

The **Beyond Disciplines** Collection

AI for Science の動向 2026

— AI トランスフォーメーションに伴う科学技術・イノベーションの変容 —

Trends in AI for Science: 2026:

How AI Transformation Is Reshaping Science, Technology, and Innovation

- ✓ 本報告書は、科学研究に AI を活用する「AI for Science」について調査し、2025 年末時点の動向をまとめたものであり、2026 年 2 月に JST-CRDS より発行予定の内容である。
- ✓ 文部科学省第 45 回情報委員会（2026 年 1 月 14 日開催）の時点では、本報告書原稿は未定稿であり、発行までに内容の一部修正・変更等を伴うものである。

エグゼグティブサマリー

本報告書は、科学研究に AI を活用する「AI for Science」について調査し、2025 年末時点の動向をまとめたものである。

人工知能（Artificial Intelligence：AI）の発展とその活用は、産業構造や社会システムのあり方を大きく変えつつある。AI 技術が社会のあらゆる領域に浸透するなか、デジタルトランスフォーメーション（DX）は、次なる飛躍したステージ、AI トランスフォーメーション（AI Transformation：AX）へと移行しつつある。

こうした潮流は、科学研究（Science）にとっても例外ではない。AI は研究プロセスのあらゆる段階に入り込み、仮説生成、実験工程、データ解析、知識統合の方法を変革し、新たな科学的発見が生まれる速度と量を飛躍的に高めつつある。科学研究はこれまでの歴史において、第 1 のパラダイム（経験科学／実験科学）、第 2 のパラダイム（理論科学）、第 3 のパラダイム（計算科学）、第 4 のパラダイム（データ駆動科学）の、4 度のパラダイムシフトを経験してきた。今、科学研究における AX、すなわち「AI for Science」は、これらに続く「第 5 のパラダイム」の幕開けとされる。第 5 のパラダイムは、AI を基盤として 4 つのパラダイムを結合・再編成し、科学のあり方そのものを根底から変容させる可能性を持つ。

本報告書は、全 5 章で構成している（図 1）。



図 1 本報告書の流れ

第 1 章ではまず、科学研究における AX の背景を整理し、政策動向も踏まえて AI for Science の枠組みを整理する。特に、科学研究への AI の活用（＝「AI for Science」；「AI → 科学研究」）と、AI 研究への科学研究の貢献（＝「Science for AI」；「科学研究 → AI」）が有機的に連携し、一体的な取り組みが駆動されていく姿を想定する。さらに、AI for Science をより広く捉え、AI が科学技術・イノベーションエコシステムそのものを変容させつつある点も視野に入れる。続いて、AI for Science に関連する論文統計データを分析し、AI 関連論文数の動向から世界における日本の立ち位置を見るほか、国内外の政策動向を一覧し、各国の方針や戦略を明らかにする。

第 2 章から第 4 章では、AI for Science に関する具体的な研究動向をまとめる。第 2 章では AI for Science の全体像を整理した上で、研究分野に共通した動向に注目し、研究主体や研究環境といった AI for Science

を進める上での考慮点を論じる。知識・データ基盤やAI基盤モデルなどのAI研究基盤、さらにAI for Scienceが科学に与える影響と、それら自体を研究対象として取り扱う科学（メタサイエンス）を取り上げる（図2）。第3章では、研究分野別に、各分野へAIがもたらす貢献や進展の方向性（AI → 各分野）について、ライフサイエンス分野、マテリアル分野、環境・エネルギー分野、情報科学分野の動向を紹介する。続く第4章では逆に、研究分野別にAIへの各分野からの貢献（各分野 → AI）について、特に半導体や計算基盤、知識・データ基盤、基盤モデルなどの研究開発への貢献を紹介する。

最後に第5章では、第1章から第4章までの知見や動向を総括し、今後も一層の変化が予想されるAI for Scienceの推進に向けた、政策デザインへの示唆を論じる。以上を通じ、科学研究プロセス、AI研究基盤、社会実装、メタサイエンスを一体的に検討し、機動的・相互補完的に動きながら、科学研究のダイナミックな変容と進化を後押ししていくかたちを議論する一助としたい。



図2 AI for Science の全体像

Executive Summary

This report investigates “AI for Science,” referring to the application of artificial intelligence (AI) in scientific research, and provides an overview of the latest trends as of late 2025.

The development and application of AI are profoundly transforming industrial structures and societal systems. As AI technologies permeate all domains of society, Digital Transformation (DX) is entering a new phase, often described as AI Transformation (AX).

Scientific research is no exception to this trend. AI is increasingly embedded at every stage of the research process, reshaping approaches to hypothesis generation, experimental procedures, data analysis, and knowledge integration, and significantly accelerating both the pace and scale of scientific discoveries. Historically, scientific research has experienced four major paradigm shifts: the First Paradigm (Empirical/Experimental Science), the Second Paradigm (Theoretical Science), the Third Paradigm (Computational Science), and the Fourth Paradigm (Data-Driven Science). Against this backdrop, AX in scientific research—commonly referred to as “AI for Science”—is increasingly regarded as a potential “fifth paradigm” following these. This emerging paradigm has the potential to fundamentally transform the nature of science by integrating and reorganizing the four paradigms on an AI foundation.

This report is organized into five chapters.

Chapter 1 outlines the background of AX in scientific research and presents a conceptual framework for AI for Science, incorporating recent policy trends. It envisions a mutually reinforcing relationship between the application of AI to scientific research (i.e., “AI for Science”; “AI → scientific research”) and the contributions of scientific research to advances in AI (i.e., “Science for AI”; “scientific research → AI”). In addition, the chapter broadens the scope of AI for Science by examining how AI is reshaping the broader science, technology, and innovation ecosystem. It then analyzes bibliometric data on AI for Science-related papers, assesses Japan's global position based on trends in AI-related paper counts, and provides an overview of domestic and international policy trends to clarify national strategies and policy directions of various countries.

Chapters 2 through 4 focus on specific research trends in AI for Science. Chapter 2 provides an overview of the field as a whole, identifies cross-cutting trends, and discusses key considerations for advancing AI for Science, including research actors, institutional frameworks, and research environments. It addresses foundational elements such as knowledge and data infrastructure and large-scale AI models, as well as the impacts of AI for Science on scientific practice itself and the study of these impacts through metascience. Chapter 3 introduces trends in the life sciences,

materials, environment and energy, and information science, highlighting the contributions of AI to each field and the direction of progress (AI → fields). Chapter 4 adopts the reverse perspective, , focusing on contributions from individual scientific field to AI (fields → AI), with particular attention to semiconductors, computational infrastructure, knowledge and data platforms, and foundational models.

Finally, Chapter 5 synthesizes the findings and insights from Chapters 1 through 4 and discusses their implications for policy design aimed at further advancing AI for Science. This report seeks to contribute to broader discussions on how to holistically assess scientific research process, AI research infrastructure, societal implementation, and metascience. Such an integrated perspective is expected to support agile and mutually reinforcing actions that facilitate the continued transformation and evolution of scientific research.

目次

エグゼグティブサマリー	i
Executive Summary	iii
1. 【序論】 AI for Science : 科学研究における AI トランスフォーメーション	
エラー! ブックマークが定義されていません。	
1.1 AI for Science の潮流	エラー! ブックマークが定義されていません。
1.1.1 AI(人工知能)トランスフォーメーション(AX)エラー! ブックマークが定義されていません。	
1.1.2 サイエンスの新たな時代: 第 5 の科学研究パラダイム	2
1.1.3 科学研究における AX : AI for Science	2
1.1.4 AI for Science の枠組み: 狭義の見方	4
1.1.5 AI for Science の枠組み: 広義の見方	7
1.2 AI for Science 関連データの分析	10
1.2.1 Scopus による分析	10
1.3 AI for Science の国内外政策動向	18
1.3.1 各国まとめ	18
1.3.2 日本	19
1.3.3 米国	21
1.3.4 EU	22
1.3.5 英国	23
1.3.6 フランス	24
1.3.7 ドイツ	25
1.3.8 中国	26
1.3.9 韓国	29
1.3.10 シンガポール	30
2. 【分野共通—動向】 分野共通的な AI for Science の動向	33
2.1 AI for Science の全体像	33
2.2 AI for Science のための研究基盤	37
2.3 AI for Science と科学の変容	57
3. 【分野別—動向 1 : AI → 各分野】 各分野への AI の貢献	70
3.1 AI → ライフサイエンス分野	70
3.2 AI → マテリアル分野	76
3.3 AI → 環境・エネルギー分野	84
3.4 AI → 情報科学分野	90
4. 【分野別—動向 2 : 各分野 → AI】 AI への個別分野の貢献	103
4.1 「AI 研究」および「AI 研究基盤の研究・整備」への各研究分野からの貢献	103
4.2 情報科学分野 → AI	104
4.3 数理科学分野 → AI	114
4.4 マテリアル分野 → AI	116
4.5 環境・エネルギー分野 → AI	119
4.6 その他分野(物理学、哲学、言語学) → AI	122
5. 【総括】 AI for Science のための政策デザイン	130

1. 【序論】AI for Science：科学研究におけるAIトランスフォーメーション

1.1 AI for Science の潮流

1.1.1 AI(人工知能)トランスフォーメーション(AX)

人工知能（Artificial Intelligence：AI）の発展とその活用は、産業構造や社会システムのあり方から、研究・教育・創作・企業活動といった人・組織の知的活動のあり方に至るまで、あらゆる領域でその姿を変容させつつある。

過去 10 年あまりで進展したデジタルトランスフォーメーション（Digital Transformation：DX）は、「デジタル技術を浸透させることで社会・産業・生活のあり方が根本から革命的に変わること」¹や、「新しいデジタル技術を活用することによって、新たな価値を生み出していくこと」²などと定義されていた。ところが 2022 年の ChatGPT の登場以降、AI 技術の発展が著しく、AI による予測・最適化・生成を企業や組織の中核的活動に取り込み、人間と AI の協働による意思決定や創造的活動を推進することで、AI 駆動による革新を模索するものへ、フェーズが進みつつある。すなわち DX は現在、次なる飛躍したステージに進もうとしており、AI 技術の浸透に伴い、社会・産業・生活のあり方を根本から変えて新たな価値を生み出そうする、「AI トランスフォーメーション(AI Transformation:AX)」^{3, 4} へ向かっている。これは、科学研究(Science)においても例外ではない(図 1-1-1)。科学研究における AX (=AI for Science) は、新たな科学的発見を生み出す速度・量を飛躍的に向上させる可能性がある。科学の発展にとどまらず、その知見は産業競争力の源泉、困難な社会課題の解決策の提示にもつながり得ることから、AX を支え、推進する重要な基礎研究としても位置付けられる⁵。

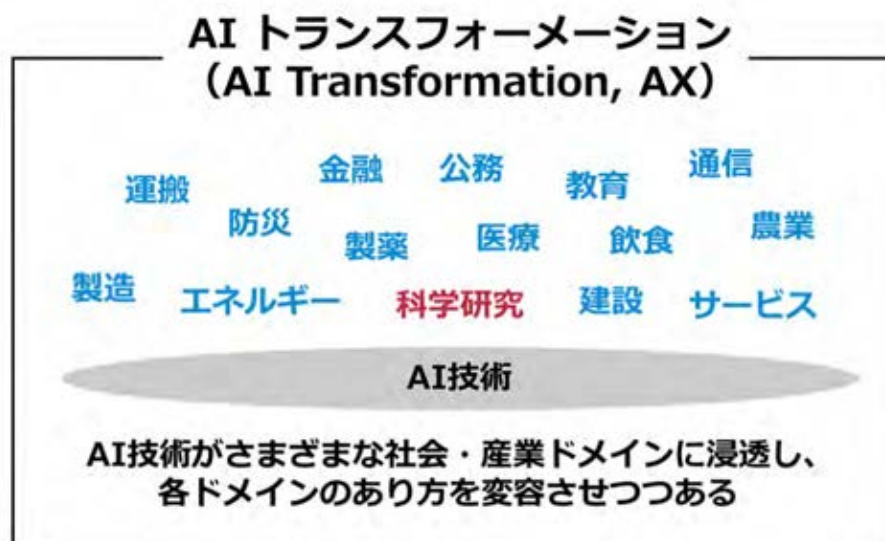


図 1-1-1 AI トランスフォーメーション

¹ 日本経済団体連合会「Digital Transformation (DX)～価値の協創で未来をひらく～」(2020)

<https://www.keidanren.or.jp/policy/2020/038.html> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

² 科学技術振興機構研究開発戦略センター「デジタルトランスフォーメーションに伴う科学技術・イノベーションの変容」(CRDS-FY2020-RR-01) (2020 年 4 月)

³ 情報処理推進機構 AI 共生型社会実現促進ワークショップ「開会のご挨拶：ヒトと AI の共存共栄で築く未来へ」齊藤裕 (2025) https://www.ipa.go.jp/digital/chousa/bgu0b10000005zw1-att/aiws1_20250324_opening_Saito.pdf?utm_source=chatgpt.com (2025 年 12 月 10 日アクセス)

⁴ 内閣府 人工知能戦略本部「人工知能基本計画」(2025 年 12 月)では、「AI を活用して、顧客や社会のニーズを基に、製品やサービス、ビジネスモデルを変革するとともに、業務そのものや、組織、プロセス、企業文化・風土を変革し、競争上の優位性を確立すること」との注釈がなされている。

⁵ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「研究開発の俯瞰報告書 システム・情報科学技術分野～領域別動向編～(2026 年)」人工知能 (AI) (CRDS-FR-S100-202602) (2026 年 2 月)

1.1.2 サイエンスの新たな時代：第 5 の科学研究パラダイム

上述のように科学研究はいま、かつてないほど大きな転換点を迎えようとしている。これは、科学研究パラダイムの変遷の視点からみてみれば、新たなパラダイムへの移行として理解し得る。

人類の科学史を振り返ると、科学研究にはこれまでに、4 つの主要なパラダイムシフトが起きてきた⁶。すなわち、第 1 のパラダイムとしての「経験科学」（実験科学を含む）、第 2 のパラダイムとしての「理論科学」、第 3 のパラダイムとしての「計算科学」、第 4 のパラダイムとしての「データ駆動科学」である。そして 2020 年代に入り、AI 技術の急速な発展が、科学のあり方に再び大きな変革をもたらそうとしている。AI が研究プロセスのあらゆる段階に入り込み、仮説生成や実験工程、解析、知識統合などの方法を変えつつあることから、この動きは「第 5 のパラダイム（＝AI for Science）」として位置づけることができる（図 1-1-2）^{7, 8}。

この第 5 のパラダイムは、単に新たな手法の導入を意味するのではなく、第 1～第 4 のパラダイムを横断的かつ統合的に組み合わせながら科学研究を進めるという点に特徴がある⁹。すなわち、第 5 のパラダイムは、これまでのすべてのパラダイムを内包し、それらを結合・再編成する上位的枠組みとして機能するとの考えである。こうした状況のもと、人類は科学をこれまでにない規模で前進させる可能性があるとともに、そのあり方を根底から変容させるかもしれない。

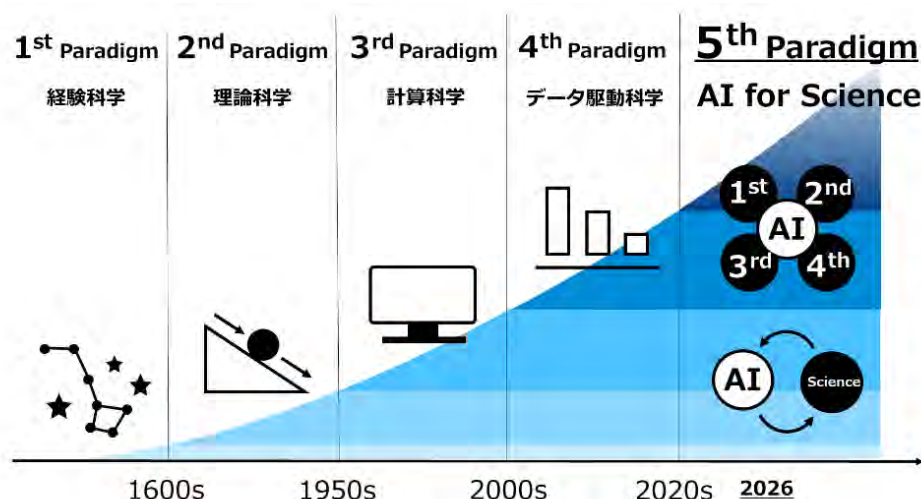


図 1-1-2 科学研究パラダイムの変遷と第 5 のパラダイム（AI for Science）の登場
(Miolane, 2025 を基に CRDS が改変)

1.1.3 科学研究における AX : AI for Science

以上の背景から、本報告書では、「科学研究」における AX の可能性、すなわち「AI for Science」の 2025 年時点で見えてきた動向を調査し、一定の見解と共にまとめる。わが国における AI for Science に向けた政策については 2025 年 12 月現在、内閣府 科学技術・イノベーション推進会議 基本計画専門調査会（以下、基本専調と略す）がとりまとめる「第 7 期科学技術・イノベーション基本計画」に向けた議論において、重

⁶ Edward O. Pyzer-Knapp, Jed W. Pitera, Peter W. J. Staar, et al., “Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics”, *npj Computational Materials* (2022).

⁷ Yongjun Xu, Fei Wang, Zhulin An, et al., “Artificial intelligence for science — bridging data to wisdom”, *The Innovation* (2023).

⁸ Nina Miolane, “The fifth era of science: Artificial scientific intelligence”, *PLOS Biology* (2025).

⁹ Can Leng, Zhuo Tang, Yi-Ge Zhou, et al., “Fifth Paradigm in Science: A Case Study of an Intelligence-Driven Material Design”, *Engineering* (2023).

要な論点の1つとして検討を進めている^{10, 11}。また、内閣官房 日本成長戦略本部 日本成長戦略会議が公表した「総合経済対策に盛り込むべき重点施策」(2025年11月12日)¹²および、2025年11月21日の閣議決定による、総合経済対策「強い経済」を実現する総合経済対策～日本と日本人の底力で不安を希望に変える～¹³において、AI for Science の戦略を2025年度内に策定する旨が盛り込まれた。

AI for Science の定義と政策検討状況

AI for Science の語義は、内閣府 人工知能戦略本部 人工知能戦略専門調査会「人工知能基本計画」(2025年12月23日閣議決定)では、「科学研究に広く AI を利活用する」¹⁴、あるいは、文部科学省 科学技術・学術審議会 情報委員会(第44回)「AI for Science の推進に向けた基本的な考え方について」(2025年10月6日)では、「AI 技術を科学研究のあらゆる段階に適用し様々な分野で活用する取組とともに、AI 研究、環境構築、人材育成、社会実装などを政策的に検討し、推進すること」¹⁵などと表現されている。

基本専調においては、With AI 時代の新しい科学研究(AI for Science)の追求とともに、「科学の再興」を目指す方向性を提示している¹⁶ことに対応して、その具体的方針を検討する文部科学省は、「科学の再興」に関する有識者会議を設置した。同会議がとりまとめた「科学の再興に向けて」提言(2025年11月18日)¹⁷では、「AI の進展・急激な社会への浸透と合わせ、研究活動における AI 利活用(AI for Science)の急速な進展により、研究の生産性・効率性の向上のみならず、科学研究の在り方そのものの変革が指摘されている」との見解が示された。同提言は、「研究活動における AI の利活用により、データの改良や情報の抽出、シミュレーションの高度化・高速化、実験や研究室の自律化、新しい研究テーマ等の提案、ひいては科学研究サイクルそのものの自動・自律化など、科学研究のあらゆる段階での適用・様々な分野での活用が想定される」と付言している。そしてその具体的取組として、① AI 利活用研究(AI for Science)と AI 研究(Science for AI)の推進、② AI 駆動型研究を支えるデータの創出・活用基盤の整備、③ AI for Science を支える次世代情報基盤の構築、④ AI 関連人材の育成・確保、⑤ 大胆な投資資金の確保・環境整備、⑥ 推進体制の構築等の6点を挙げている。

EU では、2025年10月に発表した「AI in Science 戦略(European Strategy for Artificial Intelligence in Science)」¹⁸の中で、日本の「AI for Science」とほぼ同様の趣旨で、「AI in Science」と称している。その確たる定義は本戦略中に明示的には示されていないものの、「AI は、文献レビューの支援から実験の自動化に至るまで、科学研究の進め方そのものを深く変革している」としている。さらにこの「AI in Science」

¹⁰ 内閣府 総合科学技術・イノベーション会議「基本計画専門調査会」
<https://www8.cao.go.jp/cstp/tyousakai/kihon7/index.html> (2025年12月10日アクセス)

¹¹ 文部科学省「科学の再興」に関する有識者会議 https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/gijyutu/042/index.html
(2025年12月10日アクセス)

¹² 内閣官房 日本成長戦略本部 日本成長戦略会議「総合経済対策に盛り込むべき重点施策」(2025年11月12日)
https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/nipponseichosenryaku/kaigi/dai1/juutensesaku_set.pdf (2025年12月10日アクセス)

¹³ 内閣府「強い経済」を実現する総合経済対策～日本と日本人の底力で不安を希望に変える～(2025年11月21日閣議決定)
https://www5.cao.go.jp/keizai1/keizaitaisaku/1121_taisaku.pdf (2025年12月10日アクセス)

¹⁴ 内閣府 人工知能戦略本部「人工知能基本計画」(2025年12月23日閣議決定)
https://www8.cao.go.jp/cstp/ai/ai_plan/aipplan_20251223.pdf (2025年12月23日アクセス)

¹⁵ 文部科学省 科学技術・学術審議会 情報委員会(第44回)「AI for Science の推進に向けた 基本的な考え方について」(2025年10月6日) https://www.mext.go.jp/content/20251006-mxt_jyohoka01-000045188_04.pdf?utm_source=chatgpt.com (2025年12月10日アクセス)

¹⁶ 内閣府 総合科学技術・イノベーション会議 基本計画専門調査会(第9回)「第7期「科学技術・イノベーション基本計画」の論点(案)」(2025年9月18日) <https://www8.cao.go.jp/cstp/tyousakai/kihon7/9kai/shiryo1.pdf> (2025年12月10日アクセス)

¹⁷ 文部科学省「科学の再興」に関する有識者会議「科学の再興に向けて」提言(2025年11月18日)
https://www.mext.go.jp/content/20251118-mxt_chousei01-000045954-02.pdf (2025年12月10日アクセス)

¹⁸ European Commission “European AI in Science Strategy” (2025年10月8日) <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52025DC0724&qid=1762332390557> (2025年12月10日アクセス)

は、AI 分野における最先端の研究を促進する「Science for AI」と相互補完的に接続され、これら2つの目標は、欧州におけるAI研究と科学応用を統合的に推進する仮想研究所であるRAISE（Research and AI Science Europe）構想に内包されるとしている（図1-1-3）。RAISEの取り組みによって、欧州の科学が世界のAI開発の最前線に立ち、AI能力における新たなブレークスルーが、欧州の研究が複数の科学分野にわたって重要な進歩を達成することを可能にすると述べている。

したがって、政策的標語としての「AI for Science」という言葉は、AI研究やAIそのものの研究開発（＝「Science for AI」）の意味と、科学研究にAIを活用すること（＝「AI for Science」）の意味との、2つの意味の指定がある。こうした取り扱いを考慮して本報告書では以降、標語としての「AI for Science」はそのままに、「Science for AI」のことを「科学研究 → AI」、「AI for Science」のことを「AI → 科学研究」と便宜上それぞれ表記することとする。

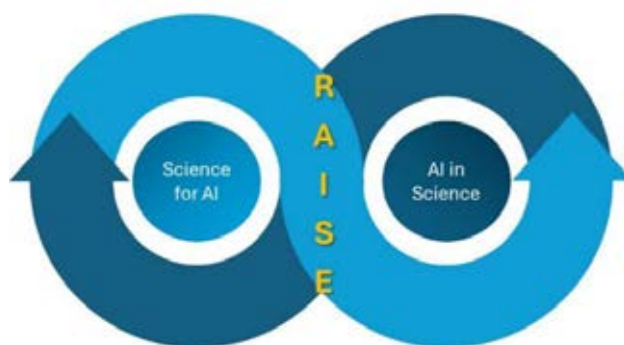


図 1-1-3 AI in Science と Science for AI（欧州委員会, 2025）

1.1.4 AI for Science の枠組み：狭義の見方

AI for Science の推進にあたっては、その枠組みをどのように捉えることがより適切であるか。「科学研究 → AI」と「AI → 科学研究」の2つに分けて整理を試みる。

