「記憶や計算、パターン認識といった能力をAIに委託することで、研究者は創造的思考や批判的判断に集中できるようになる」

研究者に求められる新たなスキル

こうした変化は、研究者に求められるスキルセットも変えつつある。



AIリテラシー: AIの基本的な仕組みや限界を理解し、適切に指示を出せるスキルが必須となる。プロンプトエンジニアリングや結果の評価など、AIと効果的に協働するための知識が求められる。

批判的思考: AIの出力を鵜呑みにせず、科学的に検証する姿勢がより重要になる。モデルの弱点や潜在的なバイアスを見抜き、必要に応じて修正や補完を行う判断力が求められる。

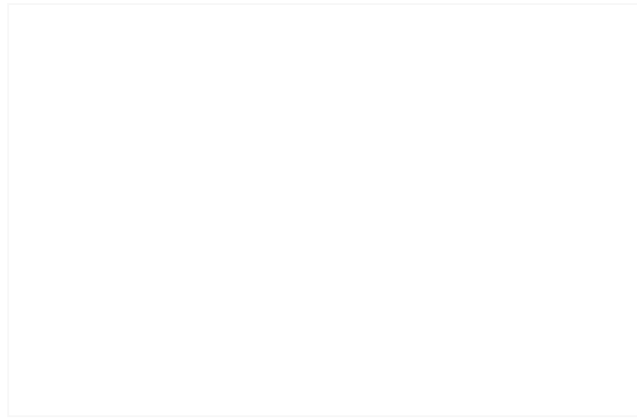
創造的問題設定: AIがルーチンワークを担うようになれば、「何を問うべきか」という問題設定こそが研究者の核心的な価値になる。未解決の重要課題を見極め、革新的な切り口で問いを立てる能力が一層重視されるだろう。

学際的視点: 単一分野の深い専門性だけでなく、関連分野を横断する広い視野が価値を持つ。AIが提示する分野間の意外な接点を捉え、発展させられる柔軟な思考が強みとなる。

「若手研究者には、専門分野の知識だけでなく、データサイエンスとAIの基礎を学ぶことを強く勧めている」と、ある大学の薬学部長は語る。「未来の製薬研究は、分子生物学とAIの二つの言語を流暢に話せる人材が主導するだろう」

研究室の未来像

では、10年後の製薬研究室はどのような姿になっているだろうか？



AIデジタルツイン: 各研究者は個人専用のAIアシスタントを持ち、それが研究者の思考パターンや専門知識を学習していく。まるで「デジタルツイン（分身）」のように研究者の思考を増幅し、長期的な研究文脈を理解する。

自律実験システム: AIエージェントが実験計画を立案し、ロボット実験装置が実行、結果をAIが解析して次のステップを提案する「閉ループ」システムが一般化。人間研究者は実験戦略の大枠決定と結果の最終解釈に集中する。

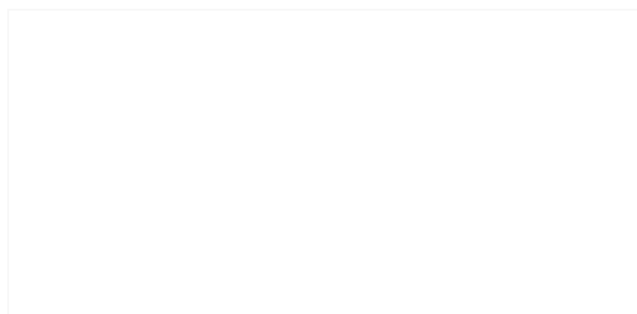
知識ネットワーク: 個々の研究プロジェクトのデータや洞察が、プライバシーを保ちつつも組織全体の知識ネットワークに統合され、集合知を形成する。似た課題に取り組む研究者間で、暗黙知が自動的に共有される仕組みが生まれる。

ハイブリッド会議: 研究ディスカッションに、その場で関連データを可視化し、サイエンティフィックな仮説の検証をリアルタイムで行うAIが参加する。「このアイデアを裏付ける先行研究は?」「この仮説を検証するには?」といった問いに即座に答え、議論を深める。

「このようなハイブリッド研究環境は、すでに一部の先進的な製薬企業の研究所で実現しつつある」と業界アナリストは指摘する。「完全な実現にはまだ時間がかかるが、方向性は明確だ」

8.日本の製薬企業の現状と戦略

グローバルでは急速に進むLLM・RAG・AIエージェントの製薬業界への導入だが、日本企業の動きはどうか？そして今後どのような戦略が有効なのか？



日本企業の現状

欧米や韓国の製薬企業と比較すると、日本企業の公表されている大規模な導入事例はまだ限られている。しかし、多くの企業が内部的なPoC（概念実証）や小規模パイロットを実施中とされており、数年以内に本格的な導入事例が増えてくると予想される。