「科学研究 → AI」：AI そのものの研究開発

AI そのものの研究は1950年代後半から立ち上がり、1980年代のいわゆる第2次AIブームまではルールベースのアプローチが主であった。そして2010年代からの第3次AIブーム以降では、深層ニューラルネットワークを用いた機械学習（深層学習）に置き換わることとなった。さらに、2020年代に入って登場した生成AIは、それ以前のAIが特化型であったのに対して、高い汎用性とマルチモーダル性を示すようになった。現在は、LLMにもとづく自然言語による対話型インターフェースを備えたことで、利用者の裾野が大きく拡大し、「AIの大衆化」ともいわれる第4次AIブームを迎えているといえる¹⁹。

人工ニューラルネットワークによる機械学習は、現在AIの基盤技術となっている。2024年には、「人工ニューラルネットワークによる機械学習を可能にした基礎的な発見と発明」の業績によって、プリンストン大学のジョン・ホップフィールド（John J. Hopfield）とトロント大学のジェフリー・ヒントン（Geoffrey

¹⁹科学技術振興機構研究開発戦略センター「研究開発の俯瞰報告書 システム・情報科学技術分野～領域別動向編～（2026年）」人工知能（AI）AIモデル（CRDS-FR-S102-202602）（2026年2月）<https://doi.org/10.82643/crds-fr-s-ai>

E. Hinton) がノーベル物理学を受賞した²⁰ (図 1-1-4²¹)。これは、統計物理学や熱力学などの物理学研究の知見が、AI 技術の革新的なブレークスルーの創出をもたらしたことを示している²²。

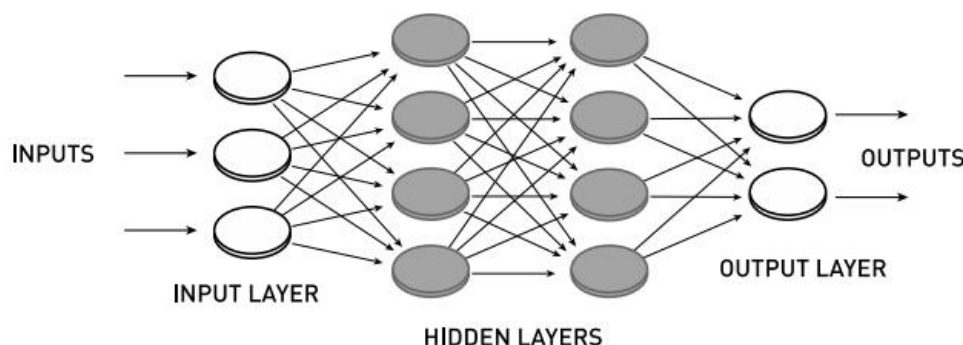


図 1-1-4 ホップフィールドネットワークとボルツマンマシン (2024 年ノーベル物理学賞受賞)
(ノーベル財団 HP より)

「AI → 科学研究」: AI を活用した研究:

第 3 次 AI ブーム以降、ビッグデータの高速並列処理・知識処理の実用化が進み、機械学習の応用分野が爆発的に拡大した。これにより 21 世紀の科学は大きく変容しつつあり、上述のとおり、あらゆる分野の研究に波及している。中でも生命科学分野や材料科学分野では、率先して機械学習の手法が取り入れられて、バイオ・インフォマティクス²³やマテリアルズ・インフォマティクス^{24, 25}といった新たな分野が発展してきた。AI を活用した「タンパク質の構造予測 (AlphaFold)」の業績によって、Google DeepMind のデミス・ハサビス (Demis Hassabis) とジョン・ジャンパー (John M. Jumper) が 2024 年のノーベル化学賞を受賞したことに象徴的である²⁶ (図 1-1-5)²⁷。

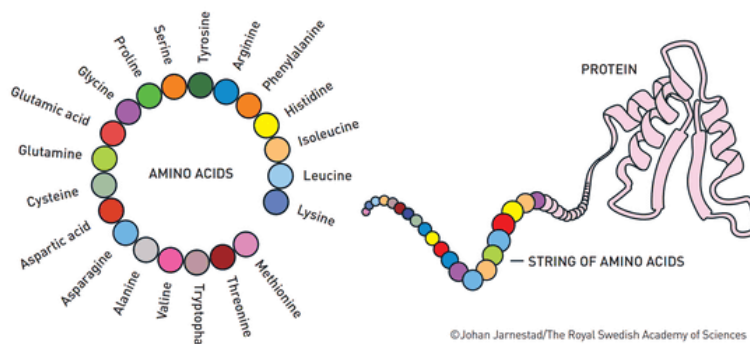


図 1-1-5 タンパク質の構造予測 (AlphaFold) (2024 年ノーベル化学賞受賞) (ノーベル財団 HP より)

²⁰ Nobel Foundation, “Nobel Prize in Physics 2024”, <https://www.nobelprize.org/prizes/physics/2024/summary/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²¹ Nobel Foundation, “Scientific Background to the Nobel Prize in Physics 2024”, <https://www.nobelprize.org/uploads/2024/11/advanced-physicsprize2024-3.pdf> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²² 麻生英樹「ニューラルネットワークによる機械学習の研究がノーベル物理学賞を受賞」『情報処理』Vol.66 No.3 (2025)

²³ Seonwoo Min, Byunghan Lee, Sungroh Yoon. “Deep learning in bioinformatics”, *Briefings in Bioinformatics* (2017).

²⁴ Jonathan Schmidt, Mário R. G. Marques, Silvana Botti, et al., “Recent advances and applications of machine learning in solid-state materials science” *npj Computational Materials* (2019).

²⁵ Ankit Agrawal, Alok Choudhary, “Deep materials informatics: Applications of deep learning in materials science”, *MRS Communications* (2019).

²⁶ Nobel Foundation, “Nobel Prize in Chemistry 2024”, <https://www.nobelprize.org/prizes/chemistry/2024/summary/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷ Nobel Foundation, “Popular information, The Nobel Prize in Chemistry 2024”, <https://www.nobelprize.org/prizes/chemistry/2024/popular-information/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

科学研究における AI 活用の貢献は、いくつかの研究テーマだけにとどまらない。科学技術振興機構研究開発戦略センター（CRDS）は 2021 年、戦略プロポーザル「人工知能と科学 ～AI・データ駆動科学による発見と理解～」²⁸を発行した。この中で、科学研究プロセスにおける「知識 → 仮説 → 予測 → 実験結果 → 知識」といった、一般化された一連のサイクルの繰り返しによって検証済みの仮説が蓄積・洗練されていく、そのプロセス全体に AI が寄与する姿（＝「科学研究の自動化」）を提案した（図 1-1-6）。

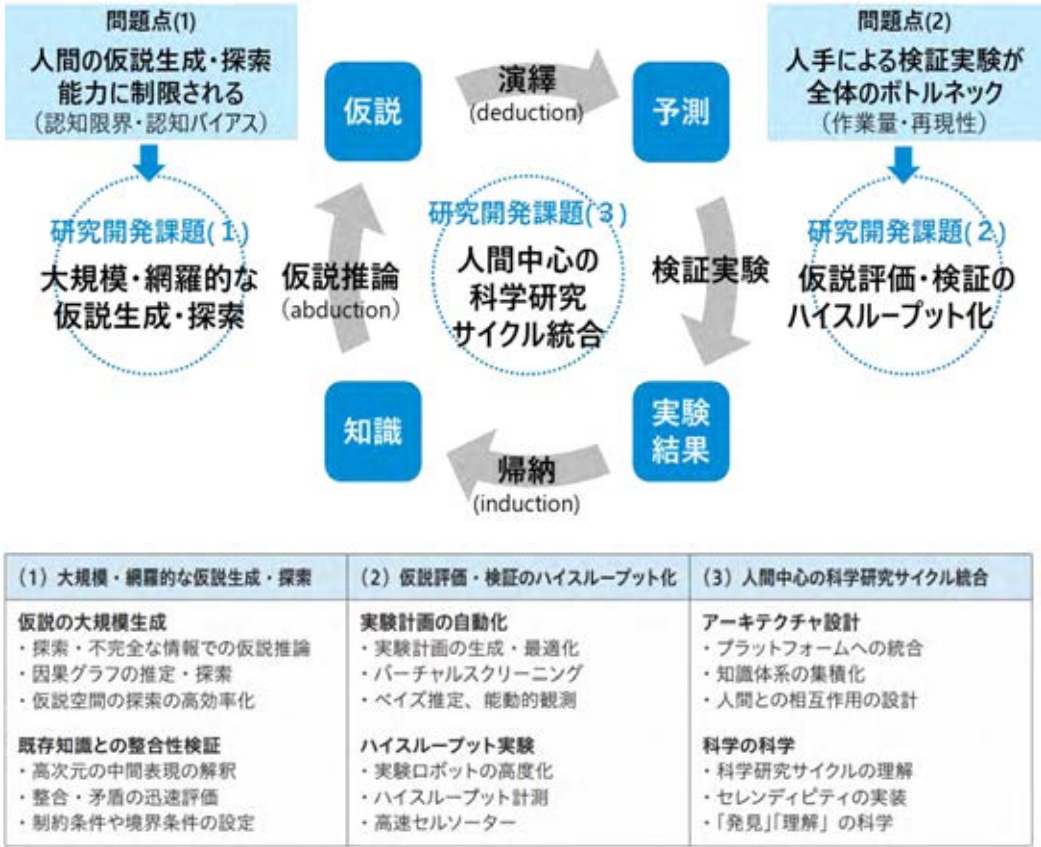


図 1-1-6 科学研究サイクルと AI (CRDS, 2021 より)

本プロポーザルではそのための課題として、「(1) 大規模・網羅的な仮説生成・探索」、「(2) 仮説評価・検証のハイスループット化」、「(3) 人間中心の科学研究サイクル統合」の 3 つを同定した。単に AI による研究開発の効率化だけでなく、AI による様々な分野/研究テーマにおける新発見の促進や、新しい科学の方法論の創出を含む提案であった。このような科学研究サイクルの自動化とそのための AI システムは、最先端の研究競争における強力な支援ツールとなることに加えて、その体系化・普及による研究力の底上げも期待される。また、多くの産業分野における競争力にも直結し、様々な分野での多様な AI システムの実現・運用が期待されている。

以上より、AI for Science を推進する狭義の枠組みの見方として、図 1-1-7 に示すような整理を仮定する。すなわち、科学研究プロセスにおける AX の実現のため、各研究分野への AI の適用（①AI → 科学研究）と、AI そのものの研究開発への各研究分野の知見の適用（②科学研究 → AI）の 2 つの方向が有機的に連携し、一体的となって取り組みが駆動されていく姿を想定することができる。

²⁸ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「人工知能と科学 ～AI・データ駆動科学による発見と理解～」(CRDS-FY2021-SP-03) (2021 年 8 月)

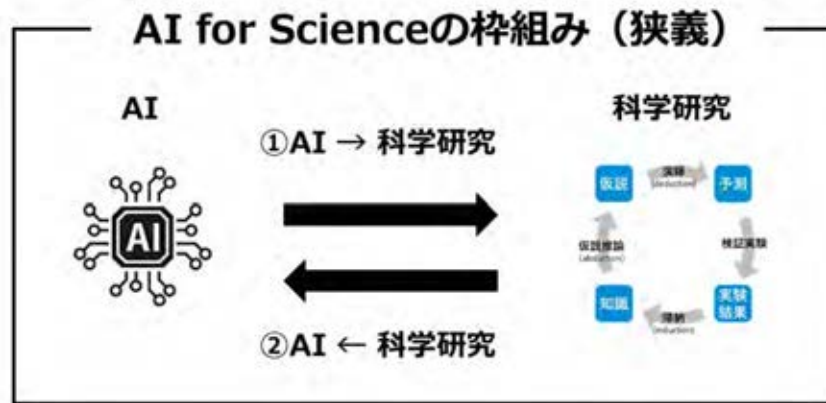


図 1-1-7 AI for Science の枠組み（狭義）

1.1.5 AI for Science の枠組み：広義の見方

一方で、科学研究は決してそれ単独では成立しない。科学研究に関与する内外のさまざまなアクターとの相互作用が効果的に機能して初めて、科学が潜在的に有する力が発揮される。つまり、AI for Science の枠組みをより俯瞰的に捉えたとするならば、科学を取り巻くエコシステムとしての見方も不可欠となる。

リサーチトランスフォーメーション（RX）

CRDS は 2021 年、調査報告書「リサーチトランスフォーメーション（RX）ポスト/with コロナ時代、これからの研究開発の姿へ向けて」²⁹を発行した。研究開発活動のオペレーティングシステムをトランスフォームする「リサーチトランスフォーメーション（RX）」を提唱し、RX を推し進めていく 1 つのドライバーとしての研究開発の DX とその積極展開を経て、研究開発システム全体を新しい姿へと導く一連の変革の必要性を提起した（図 1-1-8）。重要なポイントとして、研究開発そのものの DX はもちろんのこと、これに加えさらに、人・組織、施設・モノ、資金、情報・データ・ノウハウのあらゆる観点から、そのあり方やプロセスを再考し、これからの研究開発活動の姿（＝わが国全体の研究力向上へつながるかたち）を見出していく機会とすべきであると述べた。

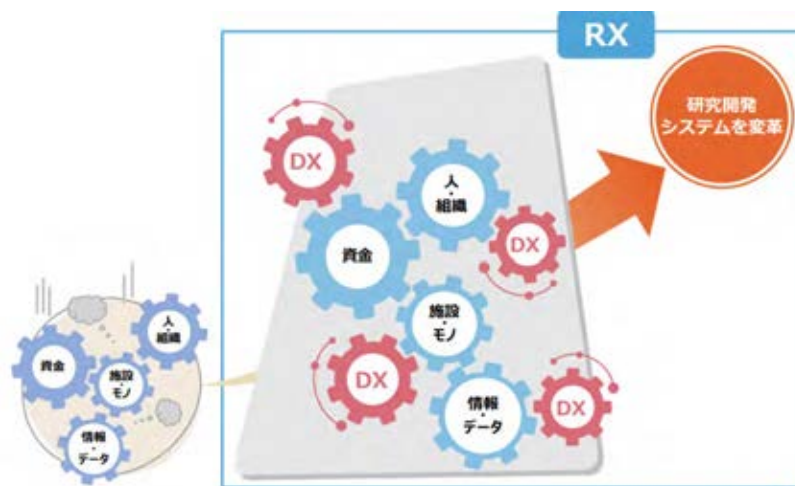


図 1-1-8 リサーチトランスフォーメーション（RX）（CRDS, 2021 より）

²⁹ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「リサーチトランスフォーメーション（RX） ポスト/with コロナ時代、これからの研究開発の姿へ向けて（—The Beyond Disciplines Collection—）」（CRDS-FY2020-RR-06）（2021 年 1 月）

また、上述の文部科学省「『科学の再興に向けて』提言」においても、「新たな「知」をイノベーションにつなげる仕組み（イノベーションエコシステム）を本格的に構築するとともに、そこから得られる対価を基礎研究・学術研究に振り向ける、との流れを確立することが必要不可欠」であり、「『科学の再興』は、「科学」単独で成し得るものではなく、こうした産学の相互強化と密接不可分であり、セクターを超えた関係者やシステムの好循環・相互強化によって実現されるものである」と示している。

このような考えに立てば、AX を通じた研究力向上や産業競争力向上を政策的命題として掲げる際、AI for Science の枠組みは決して科学研究そのものだけに閉じることなく、科学研究のリソース（ヒト・モノ・カネ・チエ）³⁰が有機的に循環する、科学技術・イノベーション（STI）のエコシステム³¹全体に広げ、より俯瞰的で構造的な検討を行う必要がある。

科学技術・イノベーション（STI）エコシステムに浸透する AI

CRDS では以前の報告書^{32, 33, 34}において、STI エコシステムを、「研究開発そのもののエコシステム」³⁵、「イノベーションのエコシステム」³⁶、「拡張する研究開発エコシステム」³⁷の総体として示した。これを踏まえれば、STI エコシステム全体に AI が浸透し、多様なアクターや研究リソース（ヒト・モノ・カネ・チエ）、相互作用や循環機能、政策的手段など、エコシステムの中のありとあらゆる場とレイヤーで次々と、AX が実現されていく未来像を想定することができる（図 1-1-9）。

またこれはさらに、STI エコシステムにおける AX の実現を考えると、「①AI を活用した循環形成」の側面と、「②AI for Science（狭義）のための循環形成」の側面の2つに場合分けすることができる。研究に必要な研究設備・機器の共用を例にとってみよう。①の方向では、AI を、共用システムの構築や維持・管理に適用する。②の方向では、（AI 適用の有無にかかわらず、）AI for Science（狭義）に適した共用システムの構築が、AI を活用した研究や AI そのものの研究の実行を効果的に促進させる。また別の例としては、URA（University Research Administrator）が担う研究開発マネジメントを考える。①の方向では、AI を研究開発マネジメント業務に適用する一方、②の方向では、AI for Science（狭義）に適した研究開発マネジメントの実践が該当する。

³⁰ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「異分野融合を促し、研究力向上を支える土壌を育む（—The Beyond Disciplines Collection—）」（CRDS-FY2019-RR-02）（2019 年 7 月）

³¹ エコシステム：「生態系」の比喩は、それぞれに利害と問題意識を持つアクターの連関の総体としてシステムが成立していることを指して用いている。個々の研究者・研究機関・企業だけではその全体を設計したり制御したりはできないが、総体として機能するシステムがエコシステムである。

³² 科学技術振興機構研究開発戦略センター「研究基盤・研究インフラのエコシステム形成に向けて—日本・欧州における研究機器の開発、調達、利用促進、共用—（—The Beyond Disciplines Collection—）」（CRDS-FY2024-RR-11）（2025 年 3 月）

³³ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「科学技術・イノベーションエコシステムにおける産学橋渡しの課題—知的財産・デザイン・共創の観点から—（—The Beyond Disciplines Collection—）」（CRDS-FY2024-RR-12）（2025 年 3 月）

³⁴ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「[概要版] 科学技術・イノベーションエコシステムにおける産学橋渡しの課題 知的財産・デザイン・共創の観点から（—The Beyond Disciplines Collection—）」（CRDS-FY2025-RR-02）（2025 年 9 月）

³⁵ 「研究開発エコシステム」は、研究開発のアウトプットが持続的に生み出されるシステムのことを意味し、研究開発を持続的に推進するための知識・ノウハウ、人材、資金の循環や研究開発を支えるインフラ・基盤、データ、研究開発活動を方向づける制度・慣習・政策などからなる。政策的手段としては、研究資金配分、研究評価改革、研究基盤・研究インフラ（機器・データ基盤、DX）、研究拠点形成、国際化支援、研究開発マネジメント人材強化などが該当する。

³⁶ 「イノベーションエコシステム」は、社会・経済的価値に結びつくイノベーションが持続的に生み出されるシステムのことを意味し、企業、政府、公的機関、大学、金融機関、投資家、起業家、市民社会など、多様なアクターが協働・競争を続け、イノベーションを誘発するように働く相互作用と循環機能を持つ。政策的手段としては、大学発スタートアップ・ディープテック・スタートアップ支援策、知財・技術移転強化、産学連携にかかるデザイン・場の形成、ギャップファンド、SBIR 活用、イノベ促進型調達、研究開発税制などが該当する。

³⁷ 「拡張する研究開発エコシステム」は、研究のエコシステムを構成する研究者や技術者、起業家（メタサイエンスアントレプレナー）などが、自らの問題意識とアイデアでエコシステム改善のためにサービスや事業等を立ち上げる動きのことを意味し、オープンサイエンスやメタサイエンス（Metascience）などがキーワードに挙げられる。

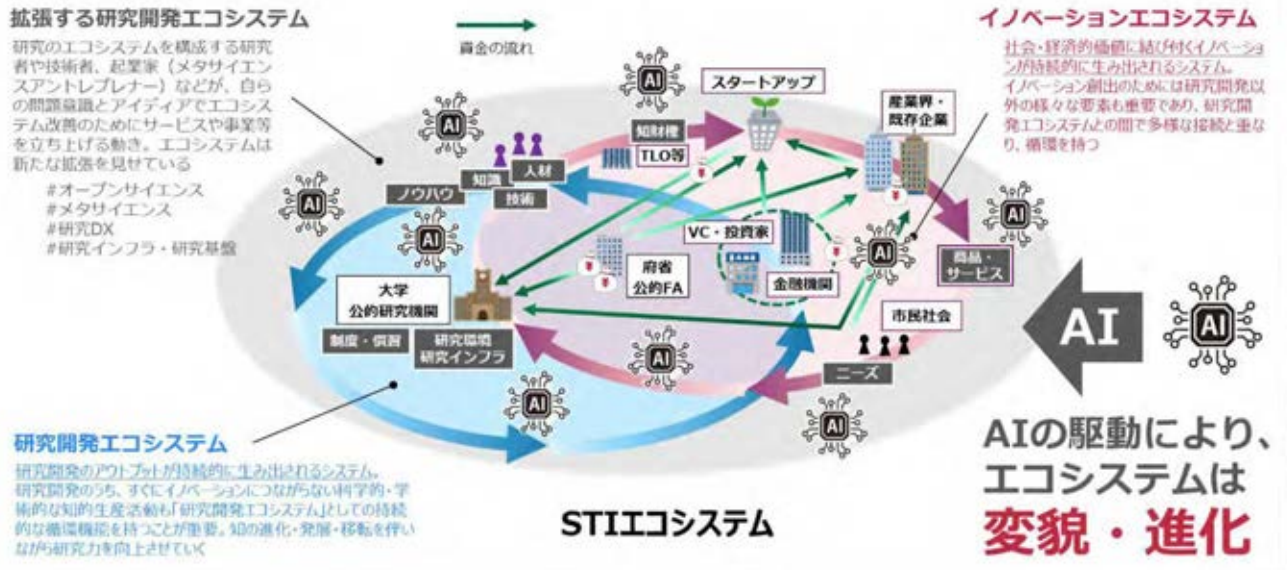


図 1-1-9 科学技術・イノベーション（STI）エコシステムの AI トランスフォーメーション
(CRDS, 2025 を改変)

以上より、AI for Science の枠組みを総括し、図 1-1-10 のように整理する。本報告書では、以降では狭義の AI for Science を主な調査対象としつつ、必要に応じて広義の AI for Science にまで対象を拡大して取り扱う。



図 1-1-10 AI for Science の枠組みの全体像

1.2 AI for Science 関連データの分析

1.2.1 Scopus による分析

AI 関連論文の動向

本節では、AI for Science について、論文データの分析からその動向を見ていく。

最初に、全ての分野における AI 関連キーワード³⁸を含む論文（＝AI 関連論文）の総数を分析した。図 1-2-1 左は、AI 関連論文数（全分野）の 2015 年～2024 年までの 10 年間の年次推移を示している³⁹。このグラフからわかるように、2015 年には全世界で 3 万報足らずであったものが、2024 年には 40 万報に迫る勢いであり、10 年間で 10 倍以上の AI 関連論文数の増加がみられる。

また、図 1-2-1 右は、AI 関連論文数（全分野）⁴⁰の国ごとの年次推移を示している。2024 年の論文数で多い順に、中国⁴¹、インド、米国、英国、ドイツ、韓国、イタリア、カナダ、オーストラリア、日本となっており、日本は 10 位である。2015 年以降、主要国⁴²における AI 関連論文数は増加傾向が続く。特に中国では 2018 年以降の伸びが顕著で、2024 年には大幅な増加がみられた。また、インドは 2018 年以降急激に増え始め、2024 年には米国を追い抜く結果となった。

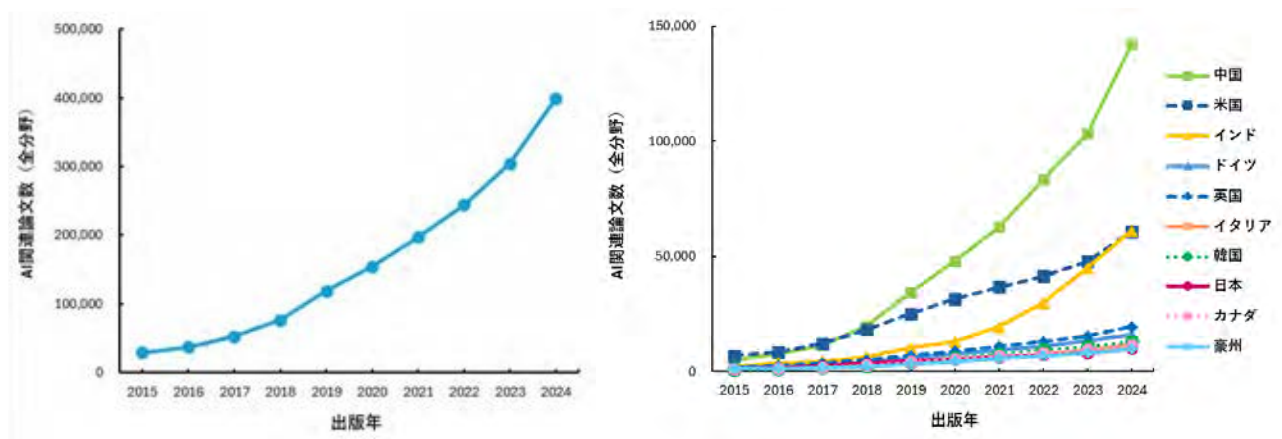


図 1-2-1 左：AI 関連論文数（全分野）、右：国別の AI 関連論文数（全分野）
（Scopus 検索データから CRDS が作成）

図 1-2-2 は、2015 年～2024 年における全論文数に占める AI 関連論文数（全分野）⁴³の割合を示している。2024 年を同 10 か国で比較すると、多い順に、インド、韓国、中国、カナダ、米国、英国、豪州、ドイツ、イタリア、日本であり、日本は 10 位（7.5%）となっている（表 1-2-1）。文部科学省の「科学の再興」に関する有識者会議がとりまとめた「科学の再興に向けて 提言」（2025 年 11 月 18 日）⁴⁴では、研究における AI 利活用の拡大を測る KPI（Key Performance Indicator）として、以下を掲げている。

³⁸ 分析に用いた検索式は、主要な学習方法名・AI モデル名を含むものとして構成している。

³⁹ 分析には 2026 年 1 月時点のデータを用いているが、2024 年のデータについては、収録が完全ではないことに留意いただきたい。

⁴⁰ 論文著者の所属機関の所在国を整数カウントで算出している。

⁴¹ 中国には、香港、台湾、マカオは含まない。

⁴² 主要国として、2024 年の AI 関連論文数上位 10 か国の中国、インド、米国、英国、ドイツ、韓国、イタリア、カナダ、オーストラリア、日本を採用。

⁴³ 論文著者の所属機関の所在国を整数カウントで算出している。

⁴⁴ 文部科学省「科学の再興」に関する有識者会議「「科学の再興に向けて」提言」（2025 年 11 月 18 日）

https://www.mext.go.jp/content/20251118-mxt_chousei01-000045954-02.pdf（2025 年 12 月 10 日アクセス）

2030 年度末までに日本における総論文数に対する全分野での AI 関連論文数の割合を世界 5 位 (2024 年 : 9.5% (米国)) まで引き上げる (2024 年における日本の AI 関連論文数割合 : 7.4% (10 位)) ⁴⁵

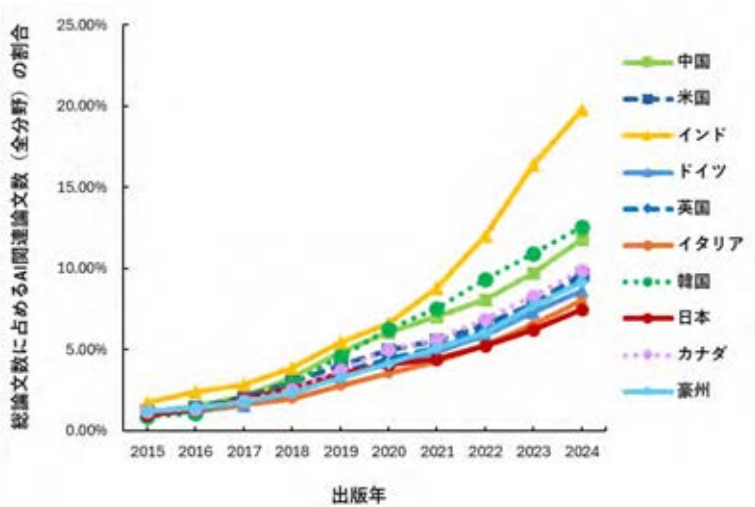


図 1-2-2 総論文数に占める AI 関連論文数（全分野）の割合
(Scopus 検索データから CRDS が作成)

表 1-2-1 総論文数に占める
AI 関連論文数（全分野）の割合
(AI 関連論文数上位 10 か国)
(Scopus 検索データから CRDS が作成)

AI関連論文割合 (AI関連論文数 上位10か国)	2024年	順位
世界	10.19%	
インド	19.77%	1
韓国	12.53%	2
中国	11.79%	3
カナダ	9.89%	4
米国	9.64%	5
英国	9.35%	6
豪州	9.14%	7
ドイツ	8.63%	8
イタリア	8.02%	9
日本	7.47%	10

また、分析の対象国を AI 関連論文数の上位 20 か国⁴⁶に拡大した結果 (2024 年) が、表 1-2-2 である。上位 10 か国を対象とした表 1-2-1 と比較し、新たに、シンガポール、香港、サウジアラビア、台湾、マレーシア、インドネシア、トルコ、イラン、スペインが登場し、日本は 20 か国中 17 位となっている。

表 1-2-2 総論文数に占める AI 関連論文数（全分野）の割合 (AI 関連論文数上位 20 か国)
(Scopus 検索データから CRDS が作成)

AI関連論文割合 (AI関連論文数上位20か国)	インド	シンガポール	香港	韓国	サウジアラビア
2024年	19.77%	18.89%	12.53%	12.13%	11.79%
順位	1	2	3	4	5
	台湾	中国	マレーシア	カナダ	米国
	11.62%	9.88%	9.63%	9.35%	9.13%
	6	7	8	9	10
	英国	豪州	ドイツ	インドネシア	イタリア
	8.70%	8.63%	8.06%	8.03%	7.81%
	11	12	13	14	15
	トルコ	日本	フランス	イラン	スペイン
	7.51%	7.47%	7.33%	7.20%	6.70%
	16	17	18	19	20

⁴⁵ この指標の分析には、2025 年 11 月時点のデータを用いて実施している。表 1-2-1 の数値は 2026 年 1 月時点のデータであり、より最新の状況を表している。尚、この順位は AI 関連論文数が多い主要国の中で、AI 関連論文数割合の高い順に並べたものであることに留意が必要である。

⁴⁶ 総論文数や AI 関連論文数が少ない国であっても、AI 関連論文割合を計算した際には、高い値が算出される場合がある。このようなケースを鑑み、すべての国を分析対象として AI 関連論文割合を順位付けするのではなく、AI 関連論文数のまず上位 10 か国あるいは上位 20 か国程度を分析対象として選出したのち、その対象範囲において、AI 関連論文割合を順位付けする見方が妥当と思われる。

さらに、注目を集める論文を表す Field-Weighted Citation Impact (FWCI)⁴⁷の指標に基づく、Top 10% および Top 1% AI 関連論文数⁴⁸について、2015 年～2023 年⁴⁹までの 9 年間の年次推移を図 1-2-3 に示す。グラフからわかるように、Top 10% では 2018 年に中国が米国を上回り、Top 1% でも、2020 年に上回った。米国・中国が、他の国々と比較すると AI 関連研究を大きく牽引していると言えるが、中国が AI 関連論文数を量だけでなく質（注目度）の面でも差をつけつつある構図となった。また、インドは 2010 年代末ごろから顕著な増加がみられ、Top 10%、Top 1%ともに同時に立ち上がっている。

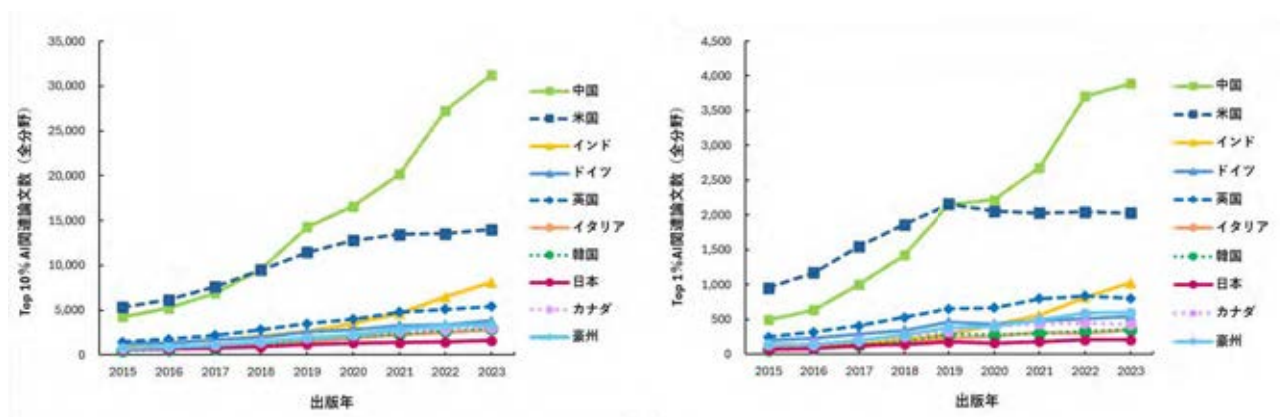


図 1-2-3 左：Top 10% AI 関連論文数（全分野）、右：Top 1% AI 関連論文数（全分野）
（エルゼビア Scopus カスタムデータを基に、JST が集計、CRDS が加工、作成）

AI×他分野論文の動向：①分野別

各分野における AI 活用（AI → 各分野）の動向を、論文データから分析することを試みる。欧州委員会などの過去のレポートにおいて、AI を科学研究に応用した論文の分析に際しては、AI 関連論文からコンピューターサイエンス（CS）分野に分類される論文（＝Core AI 論文）を除外するといった方法が採用されている^{50, 51}。本報告書においても、同様の分析を実施する。

図 1-2-4 は、ASJC⁵²を用いて CS 以外の分野における、AI 関連論文数⁵³の 2015 年～2024 年までの 10 年間の年次推移を分野別にそれぞれ示したものである。グラフから、工学を筆頭に、医学、物理学・天文学、などの分野で AI 関連論文数が多いことがわかる。

⁴⁷ Elsevier, “Field-Weighted Citation Impact”, https://helpcenter.pure.elsevier.com/en_US/data-sources-and-integrations/field-weighted-citation-impact-fwci-metrics (2025 年 10 月 30 日アクセス)

⁴⁸ 論文著者の所属機関の所在国を整数カウントで算出している。

⁴⁹ 2024 年分のデータは収録の更新時期の関係上、掲載していない。したがって本図のみ、2015 年～2023 年までの 9 年間のデータとなっていることに注意。

⁵⁰ European Commission Joint Research Centre Directorate-General for Research and Innovation, “Trends in the use of AI in science – A bibliometric analysis” (2023).

⁵¹ Stefano Bianchini, Moritz Müller, Pierre Pelletier, “Deep Learning in Science”, *arXiv* (2020).

⁵² ASJC(All Science Journal Classifications): Scopus で使用される学術分野の分類コード。27 の大分類と 334 の下位分類がある。
https://service.elsevier.com/app/answers/detail/a_id/12007/supporthub/scopus/ (2025 年 10 月 30 日アクセス)

⁵³ ASJC に基づき整数カウントで算出している。

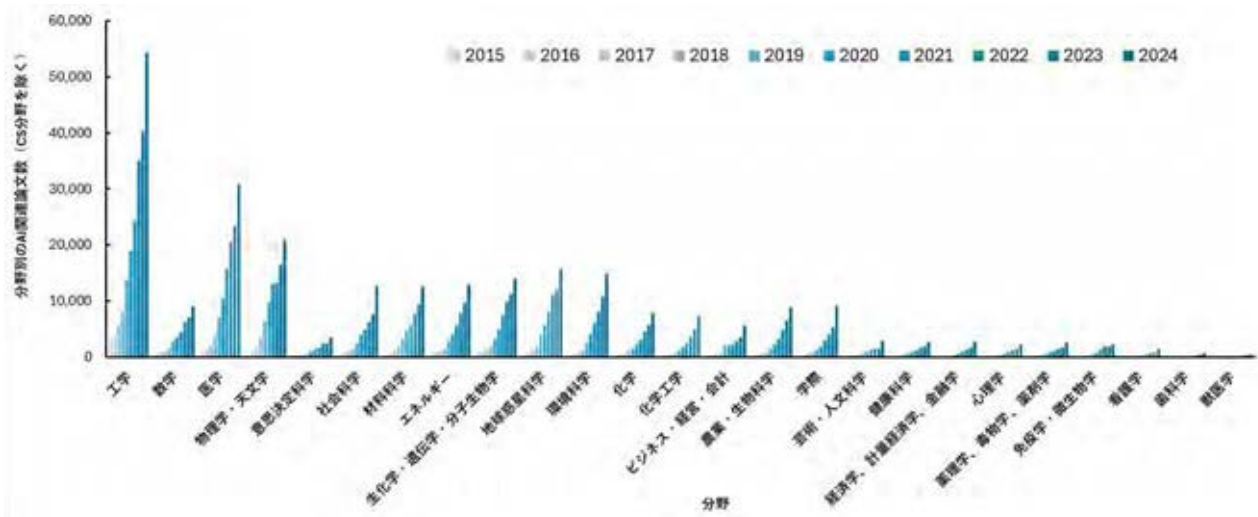


図 1-2-4 分野別の AI 関連論文数（CS 分野を除く）
（Scopus 検索データから CRDS が作成）

次に、図 1-2-5 は各分野の全論文数に対する AI 関連論文数⁵⁴の割合について、2015 年～2024 年までの 10 年間の年次推移をそれぞれ示したものである。

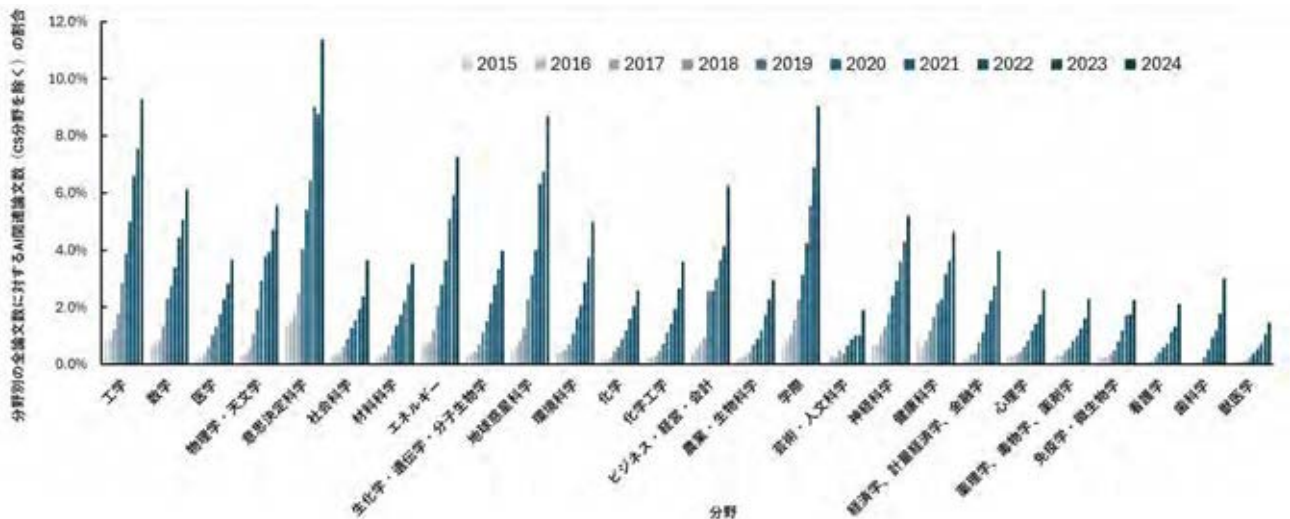


図 1-2-5 分野別の全論文数に対する AI 関連論文数（CS 分野を除く）の割合
（Scopus 検索データから CRDS が作成）

分野別にみると、AI 関連論文の割合が高い、すなわちその分野の研究に AI がより浸透していると推察される分野としては、工学、数学、物理学・天文学、意思決定科学、エネルギー、地球惑星科学、ビジネス・経営・会計、学際などが挙げられる。これらの分野のうち、工学、数学および意思決定科学はコンピュータ科学分野に近い分野であるため当然の結果を示しているとも言えるが、その他の分野については、他の分野に比べて相対的に、AI の浸透度が高いと考えられる。また、AI 関連論文の割合が高い分野は、いずれも 2024 年に顕著にその割合が増加していることがわかる。

⁵⁴ ASJC に基づき整数カウントで算出している。

ここまで、ASJC の大分類に対する AI の浸透度を見てきたが、さらに 2024 年時点で AI の浸透が進みつつあると考えられる ASJC の小分類分野を、上位 20 分野までを一覧にして、表 1-2-3 に示す。

表 1-2-3 小分野別 AI 関連論文数（CS 分野を除く）の割合
(Scopus 検索データから CRDS が作成)

大分類	小分類	AI関連論文数／総論文数（2024年）	AI関連論文数（2024年）
医学	健康情報科学	44.1%	21647
工学	メディアテクノロジー	43.7%	10444
意思決定科学	情報システムと管理	43.2%	32701
意思決定科学	意思決定科学（その他）	40.4%	4552
数学	理論計算機科学	32.6%	11613
数学	制御と最適化	29.9%	30936
地球惑星科学	地球科学におけるコンピュータ	29.5%	2385
数学	モデリングとシミュレーション	28.7%	28766
工学	安全性、リスク、信頼性、品質	28.0%	28271
工学	制御システム工学	26.8%	31911
健康科学	放射線および超音波技術	24.5%	1719
ビジネス・経営・会計	経営情報システム	24.1%	2207
健康科学	健康情報管理	23.9%	2253
数学	計算数学	23.5%	6606
神経科学	認知神経科学	23.0%	2847
意思決定科学	一般意思決定科学	22.6%	1447
物理学・天文学	計測	21.1%	25465
工学	一般工学	20.1%	18377
工学	電気電子工学	19.7%	65225
工学	生体医学工学	19.5%	9915

CS 分野に近いと考えられる意思決定科学や数学の分野を除けば、医学の健康情報科学分野や工学のメディアテクノロジー分野において、全論文の約 4 割を超える論文が AI 関連キーワードを含むことがわかる。他の分野を見ても、膨大な情報や画像・動画などのデータを扱う分野で特に、AI の活用が進む傾向にあることが読みとれる。

AI×他分野論文の動向：②国別

次に、主要国の AI 関連論文数（CS 分野を除く）の推移をみていく。

図 1-2-6 は、主要国における AI 関連論文数（CS 分野を除く）⁵⁵について、2015 年～2024 年までの 10 年間の年次推移をそれぞれ示している。中国を筆頭に、米国、インド、英国、ドイツの順に多く、トップの中国から 3 位のインドまでの、直近 2024 年の伸長が著しい。

⁵⁵ 論文著者の所属機関の所在国を整数カウントで算出している。

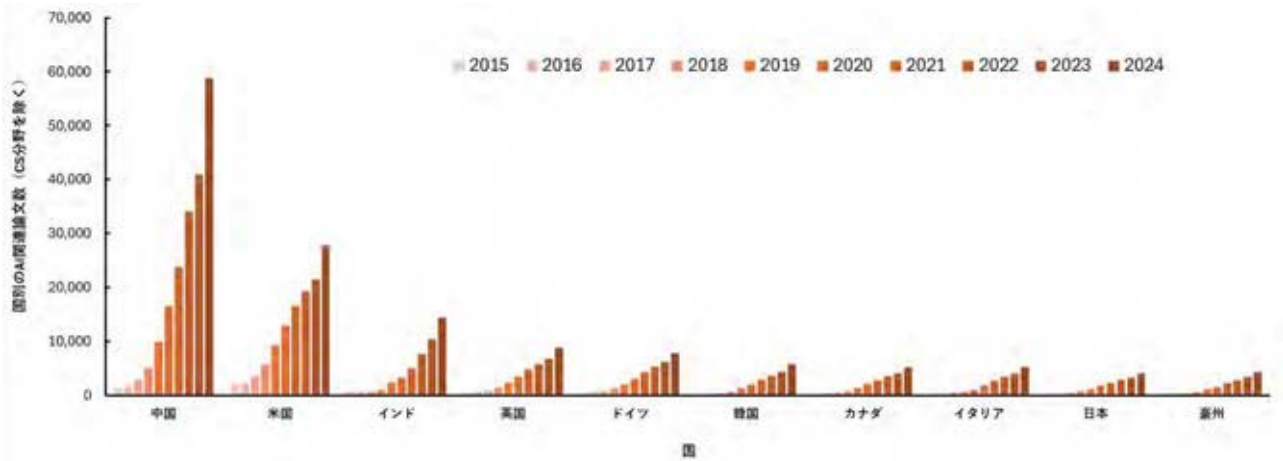


図 1-2-6 国別の AI 関連論文数（CS 分野を除く）
（Scopus 検索データから CRDS が作成）

図 1-2-7 は、主要国における総論文数に対する AI 関連論文数⁵⁶の割合について、2015 年～2024 年までの 10 年間の年次推移をそれぞれ示している。グラフから、2024 年ベースでインドと韓国が、中国や米国を押さえて割合が高く、比率の伸びも著しいことがわかる。日本は、ここで取り上げた 10 か国の中では最も低い位置にある。

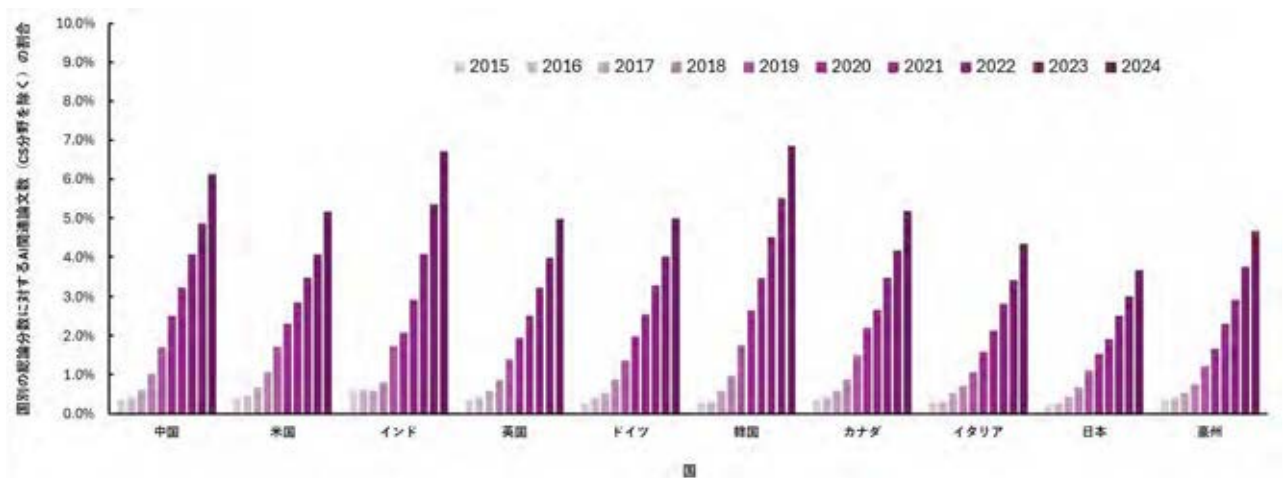


図 1-2-7 国別の総論文数に対する AI 関連論文数（CS 分野を除く）の割合
（Scopus 検索データから CRDS が作成）

AI × 他分野論文の動向：③分野別 × 国別

さらに、分野別の分析と国別の分析を合わせて、クロス集計を行った。

表 1-2-4 は、日本を含む主要 10 か国について、2024 年の ASJC 大分類の分野ごとの AI 関連論文数⁵⁷を示している。マスの網掛けの色が濃いほど、AI 関連論文数が多い国と分野であることを表している。