日本企業が直面する特有の課題としては、以下のような点が挙げられる：

日本語モデルの課題: 医学・薬学分野の日本語に特化したLLMの性能がまだ十分ではない。日本語の専門用語や文脈理解、特に漢字と英語の混在した専門文書の処理に課題がある。

規制解釈の不確実性: AI活用に関する日本の規制当局の明確な指針が不足している。特に医薬品承認申請でのAI活用やAI支援による意思決定の位置づけが不明確だ。

人材確保の困難: AI/ML専門知識と製薬専門知識を併せ持つ人材が極めて少ない。また、海外と比較して競争力のある待遇を提示するハードルも高い。

組織文化の保守性: 伝統的に保守的とされる日本の製薬企業文化が、AI導入に伴う業務変革への抵抗につながりやすい。

「日本の製薬企業は技術的能力は高いが、組織変革のスピードが課題になっている」と製薬業界のコンサルタントは分析する。「少数の先進企業がブレイクスルーを起こせば、業界全体が一気に動き出す可能性はある」

日本企業に適した戦略

これらの課題を踏まえ、日本の製薬企業にとって有効と考えられる戦略を考えてみよう。

ニッチから始める: 全社的な導入より、特定の高価値な業務領域（例：論文調査、規制文書分析など）から導入を始め、成功事例を積み上げる。

日本語データでの特化型モデル開発: BioGPTのような公開モデルを基盤に、日本語の医学・薬学文献で微調整した独自モデルを開発する。

産学連携の活用: 国内大学や研究機関とのコラボレーションにより、アカデミアのAI専門知識と企業の製薬ノウハウを組み合わせる。

段階的展開と教育の両輪: 技術導入と並行して、アストラゼネカのように社内AIリテラシー教育を体系的に実施する。

中小製薬企業のコンソーシアム型アプローチ: 単独では投資が難しい中小企業が共同でAIプラットフォームを開発・運用する取り組みも有効だ。

「日本の製薬企業は『ガラパゴス的な独自進化』ではなく、グローバルの先進事例を学びつつ、日本の強み（品質へのこだわり、緻密な業務プロセス）を活かしたアプローチを模索すべきだ」と専門家は助言する。

先行企業の取り組み

いくつかの日本企業では、すでに興味深い取り組みが始まっている。

研究論文分析の効率化: 大手製薬企業Aでは、研究開発部門を中心に生物医学論文の自動要約・分析システムを試験導入。研究者の文献調査時間が約30%削減されたという。

規制文書のRAG実装: 製薬企業Bでは、PMDA/FDAガイドラインや社内規制文書をベースにしたRAGシステムを構築。薬事部門の問い合わせ対応時間の大幅短縮に成功している。

創薬AI研究所の設立: 複数の企業が、AI創薬に特化した研究所や専門部署を新設。特に計算化学と生成AIを組み合わせた新規分子設計に成果が出始めているという。

これらの取り組みはまだ小規模ながら、確実に成果を上げ始めている。「日本企業は『静かなる革新者』として、派手な発表は少ないものの、着実にAI活用を進めている」と業界ウォッチャーは指摘する。

結論：製薬×AIの未来展望

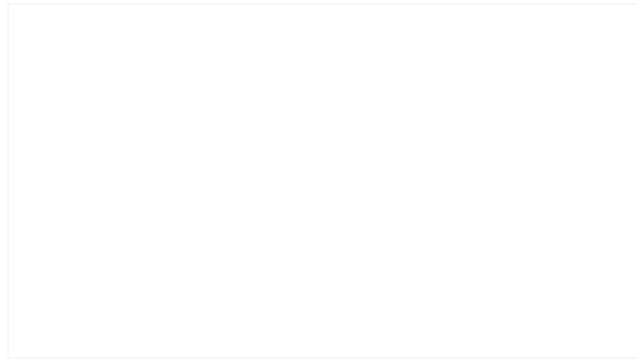
本稿では、LLM・RAG・AIエージェントが製薬業界にもたらす変革について多角的に考察してきた。最後に、これらの技術がもたらす未来展望をまとめよう。

創薬プロセスの変革

従来10年以上かかると言われてきた新薬開発のタイムラインは、AIの活用により短縮される可能性がある。特に初期段階の「標的探索」や「ヒット化合物同定」、そして臨床試験設計の最適化において、AIの貢献度は高い。