⁵⁶ 論文著者の所属機関の所在国を整数カウントで算出している。

⁵⁷ ASJC に基づき整数カウントで算出している。

表 1-2-4 各国・各分野における AI 関連論文数（2024 年）
（Scopus 検索データから CRDS が作成）

	世界	中国	米国	インド	英国	ドイツ	韓国	カナダ	イタリア	日本	豪州
総AI関連論文数→	399,124	142,092	60,666	60,984	19,327	15,935	13,069	11,437	11,585	9,698	9,724
コンピュータ科学	243,251	83,391	32,806	46,535	10,513	8,208	7,254	6,345	6,327	5,675	5,411
工学	171,487	64,082	20,336	32,839	6,725	5,125	6,080	4,214	3,905	3,820	3,267
数学	87,079	32,096	10,346	17,412	3,378	2,760	1,678	1,751	2,034	1,788	1,436
医学	52,267	13,162	11,473	10,738	3,145	2,656	1,606	1,912	1,918	1,413	1,526
物理学・天文学	47,492	19,290	5,388	8,016	1,814	1,570	1,474	897	1,410	1,316	653
意思決定科学	38,925	8,682	3,609	15,466	1,003	709	505	579	543	573	570
材料科学	29,199	12,551	3,614	2,858	1,072	848	1,916	625	691	939	530
社会科学	32,926	7,629	6,082	4,595	1,836	1,388	826	993	988	645	903
エネルギー	25,753	8,713	2,447	6,747	827	477	630	454	450	316	405
生化学・遺伝学・分子生物学	18,923	7,176	4,169	1,173	1,249	1,065	897	666	814	615	566
地球惑星科学	18,197	9,039	2,617	1,356	808	869	463	606	740	334	561
環境科学	17,285	7,126	2,280	2,176	845	650	698	568	479	315	529
化学	12,209	5,137	2,202	833	680	614	654	371	376	391	269
ビジネス・経営・会計	11,304	2,799	1,603	2,151	705	477	304	286	336	153	392
化学工学	11,842	4,659	1,508	1,147	491	434	706	269	393	287	214
農業・生物科学	10,507	4,471	1,516	796	454	422	350	296	352	234	314
神経科学	6,675	2,381	1,496	873	569	434	197	275	278	184	258
芸術・人文科学	8,386	2,013	2,125	318	714	557	284	329	320	216	262
学際	9,335	3,207	1,660	942	619	486	513	283	272	321	260
健康科学	5,063	1,513	1,157	252	431	343	215	223	177	176	252
心理学	3,185	692	894	127	288	267	91	121	143	71	139
経済学・計量経済学・金融学	3,654	848	549	288	279	194	117	97	138	38	114
薬理学・毒物学・薬剤学	2,794	966	551	381	155	134	82	59	108	77	52
免疫学・微生物学	2,368	987	503	133	144	131	58	82	104	47	68
看護学	1,485	250	400	110	111	96	61	57	45	43	67
歯科学	786	129	167	80	31	68	33	23	43	35	18
獣医学	479	104	117	18	41	21	22	18	22	11	18

さらに本データから、世界全体の AI 関連論文の各分野割合に対して、国ごとの分野割合の高低を表したものが、表 1-2-5 である。

表 1-2-5 の数値の算出計算式は、以下のとおりである⁵⁸。

$$\text{各セル} = \frac{\text{当該国の当該分野のAI関連論文数}}{\text{当該国のAI関連論文数} \times (\text{当該分野の総AI関連論文数} / \text{総AI関連論文数})}$$

すなわち、セルの数値が1を超えている国・分野（赤色のセル）については、その分野における世界の平均的な AI 関連論文数よりも大きな比率で AI 関連論文を産出していることを意味している。

⁵⁸ ここでの「AI 関連論文数」の項はすべて、「AI 関連論文数（CS 分野を除く）」を表している

表 1-2-5 AI 関連論文の分野割合の世界平均に対する各国の AI 関連論文の割合 (2024 年)
(Scopus 検索データから CRDS が作成)

	世界	中国	米国	インド	英国	ドイツ	韓国	カナダ	イタリア	日本	豪州
総AI関連論文数→	399,124	142,092	60,666	60,984	19,327	15,935	13,069	11,437	11,585	9,698	9,724
コンピュータ科学	243,251	0.96	0.89	1.25	0.89	0.85	0.91	0.91	0.90	0.96	0.91
工学	171,487	1.05	0.78	1.25	0.81	0.75	1.08	0.86	0.78	0.92	0.78
数学	87,079	1.04	0.78	1.31	0.80	0.79	0.59	0.70	0.80	0.85	0.68
医学	52,267	0.71	1.44	1.34	1.24	1.27	0.94	1.28	1.26	1.11	1.20
物理学・天文学	47,492	1.14	0.75	1.10	0.79	0.83	0.95	0.66	1.02	1.14	0.56
意思決定科学	38,925	0.63	0.61	2.60	0.53	0.46	0.40	0.52	0.48	0.61	0.60
材料科学	29,199	1.21	0.81	0.64	0.76	0.73	2.00	0.75	0.82	1.32	0.75
社会科学	32,926	0.65	1.22	0.91	1.15	1.06	0.77	1.05	1.03	0.81	1.13
エネルギー	25,753	0.95	0.63	1.71	0.66	0.46	0.75	0.62	0.60	0.50	0.65
生化学・遺伝学・分子生物学	18,923	1.07	1.45	0.41	1.36	1.41	1.45	1.23	1.48	1.34	1.23
地球惑星科学	18,197	1.40	0.95	0.49	0.92	1.20	0.78	1.16	1.40	0.76	1.27
環境科学	17,285	1.16	0.87	0.82	1.01	0.94	1.23	1.15	0.95	0.75	1.26
化学	12,209	1.18	1.19	0.45	1.15	1.26	1.64	1.06	1.06	1.32	0.90
ビジネス・経営・会計	11,304	0.70	0.93	1.25	1.29	1.06	0.82	0.88	1.02	0.56	1.42
化学工学	11,842	1.11	0.84	0.63	0.86	0.92	1.82	0.79	1.14	1.00	0.74
農業・生物科学	10,507	1.18	0.94	0.55	0.90	1.00	1.01	0.97	1.15	0.90	1.21
神経科学	6,675	1.00	1.50	0.82	1.79	1.67	0.92	1.49	1.43	1.15	1.60
芸術・人文科学	8,386	0.68	1.66	0.25	1.71	1.65	1.02	1.39	1.32	1.06	1.24
学際	9,335	0.96	1.17	0.66	1.37	1.30	1.68	1.06	1.00	1.42	1.14
健康科学	5,063	0.84	1.51	0.34	1.69	1.68	1.30	1.50	1.22	1.50	1.98
心理学	3,185	0.62	1.79	0.26	1.84	2.10	0.87	1.33	1.53	0.95	1.80
経済学・計量経済学・金融学	3,654	0.64	0.97	0.48	1.58	1.35	0.93	0.96	1.26	0.46	1.24
薬理学・毒物学・薬科学	2,794	0.97	1.32	0.89	1.15	1.20	0.91	0.74	1.33	1.16	0.77
免疫学・微生物学	2,368	1.18	1.40	0.37	1.26	1.39	0.75	1.21	1.52	0.82	1.18
看護学	1,485	0.48	1.80	0.49	1.57	1.65	1.28	1.36	1.06	1.21	1.88
歯科学	786	0.48	1.46	0.70	0.85	2.27	1.34	1.07	1.98	1.92	0.99
獣医学	479	0.61	1.61	0.25	1.77	1.10	1.40	1.31	1.58	0.95	1.54

各セルの詳細をみると、インドにおける意思決定科学⁵⁹分野の数値が際立っている。インドでは IT サービスが主要産業の 1 つとなっており、データ駆動型の IT サービスも多いため、データ処理そのものを扱う意思決定科学に AI の応用が集中していると推察される。欧米各国およびオーストラリアは似たような傾向にあり、神経科学以外に芸術・人文科学、心理学、経済学・計量経済学・金融学などの人文社会系の分野で多い特徴がある。これは欧米各国では AI の応用が比較的早く進み、AI の社会への影響や倫理側面などに関心が高かったことが影響している可能性がある。対して、韓国では材料科学、化学、化学工学が多く、中国では地球惑星科学、材料科学、化学、環境化学などで多い。また日本は、材料、生化学・遺伝学・分子生物学、健康科学、歯科学などが多い傾向がある。韓国・中国・日本はいずれも素材や材料分野に強みを持ち、それらの領域での AI の応用が先行しているものと考えられる。

⁵⁹ 意思決定科学とは一般に、統計学、最適化、オペレーションズ・リサーチ、意思決定分析といった定量的・分析的・論理的手法を応用し、個人や組織が不確実性のもとでより良い意思決定を行うことを支援する学問分野である、などと説明される。

1.3 AI for Science の国内外政策動向

1.3.1 各国まとめ

日本、米国、EU、英国、ドイツ、フランス、中国、韓国、インド、シンガポールにおける AI の基本政策、AI for Science (AI4S) 関連政策を表 1-3-1 にまとめる。なお本表は、本報告書を作成した 2025 年 12 月時点の調査情報を元にしたものであり、日々各国で新たな関連政策が発せられていることに留意を要する。

表 1-3-1 各国比較一覧表

	AI の基本政策	AI4S 関連政策
日本	<ul style="list-style-type: none"> AI 法(2025) AI 技術の研究開発と社会実装の適切な推進。リスクへの対応 AI 戦略 2019/AI 戦略 2021/AI 戦略 2022 人間中心原則・データ基盤・国際連携等を提示 AI 基本計画 (2025) 「世界で最も AI を開発・活用しやすい国」に向けて国家目標の実現に資する戦略として策定 	<ul style="list-style-type: none"> 「AI for Science」による科学研究の革新（文部科学省、2025） ①AI 駆動型研究開発の強化、②自動・自律・遠隔化による研究データ創出・活用の高効率化、③「AI for Science」を支える次世代情報基盤の構築、④世界を先導する戦略的な産学・国際連携 AI for Science 戦略を 2025 年度内に策定予定
米国	<ul style="list-style-type: none"> 米国 AI アクションプラン(2025) ①AI イノベーション加速、②AI インフラ整備、③国際的協調（外交・安全保障） 大統領令「ジェネシス・ミッション」（2025 年 11 月） 科学データとスパコン能力を統合した米国科学セキュリティ・プラットフォームの構築し、科学的発見加速、エネルギー優位性確保、国家安全保障強化 	<ul style="list-style-type: none"> 同アクションプラン「①AI イノベーション加速」にて、AI を活用した科学研究への重点的投資、世界クラスの科学データセットの構築、AI そのものの科学の推進 同ジェネシス・ミッションにて、DOE が中核的機関、先進製造、バイオテクノロジー、重要材料、核分裂および核融合、量子情報科学、半導体およびマイクロエレクトロニクスなど、最低 20 課題に取り組む
EU	<ul style="list-style-type: none"> AI 法 (AI Act) (2024) 人間中心の信頼できる AI の導入促進、AI システムのリスクに応じた要件・規制の設定、イノベーション支援など。 AI 大陸行動計画 (AI Continent Action Plan) (2025) 5 つの重要な柱：①大規模 AI 計算インフラ構築、②高品質なデータへのアクセスの拡大、③戦略分野での AI 導入・普及、④AI スキル人材強化、⑤AI 法の施行を簡素化 Apply AI 戦略 (2025) 産業・公共部門での AI 導入を横断的に推進する新戦略 Data Union 戦略 (2025) 科学・産業・公共分野でデータ共有と利活用、基盤整備を強化 	<ul style="list-style-type: none"> AI in science 戦略 (2025) 科学研究に特化した初の EU 包括戦略。研究資金として Horizon Europe の AI 全体への年間投資を 3B€以上に倍増することを目指す。 [RAISE 構想] AI in Science 戦略の中核構想。EU の AI 資源（データ、計算インフラ、人材）を集約・調整し、一体的に整備。科学研究用 AI 基盤の統合・共有・拡張を目指す
英国	<ul style="list-style-type: none"> 国家 AI 戦略 (2021) 世界的 AI 強国とする 10 年計画： ①AI エコシステムの長期的なニーズへの投資、②AI 対応経済への移行支援、③AI 技術の国内および国際的ガバナンスの確保 AI 機会行動計画(2025) ① AI を可能にするインフラの構築、②AI 導入による生活変革、③自国で開発した AI による未来の確保 	<ul style="list-style-type: none"> AI for Science 戦略(2025) データ・計算資源・人材を通じ AI 駆動科学研究を促す。 ①データ基盤と高品質・AI-ready データの整備と、研究コミュニティのアクセス確保、②AI 駆動科学研究のための大規模計算資源へのアクセス保障、③人材育成や学際チーム形成を支援し、産学官連携や共同研究を促進
ドイツ	<ul style="list-style-type: none"> 国家 AI 戦略 (Nationale KI-Strategie) (2018、2020 改訂) AI の開発・発展において、ドイツが世界を主導する拠点となり、ドイツ産業の競争力を確保 	<ul style="list-style-type: none"> BMBF(現 BMFTR) 人工知能行動計画 (2023) 国家 AI 戦略を補完し実行化するための BMFTR の AI 行動計画。11 の行動分野を特定し、研究基盤・インフラ・人材・応用・欧州連携などを強化 ErUM-Data 行動計画 (2021) 宇宙と物質を探索基礎科学データの管理とデジタル化を強化する枠組み。大規模・複雑なデータの効率的な処理・活用に焦点を当て、Big Data から Smart Data への移行を目指す

フランス	<ul style="list-style-type: none"> 国家 AI 戦略 (Stratégie nationale pour l'IA) (2018、2021、2025 改訂) 2025 年からの第 3 期では、計算機インフラとバリューチェーンとしての強化、AI 人材の誘致と教育、AI 利活用の促進、AI の信頼性の向上、を柱に掲げる。データセンターの設置、電力供給の優遇、AI 教育・研究への投資、研究者の支援、AI 企業支援の公共調達手続き簡素化、などを含む 	<ul style="list-style-type: none"> PEPR IA (2024) 国家 AI 戦略の下、フランス 2030 の優先研究プログラム (PEPR) の一つ。9 つの AI クラスターの卓越研究拠点を中核として、全国的なハイレベルの研究エコシステム構築を目指す CNRS; AISSAI センターの設立 (2021)
中国	<ul style="list-style-type: none"> 次世代人工知能開発計画「AI2030」(2017) 2030 年に世界的 AI イノベーションセンターとなる 「人工知能+ (AI プラス)」行動計画 (2024) ビッグデータと AI の研究開発応用を深化。国際競争力のあるデジタル産業クラスターを建設 「人工知能+ (AI プラス)」行動の実施徹底に関する意見 (2025) 2027 年、2030 年、2035 年を期限として定め、3 段階の目標を掲げる 	<ul style="list-style-type: none"> 人工知能駆動型科学研究 (AI for Science) 特別展開作業 (科学技術省、2023) AI と基礎科学を融合し、専用プラットフォーム整備・オープンアクセス化・異分野融合促進 北京市人工知能科学研究高品質発展加速行動計画 (2025) 北京を AI for Science における世界のリーダーにする
韓国	<ul style="list-style-type: none"> AI 基本法 (2024) EU に次ぐ法制定。AI 産業の育成支援、AI に対する安全性・信頼性・透明性の確保、違反事業者への罰則などを規定 新政府経済成長戦略 (2025) 「AI3 大強国」をビジョンの一つに掲げ、「AI 大転換・超革新経済を推進するための 30 の先導プロジェクト」を推進 	<ul style="list-style-type: none"> 科学技術×AI 国家戦略 (2025) 6 つの重点科学分野の AI 基盤モデルの開発、自動化・自律型ラボの創設、研究者主導の AI トランスフォーメーション推進、研究データ活用の法制度改革、新たな研究倫理基準の提示、科学 AI に対する需要の体系的把握と産業エコシステムとの接続、などを一体的に推進
シンガポール	<ul style="list-style-type: none"> 国家 AI 戦略 2.0 (National AI Strategy 2.0) (2023) 生成 AI の進歩を受け、国家 AI 戦略 1.0(2019)を刷新。AI の安全性やセキュリティリスクに世界と連携して対応し、AI 活用を通して国民と企業を力づけるため、3 つのシステムと 10 のイネーブラーを通じて実施される 15 のアクションを提示 	<ul style="list-style-type: none"> 同戦略および政府による AI for Science 追加投資 (2024) AI を科学研究の重要領域として位置づけ、AI 研究と科学ドメイン研究の融合を推進。 ①1.2 億 SGD を追加投資し、材料・生命・健康分野を中心に AI を活用した科学研究の高度化を支援、②国家研究財団 (NRF) が AI 駆動科学研究の基盤整備を実施、③AI 研究基盤・エコシステム・計算資源を強化し、科学研究への AI 統合を国家的に推進

1.3.2 日本

日本では、統合イノベーション戦略推進会議が「人間中心の AI 社会原則」⁶⁰を 2019 年にとりまとめ、その後、「AI 戦略 2019」、「AI 戦略 2021」、「AI 戦略 2022」と発表・改定してきた。「AI 戦略 2022」⁶¹では、人間尊重、多様性、持続可能な 3 つの理念のもと、社会実装の充実に向けて新たな目標を設定して推進するとともに、パンデミックや大規模災害等の差し迫った危機への対処、人材育成、産業競争力向上、技術体系の確立、国際連携の推進といった戦略目標が掲げられた。

2025 年 6 月、「人工知能関連技術の研究開発及び活用の推進に関する法律 (AI 法)」⁶²が公布された。その目的は、AI 技術の研究開発と社会実装を適切に推進し、リスクへの対応を図ることであり、AI を開発・提供・利用する事業者へ、AI の適正な開発・利用を確保するための責務として、AI システムの透明性、説明責任、リスク評価などを求めている。AI 法を受けて、2025 年 9 月 1 日に内閣府に人工知能戦略本部が設置され、内閣府特命担当大臣 (人工知能戦略) が任命された。AI 戦略の司令塔として、AI 関連技術の研究開発及び活用の推進に関する施策を総合的かつ計画的に推進していくとしており、2025 年 12 月 23 日、「世界で

⁶⁰内閣府 統合イノベーション戦略推進会議「人間中心の AI 社会原則 (平成 31 年 3 月 29 日)」, <https://www8.cao.go.jp/cstp/aigensoku.pdf> (2025 年 8 月 14 日アクセス)

⁶¹内閣府 統合イノベーション戦略推進会議「AI 戦略 2022 (令和 4 年 4 月 22 日)」, https://www8.cao.go.jp/cstp/ai/aistrategy2022_honbun.pdf (2025 年 8 月 14 日アクセス)

⁶²内閣府「人工知能関連技術の研究開発及び活用の推進に関する法律 (AI 法) (令和 7 年 6 月 4 日施行)」, <https://laws.e-gov.go.jp/law/507AC0000000053> (2025 年 8 月 14 日アクセス)。

最も AI を開発・活用しやすい国を目指す」を基本構想とした「人工知能基本計画」⁶³が閣議決定された。本計画では、①イノベーション促進とリスク対応の両立、②PDCA とアジャイル対応、③内外一体の政策展開を3原則とし、(1) AI を使う、(2) AI を創る、(3) AI の信頼性を高める、(4) AI と協働する、を4方針として、政府が講ずべき施策が掲げられている。

また 2025 年 8 月、文部科学省は科学技術・学術審議会情報委員会（第 43 回）において、「2030 年代を見据えた情報科学技術の推進について ～AI for Science の実現に向けて～」⁶⁴を公表した。AI を科学研究に組み込むことで、研究範囲やスピードに飛躍的向上をもたらす AI 4S が、創造性・効率性など科学研究の在り方に急速かつ抜本的な変革をもたらしつつある。AI 4S に向けた環境整備が各国で進んでいることを背景に、「科学の再興」を掲げる日本として、日本固有の強みを活かした分野横断的・組織横断的な AI 4S の先導的実装に取り組むことが喫緊の課題である。その成果や手法・ノウハウが、産業界や社会へ展開・波及されることで、社会的課題の解決や社会変革へと繋がる駆動力になる、と述べている。

関連する施策として、文部科学省の令和 8 年度科学技術関係予算概算要求資料⁶⁵では、「AI for Science」による科学研究の革新として、①AI 駆動型研究開発の強化、②自動・自律・遠隔化による研究データ創出・活用の高効率化、③「AI for Science」を支える次世代情報基盤の構築、④世界を先導する戦略的な産学・国際連携を掲げている。また、令和 7 年度補正予算（2025 年 12 月 16 日成立）⁶⁶では、「AI for Science による科学研究革新プログラム」に 370 億円、「科学研究向け AI 基盤モデルの開発・共用」に 28 億円、「生成 AI モデルの透明性・信頼性の確保に向けた研究開発拠点形成」に 47 億円、「大規模オートメーション/クラウドラボの形成」に 42 億円、「AI for Science を支える情報基盤の高度化」に 5 億円、「AI for Science に不可欠な計算基盤の環境整備」に 76 億円、「富岳」の次世代となる新たなフラッグシップシステムの開発・整備」に 373 億円、「富岳」の運用継続に向けた対策」に 11 億円、「先端研究基盤刷新事業」に 530 億円など、「AI for Science」による科学研究革新・イノベーション創出環境の整備・高度化として、総額 1,527 億円を計上している⁶⁷。2025 年 11 月 21 日の閣議決定による、総合経済対策「強い経済」を実現する総合経済対策～日本と日本人の底力で不安を希望に変える～⁶⁸においては、AI for Science の戦略を 2025 年度内に策定する旨が盛り込まれている。

また、具体的なプログラムとしては、科学研究向け AI 基盤モデルの開発・共用（TRIPS-AGIS）、AI/ビッグデータ/IoT/サイバーセキュリティを統合し、汎用 AI 技術の研究から材料・医療・防災などへの応用、倫理性や人材育成までを一体で進め AI を社会実装するための全体設計を目指す Advanced Integrated Intelligence Platform Project（AIP）、AI 4S に不可欠な計算基盤やデータ流通基盤の開発・整備・運用としてスーパーコンピューター「富岳」や革新的ハイパフォーマンス・コンピューティング・インフラ（HPCI）、学術情報ネットワーク（SINET）の運用などがある。このほか、AI 技術開発の加速を目的に、国立研究開発法人産業技術総合研究所が設計、開発した大規模 AI クラウド計算システム ABCI 3.0 が一般提供されてい

⁶³内閣府 人工知能戦略本部 「人工知能基本計画」（2025 年 12 月 23 日）

https://www8.cao.go.jp/cstp/ai/ai_plan/aipplan_20251223.pdf（2025 年 12 月 23 日アクセス）。

⁶⁴文部科学省 研究振興局 「2030 年代を見据えた情報科学技術の推進について ～AI for Science の実現に向けて～」，https://www.mext.go.jp/content/20250805-mxt_jyohoka01-000044376_06.pdf（2025 年 12 月 4 日アクセス）。

⁶⁵文部科学省 研究振興局 「09 研究振興局主要事項 ―令和 8 年度科学技術関係概算要求―」，

https://www.mext.go.jp/content/20250826-ope_dev02-000044427_8.pdf（2025 年 12 月 4 日アクセス）。

⁶⁶文部科学省 令和 7 年度文部科学省関係補正予算 事業別資料集 https://www.mext.go.jp/a_menu/yosan/r01/1420672_00010.html（2025 年 12 月 24 日アクセス）

⁶⁷文部科学省 HPCI 計画推進委員会（第 67 回）（2025 年 12 月 9 日）配付資料【資料 1-1】令和 7 年度補正予算案の概要について https://www.mext.go.jp/content/20251209-mxt-jyohoka01-000046127_11.pdf（2025 年 12 月 24 日アクセス）

⁶⁸内閣府 「強い経済」を実現する総合経済対策～日本と日本人の底力で不安を希望に変える～（2025 年 11 月 21 日閣議決定）
https://www5.cao.go.jp/keizai1/keizaitaisaku/1121_taisaku.pdf（2025 年 12 月 4 日アクセス）

る。また政策プログラムとはべつの民間のイニシアチブとして、AI とロボットによって科学研究のプロセスを再定義し、科学の進展を飛躍的に加速することを目的に、産学官の研究者・技術者・企業が集い、コミュニティ形成、研究基盤の整備、国際連携、政策提言など行う一般社団法人：AI ロボット駆動科学イニシアティブ（AIRDS）⁶⁹が 2025 年 10 月に設立し、研究会やシンポジウムを開催するなど、積極的な活動を行っている。

1.3.3 米国

「米国 AI イニシアティブ」を打ち出し、AI 分野への集中投資と企業活動の促進を掲げた第 1 期トランプ政権は、第 2 期政権においても AI を最優先課題としている。第 2 期では「最大の AI エコシステムを持つ国が世界標準を確立し、経済および安全保障上の利益を享受する」との認識の下、AI における米国の優位性確保を特に重視しており、前政権の国際協調による AI 安全性確保やガバナンスの取り組み推進から、規制緩和を通じて米国企業によるイノベーション創出促進への転換を進めている。一方で、データセンターや電力網等のインフラ整備や米国 AI の輸出促進などにおいては政策的な関与を強化している。

2025 年 4 月に AI 分野の教育と労働力開発を推進する大統領令を発出し、生徒・学生や教育者の取り組みを促進する「AI 教育タスクフォース」の立ち上げや労働者の AI 関連スキルの習得支援などを指示した⁷⁰。また同年 7 月、トランプ政権は「米国 AI 行動計画」⁷¹を策定した。三つの柱として、①規制の撤廃、官民の障壁除去、フロンティア AI における言論の自由と米国の価値の確保、AI を活用した科学研究への重点投資、世界クラスの科学データセットの構築などによる「AI イノベーションの促進」、②データセンターや半導体製造施設の許認可迅速化、送電網整備および電力供給化などの「AI インフラの整備」、③ハード、ソフト、モデル、アプリ、標準などを含む AI 技術のフルスタック輸出推進、同盟国との協調強化などの「国際 AI 外交/安全保障先導」、が掲げられている。

AI4S 関連の政策および施策として、同年 11 月、大統領令「ジェネシス・ミッション」⁷²を発した。連邦政府が持つ科学データとスーパーコンピューターの能力を統合した米国科学セキュリティ・プラットフォームを構築し、AI による研究の迅速化による、科学的発見の加速やエネルギー優位性の確保、国家安全保障の強化におけるブレークスルー創出を目的としており、DOE が中核的機関として主導し、国立研究所・大学・産業界など国家の研究開発資源を結集するとしている。取組対象となる研究開発課題としては、先進製造、バイオテクノロジー、重要材料、核分裂および核融合、量子情報科学、半導体およびマイクロエレクトロニクスを含む重要技術分野において最低 20 課題を DOE がリストアップして取り組むとしている。このジェネシス・ミッションは、米国 AI 行動計画における、世界クラスの科学データセットの構築を推進する位置づけであり、これにより 10 年以内に米国の科学技術の生産性と影響力を倍増させるとしている。

この他に AI4S 関連の施策・プログラムとして、以下が挙げられる。

- NAIRR Pilot (National Artificial Intelligence Research Resource Pilot) — 米国の研究者・教育者がアクセスしにくい AI リソース（計算リソース、高品質データセット、ソフトウェア、モデル等）を、

⁶⁹一般社団法人：AI ロボット駆動科学イニシアティブ（AIRDS），<https://www.airds.or.jp/jp/>（2025 年 12 月 4 日アクセス）

⁷⁰The White House, “Fact Sheet: President Donald J. Trump Advances AI Education for American Youth,” <https://www.whitehouse.gov/fact-sheets/2025/04/fact-sheet-president-donald-j-trump-advances-ai-education-for-american-youth/>（2025 年 11 月 25 日アクセス）。

⁷¹The White House, “White House Unveils America’s AI Action Plan,” <https://www.whitehouse.gov/articles/2025/07/white-house-unveils-americas-ai-action-plan/>（2025 年 11 月 25 日アクセス）。

⁷²The White House, “LAUNCHING THE GENESIS MISSION,” <https://www.whitehouse.gov/presidential-actions/2025/11/launching-the-genesis-mission/>（2025 年 11 月 25 日アクセス）。

国家共有インフラとして提供することが目的。2024 年 1 月に試行が開始。

- FASST (Frontiers in Artificial Intelligence for Science, Security and Technology) — DOE の科学施設が持つ膨大な科学データを AI-ready なデータへと整備し、AI モデル開発を可能にすることで、新材料、クリーンエネルギー、融合エネルギー、エネルギー、環境・気候、国防／安全保障など、多岐にわたる科学・技術分野でのブレークスルーを加速させることが目的。2024 年 7 月にイニシアティブの公式立ち上げと、ロードマップを提示。
- 特定プロジェクトにおける AI4S の試み — 例えば、マルチモーダルデータ（オミクスデータ、画像データ、電子カルテ等）を AI で解析して、新たな診断バイオマーカーや治療最適化等を目指す「AI による小児がん治療の革新の大統領令（2025 年 9 月）」などがある。

1.3.4 EU

欧州委員会は 2020 年 2 月に安全な AI 開発の信頼性と優越性を実現するための政策オプションを示す「AI 白書」を発表、これを受けて 2021 年 4 月「AI 法案」⁷³を発表、EU 理事会での採択を経て、2024 年 8 月に AI 法が発効した。AI 法は、人間中心の信頼できる AI の導入の促進、AI システムの有害な影響に対する保護、イノベーションの支援を目的としている。AI 法では、AI システムをそのリスクに応じて 4 段階で定義し、AI の開発者および利用者に対して利用可否や対処すべき義務を定めており、EU が AI のリスク対応に関し世界で主導的な役割を担うことを目指している。

2025 年 4 月、欧州委員会は EU における AI 政策の包括的枠組みである「AI 大陸行動計画」⁷⁴を発表した。本計画は、①大規模な AI データとコンピューティング・インフラの構築、②大規模で高品質なデータへのアクセス拡大、③EU の戦略分野におけるアルゴリズムの開発と AI の導入促進、④AI スキルと人材の強化、⑤規制の簡素化、の 5 つを重要な柱としており、また、Horizon Europe の AI 全体への年間投資総額を 30 億ユーロ以上へと倍増することを目指している。

本計画に基づき、欧州委員会は 2025 年 10 月に「Apply AI 戦略」と「AI in Science 戦略」を発表した⁷⁵。「Apply AI 戦略」は、EU の主要産業と公共部門における AI 導入を推進する戦略であり、産業界、公共部門、学術界、市民社会を結集する「Apply AI アライアンス」や、AI 法の円滑な実施を支援する「AI 法サービスデスク」等を立ち上げるとしている。「AI in Science 戦略」は、EU を AI 駆動型研究と科学の卓越性の最前線に据えることに重点を当てており、EU 加盟国および民間部門に分散する計算能力、データ、人材、研究資金などの AI 関連リソースを集約・調整し、先端 AI の開発と AI 駆動型科学の進展を支える EU 規模の仮想研究機関「欧州 AI 科学リソース (RAISE: Resource for AI Science in Europe)」⁷⁶が中核構想である。同年 11 月の「欧州 AI 科学サミット」において、RAISE のパイロットプログラムが正式に開始された。Horizon Europe を通じた初期資金として 1.07 億ユーロが割り当てられ、EU 全域の研究者・スタートアップが AI Gigafactories（後述）やデータ、人材支援を受けられる仮想研究インフラの整備が始まっている。

⁷³European Commission, “Proposal for a Regulation laying down harmonised rules on artificial intelligence (AI Act)”, https://eur-lex.europa.eu/resource.html?uri=cellar:e0649735-a372-11eb-9585-01aa75ed71a1.0001.02/DOC_1&format=PDF (2025 年 1 月 10 日アクセス)

⁷⁴European Commission, “The AI Continent Action Plan”, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ai-continent-action-plan> (2025 年 11 月 26 日アクセス)

⁷⁵European Commission, “Commission launches two strategies to speed up AI uptake in European industry and science”, https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_25_2299 (2025 年 11 月 26 日アクセス)

⁷⁶European Commission, “Commission launches ‘Resource for AI Science in Europe’”, https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_25_2578 (2025 年 11 月 26 日アクセス)

また、同年 11 月、欧州委員会は「Data Union 戦略」を発表している⁷⁷。これは、EU 域内でのデータの可用性向上、データに関するルールの簡素化等を通じて、AI 開発とイノベーションを促進することを目的としており、AI-ready なデータを統合・生成する拠点である Data Labs の創設や、データ共有／流通のための共通基盤である共通データスペースの拡充等を掲げている。

そのほか、AI4S に関連する施策やプログラムとしては以下が挙げられる。

- AI Factories — 主に中小企業の AI 実装・スケール拡大を支援し、実運用向けモデル等の実証を促進する、EU が支援する「AI を実装するエコシステム」
- AI Gigafactories — 「次世代フロンティア AI モデル」の訓練・運用を可能とする大規模 AI インフラとして、最大 5 か所を目指す構想。1 施設あたり約 10 万台級の先端 AI プロセッサを搭載できる計算資源を念頭に設計が進められている。EU が設立した公民連携型ファイナンス・メカニズム：InvestAI を通じ、総額 200 億ユーロを投じて民間投資を誘導し、Gigafactories の整備を支援する。また、研究者やスタートアップが利用できるよう、科学研究向け計算資源アクセスを確保するために、Horizon Europe を通じて最大 6 億ユーロの予算が割り当てられている。

1.3.5 英国

2021 年 9 月、英国ビジネス・エネルギー・産業戦略省（現科学・イノベーション・技術省：DSIT、2023 年 2 月発足）が公表した「国家 AI 戦略」⁷⁸が、英国における、現在まで続く AI 分野の中心的な政策文書とみられる。英国を世界的 AI 強国とする 10 年計画として、①AI エコシステムの長期的なニーズへの投資、②AI 対応経済への移行を支援、③AI 技術の国内および国際的ガバナンスの確保、の 3 点に注力すると述べている。

2025 年 1 月、DSIT は「AI 機会行動計画」を公表した⁷⁹。英国が AI の利用者（AI taker）ではなく AI の創造者（AI maker）となると掲げるもので、以下が盛り込まれている。

- ① AI インフラの整備：公共の計算能力拡張（今後数年で 20 倍規模）、データセンター建設・電力供給・土地利用の許認可を含むインフラ整備の促進、AI を支える人材・スキル育成、多様性の向上
- ② AI 導入による生活変革：公共サービスへの AI 導入や実証等を通じ、公共の便益向上と競争力の強化
- ③ 自国産 AI で未来を守る：AI を「産業の柱」「国家安全保障と経済安全保障の要」と位置づけ、「AI フルスタック」を持つ企業等を育て、産業競争力と経済安全保障を確立。安全・倫理・信頼・責任を確保する体制の整備と、国際ルール形成を主導。

なお、2025 年 6 月 30 日発表の歳出レビューでは、2026～29 年度に AI に 20 億ポンドを投資し、AI 機会行動計画を十分に実現すべきと述べられている⁸⁰。

DSIT は 2025 年 11 月 20 日付で「AI for Science 戦略」⁸¹を公表した。本戦略では、下記の 3 本柱を掲げており、データ・計算資源・人材を通じて AI 駆動科学研究を促す国家的枠組みである。

⁷⁷European Commission, “European Data Union Strategy”, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/data-union>（2025 年 11 月 26 日アクセス）

⁷⁸GOV.UK, “National AI Strategy”, <https://www.gov.uk/government/publications/national-ai-strategy>（2025 年 1 月 28 日アクセス）

⁷⁹GOV.UK, “Prime Minister sets out blueprint to turbocharge AI” <https://www.gov.uk/government/news/prime-minister-sets-out-blueprint-to-turbocharge-ai>（2025 年 1 月 28 日アクセス）

⁸⁰GOV.UK, “Spending Review 2025 (HTML)”, <https://www.gov.uk/government/publications/spending-review-2025-document/spending-review-2025-html>（2025 年 12 月 3 日アクセス）

⁸¹GOV.UK, “AI for Science Strategy”, <https://www.gov.uk/government/publications/ai-for-science-strategy/ai-for-science-strategy>（2025 年 12 月 1 日アクセス）

- ① データ基盤と高品質・AI-ready データを整備し、研究コミュニティのアクセス確保
- ② AI を駆使した科学研究に必要な大規模計算資源へのアクセス保障
- ③ 研究者・技術者の育成や学際チームの形成を支援し、産学官連携や共同研究を促進

材料科学、核融合、医療研究、エンジニアリング生物学、量子技術の5分野を優先分野としている。

また、実行に際しては、最大 1.37 億ポンドの投資が割り当てられる見込みである。この戦略に関連した施策・プログラムなど、AI4S 関連で以下のような取組みがなされている。

- AIRR Compute Opportunity: AI for Science⁸² — 上述の AI4S 優先 5 分野を対象に、公共のスーパーコンピュータ資源 AI Research Resource (AIRR) (Isambard-AI, Dawn など) から 200,000～1,000,000GPU 時間のアクセスを提供。大学・研究機関・産業界が応募可能で、AI による自律／半自律の科学研究を支援する、AI4S 向けの本格的な研究枠。
- 公的計算インフラの拡張 — 英国全体の公共研究・産業・AI 向け計算資源拡大のために、2025 年 7 月発表の UK Compute Roadmap によって、AIRR の拡張、新たなスーパーコンピュータ拠点の設置、関連インフラ（データセンター、電力網、テストベッド等）の整備を推進。総額 10 億ポンドの投資枠。
- 特定プロジェクトにおける AI4S の試み — 2025 年 6 月に発表した民間・学術を含むコンソーシアム OpenBind⁸³では、薬剤とタンパク質の結合に関する大規模データセット取得・整備することで、従来と比べて、はるかに高速・低コストでの新薬開発／医薬品設計を可能にする AI 駆動創薬の実現を目指している。

1.3.6 フランス

フランス政府は「AI 国家戦略（第 3 期）」、「サイバーセキュリティ国家戦略」、「5G および未来の通信ネットワーク技術の加速戦略」などを進め、技術開発から製造、保守までを自国の経済圏内で完結させる「デジタル主権」の実現を重視している。中でも政策として特に重視している対象の一つが、AI の研究開発や関連産業の振興、そしてスーパーコンピュータ（スパコン）の整備である。

AI に関する国家戦略は、2018 年 3 月に「AI 国家戦略（第 1 期）」（15 億ユーロ）を発表。その後、2021 年 11 月発表の第 2 期（10 億ユーロ）を経て、2025 年 2 月からは「今後数年間で 1,090 億ユーロ投資する」（マクロン大統領）との目標を掲げ、「AI 国家戦略（第 3 期）」を推進している。本戦略では、「計算機インフラとバリューチェーンとしての強化」、「AI 人材の誘致と教育」、「AI 利活用の促進」、「AI の信頼性の向上」を優先的な方針として掲げている。投資額が当初より 100 倍以上に増加しているのは、国内 35 ヶ所、最大 1 ギガワット級のデータセンター新設を目的とした、民間および海外のファンドからの投資を大半に含むためである。

フランス政府は、本戦略の第 2 期期間中の 2024 年 5 月、3 億 6,000 万ユーロを投じて「AI クラスタ」に 9 ヶ所を採択した⁸⁴。全国の有力大学のインフラを基盤とする AI の卓越研究拠点の整備およびその支援

⁸²UKRI, "AIRR Compute Opportunity: AI for Science", <https://www.ukri.org/opportunity/airr-compute-opportunity-ai-for-science/> (2025 年 12 月 1 日アクセス)

⁸³UKRI, "UK to become world leader in drug discovery as Technology Secretary heads for London Tech Week", <https://www.gov.uk/government/news/uk-to-become-world-leader-in-drug-discovery-as-technology-secretary-heads-for-london-tech-week> (2025 年 12 月 4 日アクセス)

⁸⁴Gouvernement de la République française, "France 2030 : L'IA comme un accélérateur et un différentiateur d'innovation," <https://www.info.gouv.fr/actualite/france-2030-liacomme-un-accelerateur-et-un-differentiateur-dinnovation> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

プログラムである。

研究開発に関する国家レベルの主要な戦略・計画は、10 年間の研究開発投資計画である「複数年研究計画法」と、5 ヶ年における特定分野・領域への重点投資計画「フランス 2030」（2022～2026 年）から成る。AI for Science に関連する具体的な政策はこのうち、フランス 2030 の下で推進される「優先研究プログラム（PEPR）」の一つとして 2024 年 3 月に開始された「PEPR IA」プログラムなどがある⁸⁵。「PEPR IA」には 6 年間で総額 7,300 万ユーロの政府資金が配分され、CEA、CNRS、INRIA の 3 機関が推進を担う。なお、上述した AI クラスターの卓越研究拠点をベースに、50 以上のチームが参画する 9 つの拠点を中核として、全国的なハイレベルの研究エコシステム構築を目指す。本プログラムのミッションには、節約型 AI（エネルギー効率とデータ効率）、組み込み型 AI、分散型 AI、信頼性ある AI の科学的障壁の解決、フランス数学教育の卓越性を生かした AI の数学的基礎の新たな地平の開拓、世界中から AI 研究の優秀な人材の誘致、フランスの産業界やスタートアップ企業における AI 導入の促進、などを掲げている。

また、フランス国立科学研究センター（CNRS）は 2021 年、AI for science, science for AI（AISSAI）センターを設立している⁸⁶。CNRS が有する約 1,100 もの共同研究所などを横断し、AI 研究そのもののみならず、物理・生物・材料・環境などさまざまな科学分野における AI 応用や AI との融合、多様な分野や手法間の統合、また、国際や学際の研究領域拡大を図りながら、学際研究や科学的発見の加速を目指すことをミッションとしている。

1.3.7 ドイツ

ドイツの科学技術・イノベーション政策は、2025 年 7 月に公表された「ハイテク・アジェンダ（HTAD）2025」に基づいて推進されている。「ハイテク・アジェンダ」において、AI 技術領域の重要性を示し、汎用ロボット研究開発プロジェクトを含む AI ロボティクスブースター立ち上げや、エンボディド AI（Embodied AI）のデモ機、実証センター設立等を推進するとしている。また、EU レベルの連携を基盤として AI ギガファクトリーの誘致を進めるとしている。

AI 関連の主要政策は、「人工知能戦略」（2018 年 11 月閣議決定、2020 年 12 月改定、主管：BMWE）⁸⁷に基づく。2019～2025 年の期間に基盤的経費を含め研究開発費として 30 億ユーロ規模の投資をすることを発表した。AI の実用化に向けて、基礎研究から応用研究への連携と国際連携の重要性を強調している。国際連携については、ドイツに先んじて AI 戦略を発表したフランスとの連携をベースに、EU の枠内での研究開発を推進することが記述されている。さらにポストコロナ対策の未来パッケージ⁸⁸では、AI 分野に追加的に 20 億ユーロの投資を配分し、2025 年までに合計 50 億ユーロの投資をすることになった。この戦略の下、AI excellence centres の全国ネットワーク（Network of German Centres of Excellence for AI Research）が整備された。ここに属するドイツ人工知能研究センター（Deutsche Forschungszentrum für Künstliche

⁸⁵ Gouvernement de la République française, “Lancement du PEPR Intelligence artificielle, un grand programme de recherche en soutien de l’innovation et des usages émergents de l’IA,” <https://www.info.gouv.fr/actualite/lancement-du-pepr-intelligence-artificielle-ungrand-programme-de-recherche-en-soutien-de-linnovation-et-des-usages-emergents-delia> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁸⁶ CNRS, AISSAI center, https://www.ins2i.cnrs.fr/en/artificial-intelligence-science-science-artificial-intelligence-aissai-center?utm_source=chatgpt.com (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁸⁷ Strategie Künstliche Intelligenz 2018 年 11 月閣議決定：
<https://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Downloads/Digitalisierung/2018-11-15-Strategie-zur-Kuenstlichen-Intelligenz.pdf>, 2020 年 12 月改訂：https://www.ki-strategie-deutschland.de/files/downloads/201201_Fortschreibung_KI-Strategie.pdf (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁸⁸ European Commission, Germany AI Strategy Report, https://ai-watch.ec.europa.eu/countries/germany/germany-ai-strategy-report_en (2025 年 12 月 6 日アクセス)

Intelligenz : DFKI)、ベルリン学習・データ基盤研究所 (Berlin Institute for the Foundation of Learning and Data : BIFOLD)、ミュンヘン機械学習センター (Munich Center for Machine Learning : MCML)、チュービンゲン AI センター (Tübingen AI Center : Home : TUE.AI)、スケーラブル・データ解析・人工知能センター (Center for Scalable Data Analytics and Artificial Intelligence : ScaDS.AI)、ラマール機械学習・人工知能研究所 (Lamarr Institute for Machine Learning and Artificial Intelligence : LAMARR) の 6 機関は、共同研究や知識の交換を通じて、中核的なコンピテンスセンターとして機能している。今後も DFKI と連携し、同様のセンターを増やす計画としている。また、2024 年 7 月に DFKI は AI 駆動型ロボティクスの研究開発を推進する組織として、「ロボティクス研究所 (RIG)」を設立している。

加えて BMFTR は 2023 年に「AI アクションプラン (Aktionsplan Künstliche Intelligenz)」⁸⁹を発表し、EU との連携を深め、健康・医学領域への AI の応用を推進することなど 11 の行動領域を示している。また、BMFTR は 2024 年 6 月に「アクションプラン ロボティクス研究 (Aktionsplan Robotikforschung)」⁹⁰を発表した。農業や介護分野での応用を目指し、AI ロボット研究開発を推進する。また、アクションプランの中核は、ドイツロボット工学研究所 (RIG) の設置で、既存の先端ロボティクス研究拠点がネットワークを組み、国際レベルでドイツの AI ロボット研究を促進する分散型研究所を形成するとされている。

なお、科学技術イノベーションの推進とならび「デジタル化」も連邦政府の重要政策に位置づけられている。連邦政府は、2022 年 8 月に当時の連邦デジタル交通省 (BMDV) の主導でデジタル戦略⁹¹を発表した⁹²。この戦略では、これまで実施されてきた数々のデジタル化に関する戦略、例えばデジタルトランスフォーメーション実現のための最初の戦略文書である「デジタルアジェンダ 2014~2017 (2014)」⁹³、さらに BMW からデジタルアジェンダの具体的な方針として示された「デジタル戦略 2025 (2015)」⁹⁴等を統合した上で、2025 年までに達成されるべき具体的な目標と、研究開発から産業促進まで含めた 10 項目の強化方針を示している。デジタル通信技術の助成事業として 2021 年に開始された「主権、デジタル、ネットワーク (Souverän. Digital. Vernetzt.)」⁹⁵ (2021~2025 年、所掌 : BMFTR) プログラムなどがあり、6G や通信における AI の応用研究開発、セキュリティ課題への取り組みなどを目的に 1 億ユーロの支援が予定されている。

1.3.8 中国

中国の科学技術・イノベーションや戦略的新興産業発展など、国家の発展に関する基本計画として、「中国国民経済・社会発展第 14 次五カ年計画と 2035 年までの長期目標綱要」(2021 年 3 月策定)(以下、第 14 次五カ年計画)がある。

⁸⁹ BMBF-Aktionsplan "Künstliche Intelligenz", BMBF, <https://www.bmbf.de/SharedDocs/Downloads/DE/2023/230823-executive-summary-ki-aktionsplan.pdf> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹⁰ Aktionsplan Robotikforschung, BMFTR, 2024 https://www.bmftr.bund.de/SharedDocs/Publikationen/DE/5/846858_Aktionsplan_Robotikforschung.pdf?__blob=publicationFile&v=7 (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹¹ BMDV, Digitalstrategie Gemeinsam digitale Werte schöpfen, 2022 年 8 月, https://bmdv.bund.de/SharedDocs/DE/Anlage/K/presse/063-digitalstrategie.pdf?__blob=publicationFile (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹² 2025 年の省庁再編により、ドイツのデジタル化政策全般は連邦デジタル国家近代化省 (BMDS) に移管している。