「AIが全ての創薬プロセスを自動化するわけではない」と専門家は指摘する。「むしろ、人間の創造性とAIの計算能力を組み合わせた『増強型創薬』が新たなモデルになるだろう」

モデルナの例にあるように、AIによる意思決定支援と人間による最終判断という役割分担が、スピー



知識労働の未来形

製薬研究だけでなく、開発、薬事、マーケティングなど製薬業界の幅広い知識労働も変容しつつある。反復的で時間のかかるタスクをAIが担うことで、人間はより創造的・戦略的な業務に集中できるようになる。

「AIは単なる自動化ツールではなく、人間の能力を拡張する『認知的パートナー』になりつつある」と未来研究者は語る。「文献調査や初期データ解析といった『情報処理』から解放された研究者は、より『意味の創造』に力を注げるようになる」

この変化に適応できる組織とそうでない組織の差は、今後ますます広がっていくだろう。

グローバル競争の新たな軸

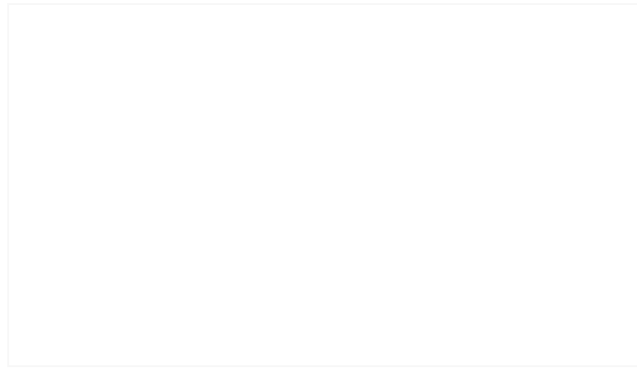
製薬業界のグローバル競争においても、AI活用の巧拙が新たな競争軸となりつつある。単なる研究開発予算の大きさだけでなく、いかに効率的にAIを活用できるかが、未来の製薬企業の勝敗を分けるかもしれない。

モデルナやアストラゼネカのような、比較的若い企業やアジリティの高い組織が先行していることは示唆的だ。既存の大手製薬企業も、スタートアップとの提携や内部変革を通じて追随しようとしている。

日本企業にとっても、グローバル競争力維持のためにAI戦略は避けて通れない課題となるだろう。

未来へのロードマップ

最後に、製薬企業がAI活用を進めるための実践的ロードマップを提案したい。



短期（1-2年）：

- 特定業務領域でのPoC実施と効果検証
- 社内AIリテラシー教育の体系化
- データインフラの整備（文書のデジタル化、構造化など）

中期（3-5年）：

- 部門横断的なAI活用戦略の策定
- RAGシステムの本格展開と業務フロー再設計
- 専門分野特化型の社内LLM開発

長期（5-10年）：

- 自律型AIエージェントによる研究支援の実現
- 人間-AI協働を前提とした組織構造の再構築
- 新たな創薬モデルの確立

「最も重要なのは、技術導入と人材育成、組織変革を三位一体で進めることだ」と成功事例を持つ企業の責任者は語る。「どれか一つが欠けても、AIの真の価値は引き出せない」

研究室のホワイトコートを着た研究者と、デジタルな「同僚」が協力して医薬品イノベーションを加速する時代は、もはや遠い未来の話ではない。その波に乗るか、取り残されるか—製薬企業にとって、今がまさに岐路といえるだろう。

参考資料

1. [Moderna and OpenAI Collaborate To Advance mRNA Medicine](#)

4. [Case Study: Samsung Biologics Automates Generative AI-Based Works](#)
5. [AstraZeneca Scaling Up Use of Generative AI to Help Reach 2030 Ambitions](#)
6. [Retrieval augmented generation for large language models in assessing medical fitness](#)
7. [Evaluating base and retrieval augmented LLMs with document support for evidence based neurology](#)
8. [AI chatbots in pharmacy: a brave new world or looming threat?](#)
9. [What is BioGPT and what does it mean for healthcare?](#)
10. [Emerging opportunities of using large language models for drug discovery](#)
11. [Augmenting large language models with chemistry tools](#)
12. [AgentBench: Evaluating LLMs as Agents](#)
13. [Generative AI in pharma: Moving beyond hype and into widespread adoption](#)
14. [Two Years of AI Learning: Streamlining Clinical Trials](#)
15. [Artificial Intelligence for Drug Development - FDA](#)
16. [FDA Issues New Recommendations for Use of Artificial Intelligence](#)
17. [Upskilling employees in the age of AI Supporting](#)

この記事はnoteマネー[[**Moderna, Inc.**](#), [**AstraZeneca PLC ADR**](#)]にピックアップされました