⁹³ BMW, Digitale Agenda 2014-2017, https://www.bundeswirtschaftsministerium.de/Redaktion/DE/Publikationen/Digitale-Welt/digitale-agenda-legislativbericht.pdf?__blob=publicationFile&v=5 (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹⁴ BMW, Digital Strategy 2025, https://www.bundeswirtschaftsministerium.de/Redaktion/EN/Publikationen/digitale-strategie-2025.pdf?__blob=publicationFile&v=1 (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹⁵ Souverän. Digital. Vernetzt, BMBF 2021, https://www.bmftr.bund.de/SharedDocs/Publikationen/DE/5/31677_Souveraen_Digital_Vernetzt.pdf?__blob=publicationFile&v=5 (2025 年 12 月 6 日アクセス)

2021～2025 年の五ヵ年を対象期間とする第 14 次五ヵ年計画では、重要な先端科学技術分野として、①次世代 AI、②量子情報、③集積回路、④脳科学と脳型 AI、⑤遺伝子とバイオテクノロジー、⑥臨床医学と健康、⑦深宇宙、深地球、深海、極地探査の 7 領域を指定しており、国家重大科学技術プロジェクトを実施している。

また、次期「国民経済・社会発展第 15 次五ヵ年計画」（第 15 次五ヵ年計画、2026～2030 年）の草案が 2025 年 10 月の四中全会で承認されている⁹⁶。「高度な科学技術の自立自強」による「新質生産力」を發展させる中で、第 14 次五ヵ年計画に引き続き「デジタル中国の建設」のさらなる推進を掲げている。また、「AI による研究のパラダイムの変革の牽引」についても言及している。

国レベルの AI 発展のビジョンに関しては、2017 年 7 月、國務院が「次世代人工知能發展計画（通称「AI2030」）」で次のような目標を掲げ、以後 AI による社会経済の發展のための基本計画となっている⁹⁷。

- 2020 年：AI 技術で世界の先端に追いつき、AI を国民生活向上のための新たな手段にする。
- 2025 年：基礎研究の發展で AI を産業の高度化と経済モデルの転換をけん引する原動力とする。
- 2030 年：AI 理論・技術・応用で世界トップ水準となり、世界的な AI イノベーションセンターとなる。

その後、2022 年 7 月、科学技術部など 6 省庁は、「中国の AI 技術は急速に發展しイノベーションのための強固な基盤が構築されたものの、イノベーションに対する理解不足、主要システムの設計などで問題がある」とし、政府の指導強化によってイノベーションの推進、AI の応用と産業化の課題解決、AI 開発の質の向上を進めるとした⁹⁸。これを受けて科学技術部は 2022 年 8 月、優れた基盤を備えた AI アプリケーションチームの支援と、研究開発の上流と下流の間の協力と新技術の融合強化によって、農業、港灣、鉱山、工場、住宅、教育、自動運転、医療、裁判所、サプライチェーン構築において再現性のあるモデルアプリケーションを構築する通達を出した⁹⁹。さらに、2024 年 3 月の全人代では、2024 年の最優先政策である近代的産業システムの整備と「新質生産力」の形成を加速するために、人工知能の研究開発とその応用を進める「人工知能+（AI プラス）」行動計画の実施、ならびに国際競争力のあるデジタル産業クラスターの構築が掲げられた。

2025 年 8 月、國務院は「『AI+』行動計画に関する指導意見」で、AI と経済・社会の融合、人と機械の協調、業界・分野を越えた融合、共創・共有を特徴とする新たな経済・社会の構築を目標に、重点分野（科学技術、産業、個人消費、社会福祉、ガバナンス、国際協力）を示すとともに、以下ロードマップを発表した¹⁰⁰。

- 2027 年までに、AI と重点 6 分野の融合により、次世代スマート端末・AI エージェント等の普及率を 70%超に高め、スマート経済の産業規模を拡大する。
- 2030 年までに、AI の高度な發展により、次世代スマート端末・AI エージェント等の普及率が 90%を超え、スマート経済が経済發展の重要な成長エンジンとなり、技術の普及と成果の共有を促進する。
- 2035 年までに、スマート経済・社会發展の新たな段階に入り、社会主義現代化の実現を支える。

上記のような全体方針を受けて、各省庁や地方政府が、具体的な「『AI+』行動計画」を策定している。例

⁹⁶ 2026 年 3 月の全人代で策定される見通しである。

⁹⁷ 中国政府網 “国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知” https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹⁸ 中国政府網 “科技部等六部门关于印发《关于加快场景创新以人工智能高水平应用促进经济高质量发展的指导意见》的通知” https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-08/12/content_5705154.htm (2025 年 12 月 6 日アクセス)

⁹⁹ 中国政府網, “科技部关于支持建设新一代人工智能示范应用场景的通知”, https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-08/15/content_5705450.htm (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹⁰⁰ 科学技術振興機構研究開発戦略センター 「國務院、「人工知能+」行動計画の推進を主導」 <https://crds.jst.go.jp/dw/20250922/2025092243253/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

えば、北京市では、ロボット、教育、医療、文化、交通分野で応用プロジェクトでの基盤モデル産業応用のエコシステム、および実証アプリケーションの構築化と商業化、共同研究開発プラットフォームの構築を進めており、深圳市では、エンボディド AI ロボットの技術イノベーションと産業発展、AI 搭載した端末産業の発展、ガゼル企業・ユニコーン企業の発展支援、AI パイオニア都市建設などを進めている。

AI for Science に直接的に関連する政策としては、2025 年 7 月、北京市が「AI for Science 発展行動計画（2025-2027 年）」¹⁰¹を発表した。科学技術と産業の将来の発展に大きな影響を与える AI for Science について、その戦略的発展の機会を捉え、AI と科学技術の融合を促進し、世界的に影響力を持つ AI によるイノベーションの構築を加速するためとして策定し、目標として科学基盤大規模言語モデルの構築、10 以上の高品質科学データベースを構築し、1000 万人以上のユーザーに提供する、などを掲げている。

また、中国科学院自動化研究所は 2025 年 7 月、国産オープンソースモデルを基にして科学技術分野向けにカスタマイズした大規模言語モデル「盤石」の開発を発表し、ライフサイエンス、高エネルギー物理学、力学、化学、天文学の分野で既に運用されていると述べている¹⁰²。

中国ではまた、「次世代 AI ガバナンス原則」¹⁰³（2019 年 6 月）、「次世代 AI 倫理規範」¹⁰⁴（2019 年 9 月）など、AI を活用する個別の産業やサービスでの管理に関する法令、規則を策定する姿勢にも特徴がある。国際社会に対しても、習近平国家主席は 2023 年 10 月、「グローバル AI ガバナンスイニシアチブ」を提唱し、すべての国が AI ガバナンスにおける情報交換と技術協力を強化し、共同でリスクを防止し、広範な合意を得たガバナンスの枠組みと基準の必要性を唱えた¹⁰⁵。また、上海市で毎年開催している世界人工知能大会（2025 年 7 月）の場で、「AI に関するグローバルガバナンス行動計画」¹⁰⁶の発表と併せて国際的な AI 協力組織を提唱した¹⁰⁷。

生成 AI については、2023 年創業の深度求索（DeepSeek）が発表した低コストのオープンソースモデルが世界的な話題となったが、2023 年 8 月に国家インターネット情報弁公室は「生成 AI サービス管理暫定弁法」を定め、国家の安全と国民の正当な権利と利益を守ることを目的に、生成 AI の提供者・使用者に対し、「サイバーセキュリティ法」、「データセキュリティ法」などの法令遵守や社会の倫理・道徳の尊重を求めている¹⁰⁸。この弁法の下、2025 年 11 月までに 611 種の生成 AI サービスが届出を完了している¹⁰⁹。なお、2025 年 6 月末時点で中国の生成 AI ユーザー数が 5 億 1500 万人と半年間で倍増し、普及率も 36.5%となっている¹¹⁰。

¹⁰¹ 北京市人民政府, "北京市科学技术委员会、中关村科技园区管理委员会等部门关于印发《北京市加快人工智能赋能科学研究高质量发展行动计划（2025-2027 年）》的通知," https://kw.beijing.gov.cn/zwgk/zcwj/202507/t20250711_4146595.html (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹⁰² 科学技術振興機構研究開発戦略センター “中国科学院 新たな大規模言語モデルで AI for Science 推進” <https://crds.jst.go.jp/dw/20250813/2025081342723/>

¹⁰³ 中华人民共和国科学技术部 “发展负责任的人工智能：新一代人工智能治理原则发布” https://www.most.gov.cn/kjbgz/201906/t20190617_147107.html (2024 年 12 月 12 日アクセス)

¹⁰⁴ 中华人民共和国科学技术部 “《新一代人工智能伦理规范》发布” https://www.most.gov.cn/kjbgz/202109/t20210926_177063.html (2024 年 12 月 12 日アクセス)

¹⁰⁵ 中华人民共和国外交部 “全球人工智能治理倡议” https://www.mfa.gov.cn/web/ziliao_674904/1179_674909/202310/t20231020_11164831.shtml (2025 年 1 月 23 日アクセス)

¹⁰⁶ 中国政府网 “人工智能全球治理行动计划” https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202507/content_7033929.htm (2025 年 12 月 2 日アクセス)

¹⁰⁷ 中国政府网 “中国政府倡议成立世界人工智能合作组织” https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202507/content_7033957.htm (2025 年 12 月 2 日アクセス)

¹⁰⁸ 中国网信网 《生成式人工智能服务管理暂行办法》, https://www.cac.gov.cn/2023-07/13/c_1690898327029107.htm (2025 年 12 月 2 日アクセス)

¹⁰⁹ 人民網日本語版 “中国、611 種類の生成 AI サービスが届出を完了” <https://j.people.com.cn/n3/2025/1112/c95952-20389636.html> (2025 年 12 月 2 日アクセス)

¹¹⁰ 人民網日本語版 “中国の生成 AI ユーザー数、5 億人を突破” <https://j.people.com.cn/n3/2025/1020/c94476-20379371.html> (2025 年 12 月 2 日アクセス)

1.3.9 韓国

韓国科学技術情報通信部（Ministry of Science and ICT：MSIT）は5年ごとに科学技術基本計画を発表しており、直近の基本政策は2022年12月に発表した「第5次科学技術基本計画（2023～2027年）」¹¹¹である。「科学技術イノベーションが拓く大胆な未来」を創造するというビジョンを掲げ、①研究開発戦略の強化、②民間主導の革新的な科学技術エコシステムの育成、③国家的な課題への科学技術による対応、を目標としている。また、今後5年間に重点的に育成すべき12の戦略技術として、①半導体・ディスプレイ、②二次電池、③先進モビリティ、④次世代原子力、⑤先進バイオテクノロジー、⑥航空宇宙・海洋技術、⑦水素、⑧サイバーセキュリティ、⑨AI、⑩次世代通信、⑪先進ロボット・製造、⑫量子技術を挙げ、政府と民間の総力を結集し、技術優位性の拡大・確保を目標に、ミッション中心の研究開発イノベーションシステムを展開していくとしている。

AI関連政策としては、政権交代を経ながらも、IT強国からAI強国へとシフトするための3大分野9大戦略を掲げた「人工知能国家戦略」（2019年12月）¹¹²、国家AI委員会の発足（2024年9月）、AI G3（世界トップ3）への飛躍を通じたグローバルAIハブの確立を目指し、国家フラグシッププロジェクトによって推進する「国家AI戦略の政策方針」（2024年10月）¹¹³など、国の方針が検討されてきた。

2024年12月には、「人工知能の発展及び信頼基盤の構築等に関する基本法（AI基本法）」¹¹⁴が可決され、2026年1月からの施行を予定している。EUに次いで、国家レベルのAIガバナンス体制を法律として定めたもので、AIの安全な発展と信頼基盤の構築を通じて、国民の権利と尊厳を保護し、生活の質を向上させ、国家競争力を強化することを目的としており、AI産業の育成支援に加えて、AIに対する安全性・信頼性・透明性の確保を求め、違反事業者への罰則も規定している。

2025年6月に就任した李在明（イ・ジェミョン）大統領は、大統領直属の「AI未来企画首席」の新設、今後5年間で100兆ウォン規模の国家AI投資（半導体・教育等）とインフラ戦略を展開する計画を発表するなど、AI戦略には積極的である。2025年8月発表の「新政府経済成長戦略」¹¹⁵では、「AI3大強国」、「潜在成長率3%」、「国力世界5強」をビジョンに掲げ、「AI大転換・超革新経済を推進するための30の先導プロジェクト」を2025年下半年から推進することを公表している。特に、研究開発などへの速やかな財政投入を強調し、先導プロジェクトの中には、AIロボット、AIバイオといった分野強化の他、公共データの開放・活用、世界最高水準のバーティカルAI確保といった基盤造成などが挙げられている¹¹⁶。また、2025年9月には、既存の国家AI委員会を拡大・改編して「国家人工知能（AI）戦略委員会」を創設し、諮問機能から、予算審議・議決権を持つAI政策の司令塔機能へと強化が図られた。

直近では、2025年11月24日の韓国政府は科学技術長官会議を開催し、「国民のための10大AIプロジェクト」、「製造業AI変革(M.AX)イニシアティブ」、「科学技術×AI国家戦略」、「防衛AX(AI Transformation)

¹¹¹ 韓国 MSIT, "The Fifth Science and Technology Master Plan (2023-2027) Announced,"

<https://www.msit.go.kr/eng/bbs/view.do?bbsSeqNo=42&mld+=4&mPid=2&nttSeqNo=762&pageIndex=&sCode=eng&searchOpt=ALL> (2025年8月10日アクセス)。

¹¹² 韓国 MSIT, "인공지능 국가전략 : IT 강국을 넘어, AI 강국으로,"

<https://nsp.nanet.go.kr/plan/subject/detail.do?newReportChk=list&nationalPlanControlNo=PLAN0000031449> (2025年12月6日アクセス)。

¹¹³ https://spap.jst.go.jp/korea/news/241103/topic_nk_01.html (2025年12月6日アクセス)

¹¹⁴ MIST, "A New Chapter in the Age of AI: Basic Act on AI Passed at the National Assembly's Plenary Session,"

<https://www.msit.go.kr/eng/bbs/view.do?sCode=eng&mld=4&mPid=2&pageIndex=&bbsSeqNo=42&nttSeqNo=1071&searchOpt=ALL&searchTxt=> (2025年12月6日アクセス)。

¹¹⁵ <https://www.jetro.go.jp/biznews/2025/08/18645563fc355398.html> (2025年12月6日アクセス)

¹¹⁶ https://www.jetro.go.jp/view_interface.php?blockId=40096406 (2025年12月6日アクセス)

戦略」など、AI に関する主要議題を審議・決定している¹¹⁷。

AI for Science 関連は「科学技術×AI 国家戦略」において、2030 年までに科学技術 AI において世界をリードする成果を生み出すことを目標とし、4 つの柱と 12 の中核課題が示されている。

<科学技術×AI 国家戦略の 4 つの柱>

- コア技術の確保：韓国が強みを持つ 6 つの科学分野（バイオテクノロジー、材料・化学、地球科学、数学、半導体・ディスプレイ、二次電池）において AI 基盤モデルを開発し、「Korean AI Co-Scientist」や自動化／自律型ラボを創設することで、次世代研究環境を構築する。
- コンバージェンス人材の育成：科学英才高校、科学高校、KAIST などの科学人材育成拠点に AI 教育を組み込み、大学に AI 基礎科学研究センターを設置し、研究者主導の AI トランスフォーメーションを推進するための専門ポストドクを育成する。
- インフラ・協働エコシステムの構築：GPU の確保、研究データ活用のための法制度改革、産学研をつなぐイノベーションハブとして「National AI for Science Research Institute（仮称）」を設立し、研究の健全性・信頼性・透明性を確保する新たな研究倫理基準を提示する。
- 産業エコシステムの高度化：科学 AI に対する需要を体系的に把握し、卓越した研究成果を産業・市場ニーズと結び付けて経済・産業成長に転化し、スタートアップや AI 企業のスケールアップを支援する。

なお、「製造業 AX イニシアティブ」では、製造業 AX エコシステムの構築、AI ベースのプロセスイノベーションと AI を活用した製品イノベーションの推進の 3 つを重点戦略としている他、「防衛 AX 戦略」においても、インフラ構築、環境・エコシステム形成の推進を含む戦略で、官民の活力を集結する国防 AI 開発拠点の整備の推進が盛り込まれている。

なお、この間、ヒューマノイド開発や AI 半導体活用を目指す「K-ヒューマノイドアライアンス」（2025 年 4 月、産業通商資源部）、製造業の AI トランスフォーメーションを加速する「製造 AX アライアンス」（2025 年 9 月、産業通商資源部）、フィジカル AI の展開を図る「フィジカル AI グローバルアライアンス」（2025 年 9 月、科学技術情報通信部・産業通商資源部）といった、産学官の連携を強化する枠組み構築も進んでいる。

1.3.10 シンガポール

シンガポール政府は 2019 年に国家 AI 戦略を策定した。シンガポールはそれ以前から、都市国家という制約条件の下、デジタル化・スマート国家化を推進してきた。2014 年には「Smart Nation」構想を掲げ、ICT、ネットワーク、ビッグデータを活用して公共サービスや産業構造を転換する取組を進めてきた。こうした背景のもと、AI を活用した経済転換・社会課題解決を国家戦略として位置付け、2019 年の国家 AI 戦略策定をしている。さらに、AI 技術の国際競争・倫理・産学連携・人材育成の課題に対応するため、2023 年末に同戦略を更新し、向こう 3～5 年間の戦略として「国家 AI 戦略 2.0（NAIS 2.0）」¹¹⁸を打ち出している。

NAIS 2.0 は、「AI for the Public Good, for Singapore and the World（公共善のための AI、シンガポールと世界のために）」の基本理念を掲げ、AI を社会・経済変革の不可欠な要素と位置付けている。具体的には、「活動ドライバー（推進主体：産業界、政府、研究機関）」「人々とコミュニティ（推進要素：人材、能力、場所づくり）」「基盤・環境（基盤技術：コンピューティング、データ、信頼できる環境、思考と実践のリー

¹¹⁷ 韓国 MSIT, "Inaugural Ministerial Meeting on Science and Technology Held under the Chairmanship of Prime Minister Kim Min-seok," <https://www.msit.go.kr/eng/bbs/view.do?sCode=eng&mId=4&mPid=2&pageIndex=&bbsSeqNo=42&nttSeqNo=1193&searchOpt=ALL&searchTxt=> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹¹⁸ Government of Singapore, "National AI Strategy", <https://file.go.gov.sg/nais2023.pdf> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

ダー)」の3つのシステムを設け、以下の15項目を具体的な行動として提示した。

表 1-3-2 NAIS 2.0 15 のアクション

行動	ENABLER	行動内容
1	産業界	AI 導入支援センター（CoE）の設置
2	産業界	AI スタートアップエコシステムの強化
3	政府	行政サービスへの AI 活用
4	研究機関	AI 研究・開発（R&D）計画の刷新
5	人材	世界的な AI 開発者の誘致
6	人材	AI 専門人材の増員（15,000 人）
7	能力	企業の AI 導入支援の拡充
8	能力	労働者の AI スキル向上
9	場づくり	AI コミュニティスペースの設置
10	コンピューティング	コンピューティング能力の拡充と環境配慮
11	データ	プライバシー保護技術（PETs）とデータ管理能力の拡充
12	データ	政府保有データの公開拡大
13	信頼できる環境	AI 規制環境の整備
14	信頼できる環境	AI 関連リスクへのサイバーセキュリティ強化
15	思考と実践のリーダー	国際ネットワークの拡大

加えて、シンガポールは AI を「オプション」ではなく「必要性」と捉え、ローカルからグローバル展開、個別プロジェクトから大規模なインフラ・基盤整備へと転換を図っている。これらの枠組みによって、シンガポールは AI を単なる産業応用技術としてではなく、科学研究、都市インフラ、公共サービス、グローバル課題対応といったマクロな変革ドメインにおいて活かそうとしている。

AI for Science に関しては、国家研究財団（National Research Foundation (Singapore), NRF）を中心に、AI 研究・科学ドメイン研究の融合を政策的に推進しており、NAIS 2.0 の一環として、AI 研究基盤の強化と科学領域横断の活用を重点に据えている。政府は 2024 年に 1 億 2,000 万シンガポールドル規模の追加投資を決定し¹¹⁹、材料・生命・健康など複数領域での AI 手法開発と研究協働を推進している。また、NRF は「Foundational Research Capability on AI for Science」を公表¹²⁰し、科学研究そのものの方法論的転換を担う基盤的取り組みを体系化している。AI for Science 関連の研究基盤整備・プログラム支援として、NRF が主導する AI for Science Singapore Initiative では、汎用的な AI 手法開発とドメイン科学との統合的研究を推進している¹²¹。国際的議論の場として開催された AI4Science and Nobel Turing Challenge Initiative Conference¹²²では、知識抽出、仮説生成・検証の自動化、クローズドループ研究など、科学発見プロセスの

¹¹⁹ Government of Singapore, Press releases “Further S\$120M investment in “AI for Science”, <https://www.mddi.gov.sg/newsroom/further-120m-investment-in-ai-for-science/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹²⁰ Singapore AI for Science Initiative, “2024 Foundational Research Capability on AI for Science”, <https://ai4science.sg/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹²¹ Civil Service College, Singapore, “Powering Up AI Research in Singapore”, <https://knowledge.csc.gov.sg/powering-up-ai-research-in-singapore/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹²² Singapore AI for Science Initiative, “AI4Science and nobel turing challenge initiative conference”, <https://ai4science.sg/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

新しい方向性が議論された。さらに、2025 年には NUS を拠点に AI 4 X Conference が開始され、アジア地域における AI for Science の国際会議拠点化が進められている¹²³。

実践プログラムとしては、科学分野への AI 導入を促す研究助成、人材育成、HPC/GPU を含む計算基盤や自律実験設備の整備が一体的に進められており、バイオ、材料、サステナビリティなどの領域で AI 駆動型研究を強化するプログラムが展開されている¹²⁴。

¹²³ “AI4X 2025”, <https://ai4x.cc/ai4x-2025/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

¹²⁴ Civil Service College, Singapore, “Powering Up AI Research in Singapore”, <https://knowledge.csc.gov.sg/powering-up-ai-research-in-singapore/> (2025 年 12 月 6 日アクセス)

2. 【分野共通一動向】分野共通的なAI for Scienceの動向

2.1 AI for Science の全体像

本章では、1 章で整理した AI for Science の枠組みをもとに、STI エコシステムの内側から見た AI for Science の取り組みをまとめる。その全体像を図 2-1-1 に示す。

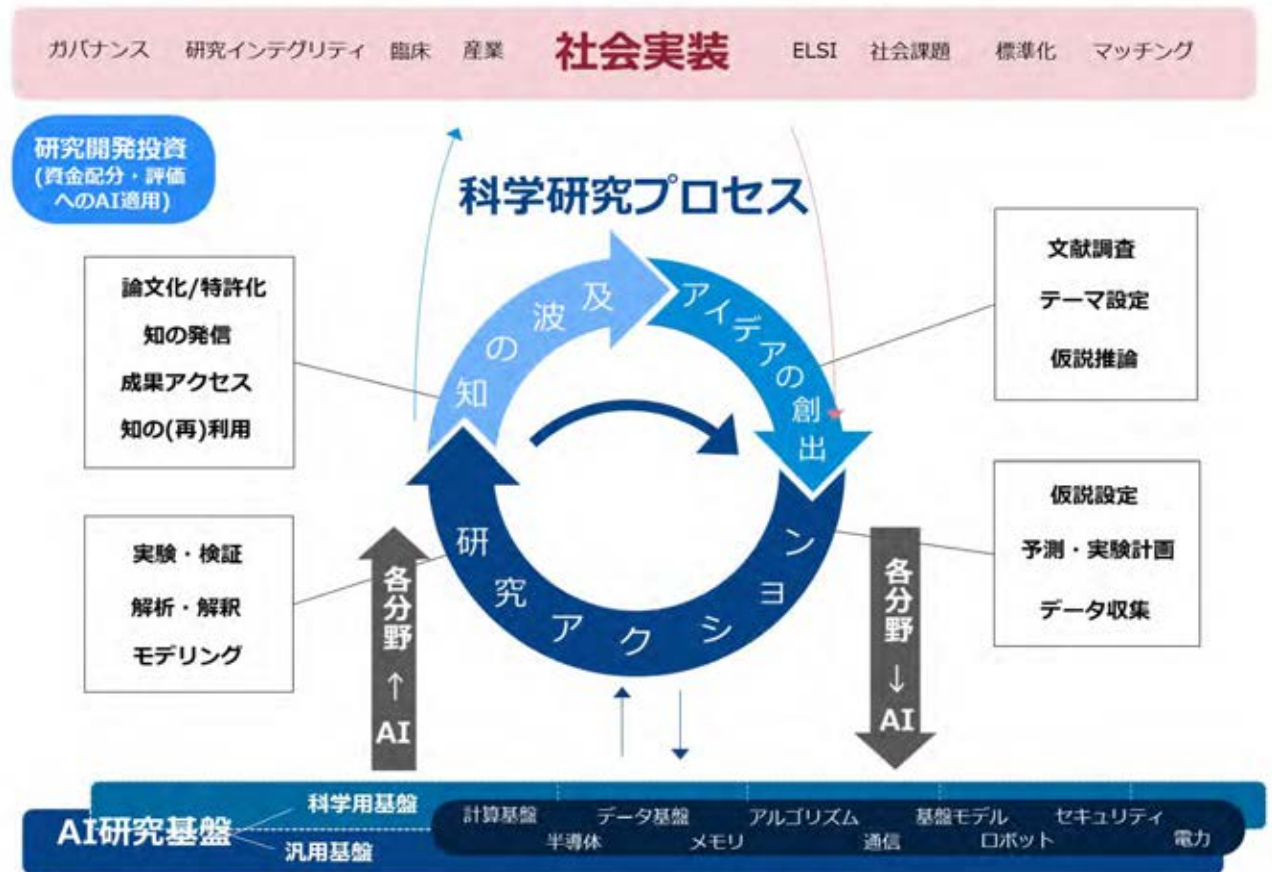


図 2-1-1 AI for Science の全体像

まず中央には、科学研究プロセスの基本サイクルを示した。一般に研究活動は、アイデアの創出（文献調査、テーマ設定、仮説設計・推論）から始まり、研究アクション（予測・実験計画、試料/データ収集・取得、実験・検証、解析・解釈）を経て、知の波及（論文文化/発信、成果アクセス、（再）利用）に至る¹²⁵。科学研究プロセスから創出された成果の一部は随時、社会実装へと進んで知が移転され、また逆に、社会からのニーズが科学研究プロセスに投入されていく。

さらに、これらの科学研究プロセスや社会実装における AI 活用には、研究基盤が必要となる。以降、AI for Science のために整備される研究基盤を、「AI 研究基盤」と呼ぶこととする。AI 研究基盤には、汎用基盤と科学用基盤の2層を仮定し、それらの対象には、計算基盤、半導体、データ基盤、メモリ、アルゴリズム、通信、基盤モデル、ロボット、セキュリティ、電力などを想定する。AI 研究基盤は科学研究プロセスを支え（「AI → 研究分野」）、逆に、科学研究プロセスの成果は、AI そのものの性能向上を含む AI 研究基盤

¹²⁵ 「研究アクション」の部分を AI for Science と呼び、「アイデアの創出」や「知の波及」の部分を AI for Research と呼んで、区別するような捉え方もある（Qiguang Chen, Mingda Yang, Libo Qin, et al., “AI4Research: A Survey of Artificial Intelligence for Scientific Research”, *arXiv* (2025)）。

の発展に寄与する（「研究分野 → AI」）。汎用基盤がいわゆるドメインを問わず活用される AI 研究基盤であることに對し、科学用基盤とは、研究分野や特定の対象・ドメインにより特化した AI 研究基盤を指すこととする。これらは目的に応じマルチに組み合わせて活用されるものとする。図の左上には研究開発投資を置いた。資金配分や研究評価にも AI を活用し、STI エコシステムのあらゆるシーンに AI が浸透し、活用がなされていく可能性を想定している。

AI for Science の考慮点

それぞれの研究および研究分野でみられる AI for Science の様相には大きくわけて、次の 2 つの考慮点があると考えられる（図 2-1-2）。



図 2-1-2 AI for Science の考慮点の 2 つの考慮点

① 研究主体の違い：「支援系 AI for Science (AI4S)」と「自律系 AI for Science (AI4S)」

ここでいう支援系 AI4S とは、研究主体が人間であり、AI は主として人間の研究活動を支援する。一方で、自律系 AI4S では、研究主体が AI であり、AI 自身が研究活動を実行する。これらの区別は、哲学の分野で古くから検討されてきた、「道具としての AI」（人間に対する補完物としての AI）と、「主体としての AI」（人間に対する代替物としての AI）のちがいを基にしている^{126, 127}。

② 研究環境の違い：「バーチャル」と「フィジカル」

研究ごとに、あるいは研究分野ごとに、研究の遂行に必要な環境の条件が異なることが考えられる。特に、物理的な操作が少ないかほとんど不要となる「バーチャル」を主とした研究（環境）であるのか、あるいは、物理的な操作がより多く必要となる「フィジカル」を主とした研究（環境）であるのか、これらの違いは重要である¹²⁸。物理的な身体性、すなわち AI ロボットの要不要に依存して、必要とされる研究基盤が異なることが想定される（表 2-1-1）。

¹²⁶ 鈴木貴之 『人工知能とどうつきあうか 哲学から考える』（勁草書房, 2023）

¹²⁷ 思想的源流として、より古くは、人間の知的能力を増強するための道具「Intelligence Amplifier : IA」と、人間の知能を模倣または代替する「Artificial Intelligence : AI」の区分もある。

¹²⁸ Pengsong Zhang, Heng Zhang, Huazhe Xu, et al., "Scaling Laws in Scientific Discovery with AI and Robot Scientists", *arXiv*, (2025)

表 2-1-1 研究分野ごとのバーチャル操作/フィジカル操作度合い
(Zhang, et al., 2025 を基に CRDS が改変)

主分類	分野	サブ分野	バーチャル操作	フィジカル操作	V/P レシオ
自然科学	物理学	古典物理、量子力学、素粒子、宇宙物理	理論モデリング、シミュレーション、データ解析	機器操作、実験計測、試料調整	
	化学	物理化学、有機化学、無機化学、材料化学	分子モデリング、反応予測、データ解析	合成、計測解析、物性評価	
	生物学	分子生物学、細胞生物学、遺伝学、生態学	システムモデリング、データプロセッシング	培養実験、顕微鏡計測、フィールドワーク	
	地球科学	地質学、計測学、海洋科学	環境モデリング、システムシミュレーション	フィールド調査、試料解析、モニタリング	
形式科学	数学	純粋数学、応用数学、統計学、数理論理学	理論導出、数値解析、モデリング	データ収集、検証、デモ	
	計算機科学	コンピューター科学、ソフトウェア工学、サイバーセキュリティ	アルゴリズム開発、システム設計、ソフトウェア・プログラミング	ハードウェアテスト、システム開発、メンテナンス	
応用科学	工学	機械工学、電子工学、化学工学	設計モデリング、シミュレーション、最適化	製造、試験、システムインテグレーション	
	医学	臨床医学、生体医学、薬学	イメージング、データ解析、トリートメントプランニング	臨床試験、ラボ試験、患者ケア	
	農学	作物栽培学、園芸学、畜産学	成長モデリング、システムシミュレーション、データ解析	圃場実験、ブリーディング、耕作	
人文・社会科学	社会科学	経済学、社会学、政治学	データ解析、行動モデリング、シミュレーション	フィールド調査、行動調査	
	人文科学	哲学、史学、文学、芸術	デジタル解析、アーカイブ・プロセッシング	フィールド調査、工芸物解析、造形	
学際科学	バイオインフォマクス	システム生物学、計算生物学	コンピューター解析、モデリング、予測	実験バリデーション、データ収集	
	認知科学	神経科学、心理学	認知モデリング、データ解析、シミュレーション	脳イメージング、行動実験	
	環境学	環境科学、持続可能性、気象学	環境モデリング、環境影響評価	フィールドモニタリング、サンプリング	
	ナノテク	ナノエレクトロニクス、ナノバイオ工学	ナノデバイスシミュレーション、プロセスモデリング	デバイス製造、材料合成・加工、センシング	

支援型 AI4S と自律型 AI4S、および、バーチャルとフィジカルの 2 つの考慮点を踏まえると、AI for Science の進む方向性は、自律性と汎用性を 2 軸として、図 2-1-3 のように一体的に捉えることができる¹²⁹。

まず縦軸には自律化レベルをとり、レベルの低いほうから順に、「自動研究」（人間が研究目的を設定し、人間が研究計画を立案し、AI が研究を実行）、「半自律研究」（人間が研究目的を設定し、AI が研究計画を立案し、AI が研究を実行）、「完全自律研究」（AI が研究目的を設定し、AI が研究計画を立案し、AI が研究を実行）の 3 つの段階を仮定した^{130, 131}。また、横軸には汎用化レベルをとり、レベルが高くなるほど研究対象の複雑性やパラメータが増し、フィジカル操作を含む多様なモダリティや多様な物理タスクに対応できることを表している。両軸のレベルの極限では、現時点から見据えるなかで人類にとって最大級の技術的ブレークスルーを迎えることを想定し、いわゆる人工超知能（ASI）や汎用人工知能（AGI）を置いた。しかしそこへ至るには、容易には超えられない壁（図中の点線）が存在するであろうことを表している¹³²。

¹²⁹ 図は、Hiroaki Kitano, “Nobel Turing Challenge: creating the engine for scientific discovery”, *npj Systems Biology and Applications* (2021) および Angelos Angelopoulos, James F Cahoon, Ron Alterovitz, “Transforming science labs into automated factories of discovery”, *Science Robotics* (2024) を基に着想。

¹³⁰ 理化学研究所 高橋恒一氏によるレベル 0～6 に分ける 7 段階の自律性レベルをヒントに、レベル 0、レベル 1～5、レベル 6 の 3 つの段階で区切ることとした。

¹³¹ 高橋恒一「科学 AI の自律性レベル（前編）」『人工知能』（2025）

¹³² テキスト・画像・音声・動画など、さまざまなモダリティを扱えるよう、AI に学習をさせることは、汎用性レベルを上昇させると思われる。しかしながら、モダリティを増やして有限個のモダリティが扱えるようになることと、どのようなモダリティにでも潜在的に無限に対応可能な汎用性を持つこととは、質的に大きな違いをはらむ。たとえば人間は、生得的に、「赤外線」というモダリティを自身の身体で扱うことはできない。しかしながら、科学を通して赤外線を理解し、技術開発を通して赤外線を自由に操るよう、自在にマネジメントすることができる。

また、2 軸それぞれのレベルの進展は、分野ごとにさまざまな経路を辿ることが予想される。たとえば計算機科学分野の研究の場合には、コンピューター上で研究サイクルが回るような閉ループが設定しやすい。この場合には、グラフの左下からはじまり、まず自律性レベルから先に向上し、次に遅れて汎用化レベルが向上する経路を辿ることが想定される。他方で、創薬分野や環境分野の研究では、人間(臨床)や地球環境といった極めて複雑性が高い且つ開ループを扱うことが必要になる。この場合には逆に、まず汎用化レベルから先に向上し、次に遅れて自律性レベルが向上する経路を辿ることが想定される。このように、AI for Science の推進は、研究分野ごとの特徴や違いを考慮した検討が求められる。

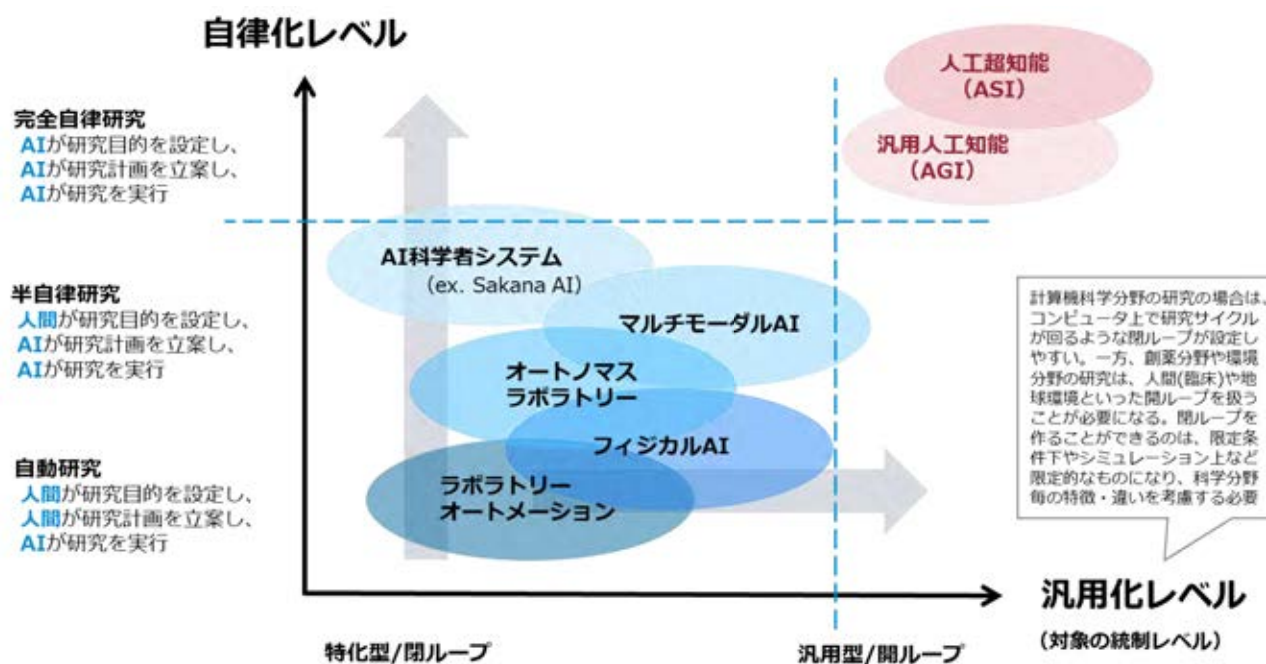


図 2-1-3 AI for Science における自律性と汎用性

以降では、AI for Science の全体像のうち、2.2 節で AI 研究基盤を、2.3 節で AI が科学にもたらす影響について述べる。さらに、3 章以降は分野別に分け、3 章で「AI → 研究分野」の動向を、4 章で「研究分野 → AI」の動向を述べる。

2.2 AI for Science のための研究基盤

本節では、AI 研究基盤について概説する。AI 研究基盤を、4つの階層構造として再整理したものが図 2-2-1 である。下層から順に、半導体、計算基盤、知識・データ基盤、基盤モデルとした。ここでは特に、科学研究用として利用する AI 研究基盤として、知識・データ基盤と AI システム（基盤モデルを含む）の 2つを取り上げる。



図 2-2-1 AI 研究基盤

① 知識・データ基盤

AI 技術の進展に伴い、研究データの取り扱いは、これまで以上に研究活動の広範な場面に関わるようになってきている。文献調査や仮説生成に加え、実験条件の探索、解析ワークフローの自動化、モデル構築、知識抽出など、各研究プロセスはデータと密接に関連づけられ、研究データの管理・共有・再利用・統合を支える基盤の整備が国内外で進んでいる。

わが国においては、研究データの利活用環境の整備に向けた制度的・技術的な取り組みが段階的に進められてきた。ポストコロナ期における研究 DX やオープンサイエンスの機運の高まりなども背景に、文部科学省では AI 等の活用を推進する研究データエコシステム構築事業を開始し¹³³、研究データの管理、公開、検索を統合的に扱う基盤の整備を進めている。この中核として、国立情報学研究所（NII）が展開する Research Data Cloud（NII RDC）が位置づけられ¹³⁴、GakuNin RDM、JAIRO Cloud、CiNii Research といったサービス群が研究データのライフサイクルに対応する形で運用されている（図 2-2-2）。

¹³³ 文部科学省「AI 等の活用を推進する研究データエコシステム構築事業の選定機関の決定について」
https://www.mext.go.jp/b_menu/boshu/detail/mext_00225.html（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹³⁴ 国立情報学研究所オープンサイエンス基盤研究センター「NII 研究データ基盤（NII Research Data Cloud：NII RDC）の概要」
<https://rcos.nii.ac.jp/service/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）



図 2-2-2 NII RDC の概要 (https://rcos.nii.ac.jp/service/より引用)

NII RDC は、研究者によるデータ管理や公開を支援する機能に加え、全国規模の学術情報ネットワーク（SINET）や認証基盤（GakuNin）と連携することで、研究データへのアクセスを制度的・技術的に支える役割を担っている。研究者は所属機関の認証情報を用いてデータやサービスにアクセスでき、分散するデータ資源に対して一貫した利用環境が提供されている点に特徴がある。併せて、メタデータの整備や永続識別子（PID）の付与を通じて、研究データの発見可能性や再利用性を高める仕組みも組み込まれている。研究データの高度な利活用に伴い、データガバナンスやプロビナンス管理、すなわちデータの生成過程や履歴を記録・管理する仕組みの重要性も高まっている。また、コードや解析環境をデータと一体的に取り扱うことや、個人情報や営業秘密などを含む秘匿性の高いデータに対する安全な解析環境の整備など、データアクセスの在り方そのものが研究基盤の一部として位置づけられつつある。

こうした学術研究データ基盤の整備と並行して、産業データを含む広義のデータ流通を視野に入れた取り組みも進められている¹³⁵。独立行政法人情報処理推進機構（IPA）が推進するデータスペースの取り組みでは、分野や組織を越えたデータ共有・連携を可能とするためのルール、アーキテクチャ、技術要素の整理が進められている（図 2-2-3）。そこでは、データ提供者が利用条件を制御しつつ、利用者が安全にデータへアクセスできる仕組みが検討されており、研究データ基盤とも接続し得る枠組みとして位置づけられる。研究と産業の境界に位置するデータの取り扱いや、アクセス権限管理の在り方を考える上で、こうしたデータスペースの概念は参照点となり得る。

¹³⁵ 独立行政法人情報処理推進機構、「データスペース入門」<https://www.ipa.go.jp/digital/data/jod03a000000a82y-att/dataspaces-gb.pdf> (2025 年 12 月 17 日アクセス)

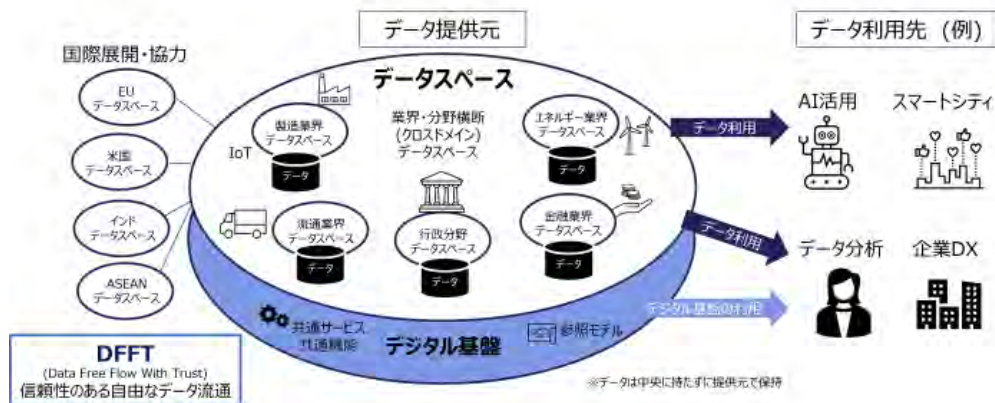


図 2-2-3 データスペース（<https://www.ipa.go.jp/digital/data/data-space.html> より引用）

研究データに関わる基盤整備は、分野固有の取り組みとも連動して展開されている。なかでもマテリアル分野では、材料研究が多様な領域を横断する特性を背景に、データの創出・蓄積・利活用を段階的に結びつけるための仕組みが政策的に位置づけられてきた。政府が2021年に策定した「マテリアル革新力強化戦略」^{136,137}では、材料開発と社会実装、データ駆動型研究開発、国際競争力といった複数の視点から、研究基盤整備や研究手法の高度化の方向性を示した。こうした流れの中で、文部科学省による「マテリアルDXプラットフォーム構想」において、マテリアル先端リサーチインフラ（ARIM）、物質・材料研究機構（NIMS）によるデータ中核拠点（MDPF）、データ創出・活用型マテリアル研究開発プロジェクト（DxMT）などが相互に連動する形で展開されている¹³⁸（図2-2-4）。

マテリアルDXプラットフォームの概念図



¹³⁶ 文部科学省 科学技術・学術審議会 研究計画・評価分科会 第13期ナノテクノロジー・材料科学技術委員会（第1回）（令和7年5月28日）、「マテリアル革新力強化戦略の改定について」https://www.mext.go.jp/content/20250605-mxt_nanozai-000042606_09.pdf（2025年12月9日アクセス）

¹³⁷ 内閣府「マテリアル革新力強化戦略（概要）（令和3年4月）」https://www8.cao.go.jp/cstp/material/material_gaiyo.pdf（2025年12月9日アクセス）

¹³⁸ 文部科学省「ナノテクノロジー・材料科学技術分野の推進方策について（令和6年9月6日）」、ナノテクノロジー・材料科学技術の推進方策参考資料（分割2）https://www.mext.go.jp/content/20241001-mxt_nanozai-000038000_3.pdf（2025年12月9日アクセス）

図 2-2-4 マテリアル DX プラットフォームの概念図（資料 3-2 科学技術・学術審議会 研究計画・評価分科会第 13 期ナノテクノロジー・材料科学技術委員会（第 1 回）より引用）

ARIM では全国規模の先端設備の共用と高品質データの創出が行われ、創出されたデータは機械可読なために構造化したうえでカタログ化され、NIMS の中核拠点に蓄積されている¹³⁹。2025 年度より国内の産学の研究者にデータ利用サービスの提供を開始している。また、NIMS では、実験・計算・計測データの体系的整理や AI による解析環境の整備を進めており、材料分野におけるデータの集積と研究開発の接続が図られている¹⁴⁰。さらに DxMT では、理論計算・計測評価・材料製造がデータサイエンスの手法によって結びつけられ、新たな研究開発の方法論が開発されている¹⁴¹。

このような取り組みは、材料分野におけるデータ創出、データ集積、データ利活用の連関が可視化されつつあることを示しており、研究データの循環が研究手法の刷新と結びつく構造を形成しつつある。経済産業省による産総研を中心としたプロセスインフォマティクス（PI）モデルの構築¹⁴²や、ナノマテリアル試作・評価プラットフォーム¹⁴³の整備も、産業界とアカデミアのデータを接続する試みとして位置づけられている。

一方、欧州における European Open Science Cloud（EOSC）は、研究データ基盤を分散型かつ連合型で構成する特徴を持つ。EOSC は、各国・各分野が独自に保持する研究データ基盤をフェデレーションという枠組みの下で接続し、国境や分野を越えて研究データを発見・活用できる環境が整備されている（図 2-2-5）。ノードと呼ばれる参加単位が配置され、それぞれがデータ提供、認証・認可、メタデータ管理、ワークフロー実行などの機能を備えることで、分散する研究資源に一貫したアクセスが可能となる仕組みが示されている（図 2-2-6）。また、研究ソフトウェアやワークフロー、AI モデル等の再利用を支えるケーパビリティが整備され、研究プロセス全体の支援機能が体系化されている。

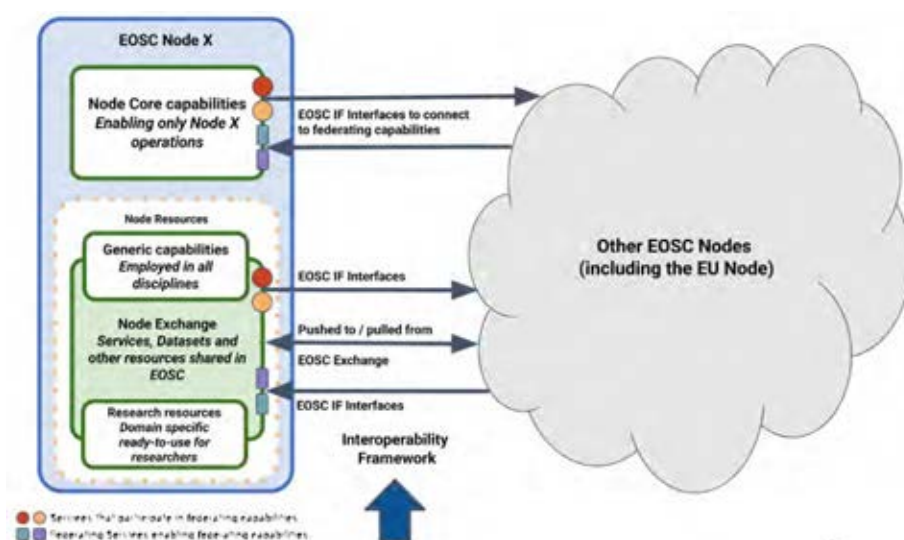


図 2-2-5 EOSC ノード構造（<https://zenodo.org/records/14999577> より引用）

¹³⁹ ARIM JAPAN、「ARIM データポータル」 https://nanonet.go.jp/data_service/（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹⁴⁰ 国立研究開発法人物質・材料研究機構、NIMS データ中核拠点（MDPF）、「DICE とは」 <https://dice.nims.go.jp/about.html>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹⁴¹ 文部科学省「データ創出・活用型マテリアル研究開発プロジェクト」 <https://dxmt.mext.go.jp/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹⁴² 経済産業省、厚生労働省、文部科学省、「2025 年版ものづくり白書」第 3 章 第 3 節 Society 5.0 を実現するための研究開発の推進 https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2025/pdf/honbun_1_3_3.pdf（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹⁴³ 国立研究開発法人産業技術総合研究所 東北センター「ナノマテリアル試作・評価プラットフォーム」 https://www.aist.go.jp/aist_j/business/alliance/reg_innovation/pepf/pf_tohoku.html（2025 年 12 月 9 日アクセス）

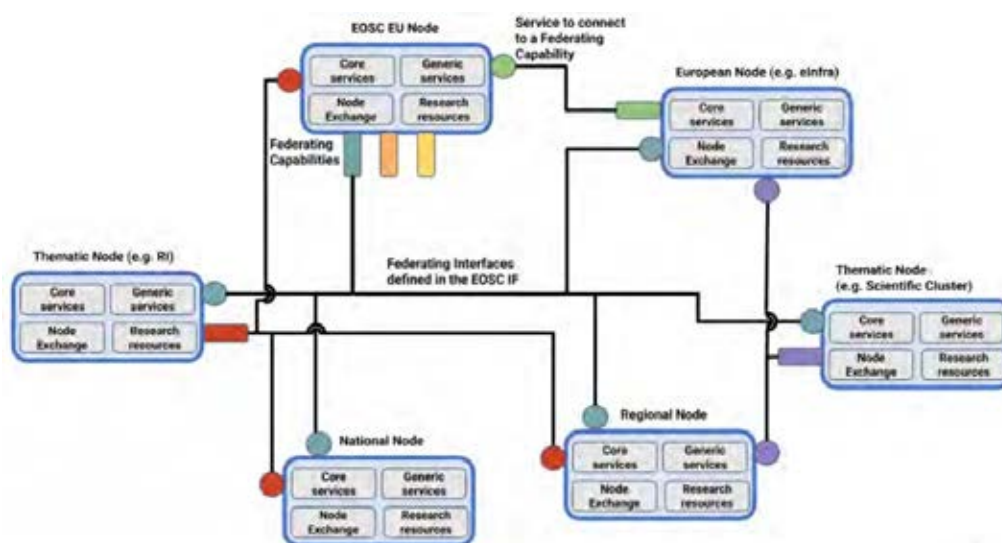


図 2-2-6 EOSC フェデレーションとノードの内部構造
(<https://zenodo.org/records/14999577> より引用)

わが国の研究データ基盤の取り組みは、NII RDC による全国的な基盤の形成と、マテリアル分野をはじめとする分野別基盤の高度化が並行して進められている点に特徴がある。一方、EOSC では、フェデレーションやノードといったアーキテクチャが前面に出され、国・地域・分野をまたぐ構造化が進められている。

研究データが多層の研究プロセスを結びつけ、AI 技術の高度化とともにその重要性が増していく中、研究の進め方や研究基盤のあり方がどのように変容しつつあるかを示す特徴的な傾向が国内外の動向に表れている。研究データが多層の研究プロセスを結びつけ、AI 技術の高度化とともにその重要性を増す中で、知識・データ基盤は単なる保存や公開のための基盤から、研究の進め方そのものを規定する要素へと位置づけを変えつつある。国内外の動向は、データアクセスの在り方や基盤アーキテクチャの違いを含め、研究基盤がどのように再編されつつあるかを示すものである。

AI-ready なデータスペースの構築

AI 技術の進展に伴い、複雑なデータを起点とした知識創出が多くの科学分野で本格化している。ライフサイエンス、マテリアルサイエンス、環境・エネルギーはいずれも AI for Science (AI4S) の主要領域として国際的に注目されるが、その基盤となるデータは、構造、品質、取得方法、利用規約、偏りなどが大きく異なる。こうした多様性は、AI が効果的に機能するための前提条件である「AI-ready なデータ」をいかに整備するか観点において、多面的な検討を要する重要な論点である。

まず、ライフサイエンス分野では、ゲノム、トランスクリプトーム、プロテオーム、医用画像、微生物生産データ、化合物一活性データなど、多階層で多種のデータが創出されている（表 2-2-1）。これらのデータは一般に大量であるが、品質管理や標準化が進んでおらず、とくにバッチ効果、モデル生物への偏り、機器依存性など、分析時に注意すべき構造的問題が多く残されている。また、安全性や個人情報に該当するものなど機微性の高いデータを多く含むため、アクセス形態はクローズドであることが多く、施設・組織間のデータ共有には制度的配慮が必要となる。多様で構造が異なるこれらのデータを AI に活用するためには、メタデータ記述の統一、測定条件やプロトコル情報の付与、品質指標の明確化など、AI-ready 性を高めるた

めの整備プロセスが不可欠である。

一方、マテリアルサイエンス（ナノ・材料）分野では、化学組成・反応情報・結晶構造など、構造的に整理されたデータが多く、専門家によるキュレーションが進んでいるデータベースも存在する（表 2-2-2）を参照）。材料データは構造式や物性値が形式的に整っている一方、そうした整ったデータは商業・医薬品領域に偏在するなど、収集対象分野に特徴的な偏りがみられる。また、結晶構造 CIF データのように実験的に高精度なデータであっても、有償アクセスが中心であるものや、文献依存のデータが混在するものもあり、利用可能性はデータ源によって大きく異なる。量子化学計算や分子動力学などシミュレーションデータが増大していることも特徴であり、実験データと計算データを併存して用いる状況が一般的となっている。これにより、データの形式は比較的整いやすいものの、サンプル条件や実験条件の欠落や、記録密度の違いなど、研究の再現性に関わる要素が不均等に存在する。

環境・エネルギー分野では、SCADA・スマートメータによる運用データ、需給予測データ、電力市場取引ログなど、実運用に基づく連続的・高頻度のデータが特徴である（表 2-2-3）。アップロードデータに示される通り、「年間数 TB 規模の常時連続計測データ」「制度・地域・機器構成に依存したデータ」「市場制度や季節性の影響を受ける時系列データ」など、社会インフラ特有の複雑性を持つ。データの大部分は事業者が保有するクローズドデータであり、利用には制度的制約が伴う。AI-ready 化の観点では、連続データの欠測処理、時系列同期、制度依存性の明示化、匿名化・階層化されたアクセス設計など、データガバナンスに関わる基盤整備が鍵となる。

これらの分野を比較すると、AI for Science を支えるデータ基盤に対して「単一の理想像」を描くことは難しく、分野固有の歴史的背景・研究様式・データ生成プロセスが、そのままデータ特性に反映されていることがわかる。ライフサイエンス分野ではデータ量の爆発的増加と非構造化、多様な階層性への対応が研究基盤整備の中心となり、マテリアルサイエンス分野では構造化データの蓄積とキュレーション体系の差異が横断利用の鍵を握る。環境・エネルギー分野では連続的・高頻度の実運用データが中心で、制度依存性とクローズド性が顕著である。それぞれの分野において、データの品質、偏り、量、アクセス形態が大きく異なるため、データ統合や分野横断的活用に向けては、分野ごとの特性を丁寧に把握したうえで、適切なデータモデル、記述体系、共有ルールを組み立てる必要がある。

このような点を踏まえると、AI for Science の推進に向けては、①再利用可能なデータの体系的な蓄積、②横断的に検索・分析できるデータベースの構築、③実験・計測・計算・解析の各段階で連携できる仕組みの形成、の 3 点が重要な方向性として位置づけられるだろう。ライフサイエンス分野とマテリアルサイエンス分野、環境・エネルギー分野は一見異質な領域に見えるが、双方において「データ構造の異質性への対応」や「再利用を前提とした取得プロトコルの整備」といった課題は共通しており、AI for Science の視点からこれらの分野を俯瞰することで、データ基盤整備のための共通言語や技術基盤を形成する可能性が増す。すなわち、分野の壁を越えたデータ利活用の設計は、困難ではあるものの、特定分野の高度化にとどまらず、科学全体の知識循環を支える基盤として機能し得る。データのあり方が分野ごとに大きく異なる現状を直視しつつ、それらを連動させる仕組みをどのように構築するかが、今後の研究エコシステム形成においては長期的な課題であろう。

表 2-2-1 ライフサイエンス分野のデータ特性

領域	データの品質	データの偏り	データ量	データ対象	アクセス形態
オミクス	ゲノム／トランスクリプトーム／プロテオームデータ等、品質整備中・ノイズ・バッチ効果あり	モデル生物・特定条件偏重、ヒト以外少数の偏りあり	非常に大量（次世代シーケンサー等、配列データ＋メタデータ／質量分析装置など、マスデータ＋メタデータ）	ゲノム／トランスクリプトーム／プロテオーム／メタボロームデータ	Nature など主要雑誌では出版時にデータを公開データベースに登録することを義務付けている。ヒト臨床データについては多くがクローズドあるいは倫理審査を経た上で有償配布
タンパク質構造	構造・活性・改変／設計データ、品質高めであるが整備途上	タンパク質ファミリー偏重、構造解析が難しい対象少数で偏りあり	中～高（活性測定、改変系、計算予測データ）	X線結晶構造、クライオ EM、分子動力学データ	研究用オープンもあるが企業用途・工業用途はクローズド
イメージング	医用・バイオイメージング（顕微鏡、MRI、CT、ライブセル）品質・標準化まだ課題あり	機器／施設／被験者偏りあり	非常に大量（画像データ＋メタデータ）	顕微鏡・生体イメージング、医療画像、ライブセル映像	公的オープンデータもあるが、医療機関／企業ではクローズド多い
微生物ものづくり	発酵／生産工程データの品質は高い。	微生物株・産業用途で偏りあり	中（発酵データ＋オミクス＋プロセス）	微生物株データ、代謝／発酵データ、オミクスデータ	企業利用でクローズドが多い。学術用途でオープンあり
AI創薬	化合物・ターゲット・活性など多種多様なデータあり。前処理・統合に品質課題あり	公開化合物偏重、成功例バイアス、データの偏りあり	非常に大量（化学構造＋バイオアッセイ＋計算データ）	化学構造、活性データ、ターゲットデータ、モデリングデータ	クローズドが多いが、公開データベースも利用されている（化合物情報と活性データなどが紐づいた状態でデータベース公開されていることが少ない）
AI診断・予防	臨床画像・EHR・ウェアラブルデータなど品質にばらつき。キュレーションが鍵	患者群（年齢・性別・地域）偏り、施設偏りあり	高（画像＋電子カルテ＋モニタリングデータ）	医療画像、電子カルテ、健康データ、モニタリングデバイスデータ	病院・企業データ多くクローズド。オープン研究データもあり
ゲノム医療	データの品質は高いが、異機種データ・ノイズ・アノテーション不一致など課題あり	系統・民族・地域が偏るケースが多い（欧米優勢）	非常に大量（シーケンス、バイオバンク）	ゲノムシーケンス、バリエーション、臨床表現型データ	部分オープン（公共ゲノムDB）＋多くはクローズド（企業・病院）
スマート農林水産業	IoT／センサー／リモートセンシングデータが増加、品質整備中	収集地域・装置種類で偏りあり	高（センサー、衛星、フィールド）	センサー値、リモートセンシング、環境・生産データ	論文に付随するデータはオープン。データベース上にある農業データは審査の上、有償提供されている。一方、データベースに格納されていないリアルワールドデータが多い
食料・フードテック	食品成分・加工・消費者データなど、品質が多様で課題あり	地域／文化／消費者群で偏りあり	中（成分データ、加工データ、消費者データ）	食品成分、加工プロセス、消費者行動／健康データ	企業利用でクローズドが多数。オープン研究データもあり。

表 2-2-2 マテリアル分野のデータ特性

領域	データの品質	データの偏り	データ量	データ対象	アクセス形態
低分子 CAS/ACS (米国)	高 (専門家によるキュレーション)	科学文献、商業的高価値化合物に偏り	化学物質数: 2.9 億	CAS 番号・構造式・物性	有償 オープン (50 万件)
低分子 PubChem/NIH (米国)	混在	医薬品に偏り	化合物数: 1.2 億	構造式・物性・生物活性	オープン (誰でもデータを登録・利用可能)
有機小分子・有機金属化合物 Reaxys/Elsevier (オランダ)	高 (人手によるキュレーション)	科学文献、有機合成・医薬品に偏り	化合物数: 3400 万 化学反応: 5500 万	化学反応・物性・生物活性	有償
結晶構造 (有機小分子・有機金属化合物) CSD/CCDC (英国)	高 (専門家によるキュレーション)	科学文献、医薬品に偏り	構造数: 130 万	結晶構造・X 線回折・分子構造 (実験)	有償
結晶構造 (有機・無機化合物など) COD/国際コミュニティ	高水準 (自動検証+コミュニティレビュー)	科学文献、産業的高価値化合物に偏り	構造数: 53 万	結晶構造 (CIF 形式、実験)	オープン
ポリマー PoLyInfo/NIMS (日本)	高 (採択基準)	学術文献 (実測値)、研究対象に偏り	ポリマーサンプル数: 17 万	化学構造・物性・成形方法・測定条件	制限付 (ユーザー登録、大量 DL 禁止)
ポリマー RadonPy/統計数理研究所など (日本)	高均質、計算精度に依存	産業的・学術的高価値ポリマーに偏り	ポリマー数: 10 万～1000 万 (計画)	34 物性 (古典 MD 自動計算)	Library は公開、DB は段階的に公開予定
無機材料 (酸化物など) ICSD/FIZ Karlsruhe (ドイツ)	高 (厳格な品質管理)	学術文献、研究対象に偏り	結晶構造数: 32 万	結晶構造・X 線回折 (実験)	有償
無機材料 (酸化物・合金など) AtomWork-Adv/NIMS (日本)	高 (詳細情報付)	科学技術文献、研究対象に偏り	結晶構造数: 39 万	結晶構造・X 線回折・物性 (実験・計算)	有償
無機材料 (酸・硫・窒化物など) Materials Project/LBNL (米国)	計算条件に依存 (使いやすさ・高信頼)	計算可能な材料に偏り	結晶構造数: 20 万	構造・物性 (第一原理計算)	オープン (ユーザー登録)
無機材料 (酸・硫・窒化物など) AFLOW/Duke 大学 (米国)	計算条件に依存	計算可能な材料に偏り	結晶構造数: 390 万	構造・物性 (第一原理計算)	オープン
無機材料 (金属・酸化物・半導体など) NOMAD/FAIRmat (ドイツ)	混在	有機材料に拡張中、欧州注目材料に偏り	材料数: 430 万	電子構造 (第一原理計算)、実験に拡張中	オープン
金属 Total metals/Total materia (スイス)	高 (国際規格)	新素材・研究材料に弱み	材料数: 35 万	化学組成、機械的特性、物理的特性	有償
金属 Kinzoku/NIMS (日本)	高 (学術論文)	鉄鋼材料に偏り	材料数: 1000	機械的特性、物理的特性	制限付 (ユーザー登録、大量 DL 禁止)

表 2-2-3 環境・エネルギー分野のデータ特性

領域	データの品質	データの偏り	データ量	データ対象	アクセス形態
電力システム運用・制御	SCADA/メータなど実運用由来で高品質だが欠測・ノイズあり	事業者・地域・機器構成に依存	大（常時連続計測＋複数ノード＋高頻度更新；数 TB/システム・年）	系統状態、潮流、需給、障害ログ 数 M データポイント、秒間隔サンプリング、複数ノード、24 時間 365 日	クローズド（事業者資産・商用価値大）
電力系統：最適化・意思決定支援・取引	取引/市場データは正確、ラベル付けは限定	市場制度・季節・需給構造の偏り	中～大（取引ログ・需給予測・市場価格データ；数百 GB～数 TB/年）	価格系列、需要予測、入札ログ 需給実績：5 分間隔 × 365 日 × 10 エリア 市場取引ログ：スポット市場＋時間前市場	主にクローズド／研究用は一部公開
太陽光出力予測	連続画像＋実発電履歴で高精度化	天候・設置条件・地形に偏り	大（高頻度画像＋時系列＋気象データ；数 TB/年・サイト）	雲画像、放射・気温、PV 履歴 全天カメラ画像：1MB/枚 × 1 分間隔 × 24 時間 気象＋PV 出力時系列：数百 MB/日	研究用一部オープン、実事業はクローズド
風力・再エネ統合（VPP/仮想発電所）	センサ整備で品質向上	立地・風況・機種偏り	大（センサーデータ＋系統運用データ＋市場取引情報；数 TB/年・サイト）	風況、タービン挙動、系統データ 100 台 × 50 変数 × 1 秒間隔 × 365 日	ハイブリッド（研究＝一部公開、運用＝クローズド）
原子力発電所デジタルツイン	高忠実度モデルで整合性高	プラント固有設計・運用条件に偏り	中～大（詳細モデル＋運転ログ；数 TB/年）	系統・炉心・機器状態、保全データ センサーデータ：1,000 点 × 1 秒間隔 × 365 日 シミュレーションモデル：炉心＋熱流動＋構造解析	クローズド（安全保障・機微情報）
地下水・地質リスク（誘発地震評価）	計測は高精度だが空間疎密不均一	地質構造・観測網配置に偏り	中（複数観測網＋長期保存；数百 GB～数 TB/年）	地下水位、地震波、地層物性 地下水観測：1,000 井戸 × 15 分間隔 × 365 日 誘発地震評価：微小地震カタログ（数万イベント）＋注水履歴＋応力解析 3D 地質モデル＋シミュレーション	主にオープン（観測）＋モデルはクローズドもあり
気候予測	長期観測＋再解析で高品質	観測カバレッジ・センサ配置偏り	超大（グローバル格子（緯度経度）＋複数変数＋長期時系列（150 年分）；世界規模数 10PB）	気象場、衛星/地上観測、再解析 CMIP6：1 モデル × 1 シナリオ × 150 年 × 月次データ × 100 変数 50 モデル × 複数	研究用途はオープン多、運用成果は制限付き
衛星・リモートセンシング	輝度較正等で高品質、欠測補完が鍵	軌道・雲被覆・分解能の偏り	超大（グローバル規模で多スペクトル・高解像度画像；数 PB/年・システム）	多スペクトル画像、時空間グリッド NASA EOS:約 4PB/年 Copernicus Sentinel 衛星群：数 PB/年	多くオープン（例：NASA/ESA）
インフラ劣化予測	長期アーカイブで時系列信頼性高	都市/路線別カバレッジ偏り	大（画像＋LiDAR＋センサ＋気象データ；数百 GB～数 TB/年）	構造物画像、気候・腐食指標 高解像度画像：100 枚/橋梁 × 50MB × 年 4 回	行政公開＋一部クローズド

				LiDAR : 1 回 10GB × 年 2 回 センサーデータ : 100 センサ × 1 分間隔 × 年 間 全国規模 (数千橋梁) + 長期保存	
海底地形推定	物理制約で整合、局所は不 確実	海域・観測方式偏り	超大 (広域 (全球) + 高解像度 (数メ ートル〜数十メートル) ; 数 PB	重力・海面高度・地形推定 衛星高度計データ (海面高度、重力異常) : 高解像 度グローバル格子 + 複数変数 PB 級 航海測深データ (マルチビームソナー) : 数十 GB/ 航海 × 数 100 航海/年 地球物理データ (重力・磁場) : 数 TB 全球海底地形モデル (15 秒格子) : 数百 GB	研究成果はオープン 多
生物多様性・化石記 録	記録精度は高いが欠測多	時空間的に極端な偏り	中 (メタデータ + 画像・3D スキャン ; 数 TB) GBIF (Global Biodiversity Information Facility) : 約 2.6 億レコード、数百 GB 級	出土位置・年代・分類、種の分布記録 (座標、分類、 採集日)、化石記録 (年代、層序、分類)、画像デ ータ (標本写真、スキャン)	主にオープン (博物館 /GBIF 等)
森林・樹木分布マッ ピング	航空/ドローン高解像で高 品質	樹種・季節・撮影条件に 偏り	大〜超大 (航空・ドローン画像 + LiDAR + 衛星データ統合 ; 数百 GB〜 数 TB/年、グローバルでは数 PB/年)	冠状形態、植生指数、LiDAR 航空写真・ドローン画像 (RGB + マルチスペクト ル) LiDAR 点群 (樹冠構造・高さ推定) 衛星データ (Sentinel-2、Landsat) 植生指数 (NDVI など) + 地理情報 (GIS)	研究・行政でオープン 増加

もっとも、AI-ready なデータ基盤の構築においては、データ量の拡充そのものが直ちに研究成果の向上につながるわけではない点にも留意が必要である。近年の機械学習・深層学習手法は大量データを前提とすることが多いが、品質や取得条件が不均一なデータを無差別に投入することは、かえって予測モデルの精度低下や、結果の解釈可能性の低下を招く場合がある。すなわち、「データを多く集めること」と「AI にとって有効なデータを整えること」は必ずしも一致せず、どのデータを用い、どのデータを除外するかという選別の視点が、AI for Science においては重要な意味を持つ。

このため、AI 活用を前提としたデータ基盤整備では、取得後のクリーニングや後処理に過度に依存するのではなく、データ取得の段階から一定の品質を担保する設計が求められる。具体的には、実験・計測条件や環境パラメータをどの範囲で統一、記録するか、どの変動要因を許容し、どの要因を制御すべきかといった点を、あらかじめ研究計画や計測プロトコルに組み込むことが重要となる。こうした事前設計は短期的には負担増に見えるものの、長期的にはデータ再利用性の向上や、AI モデルの信頼性確保につながり、研究全体の効率化に寄与する。

他方で、データ品質の確保やメタデータ整備、利用条件の整理といった作業は、個々の研究者が片手間で担うには負担が大きく、研究現場における新たなボトルネックとなりつつある。こうした背景から、近年では、データの収集・品質管理・利活用方針の調整を専門的に担う人材として、「データスチュワード」と呼ばれる職種が国内外で注目されている。データスチュワードは、単なる技術支援にとどまらず、研究分野固有の文脈を理解したうえで、データの意味づけや利用可能性を橋渡しする役割を果たす点に特徴がある。

AI for Science を持続的に推進していくためには、高性能な計算資源や高度な AI アルゴリズムの整備と並行し、こうしたデータ品質管理や利活用環境の体制や人材の位置づけを、研究基盤の一部として捉えることが不可欠である。

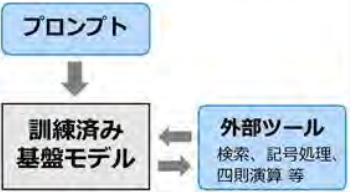
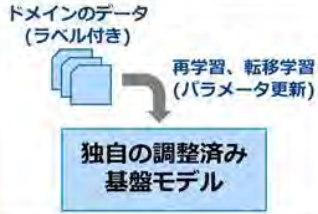

② AI システム

科学研究における基盤モデルの導入

基盤モデルは、科学研究にも導入され始めている。その導入・応用のパターンは、表 2-2-4 のように、大きく分けて 3 種類（A・B・C）の形態があると考えられる。このような導入・応用のパターンは、実際に科学研究プロセスの中で使われ始めており、さまざまな研究分野における AI for Science のさらなる発展に寄与しつつある¹⁴⁴。

- A) 既存の基盤モデル（ChatGPT 等）をそのまま利用するパターンである。基盤モデル自体では足りない機能（検索・演算等）は、外部ツール連携によって補完し、プロンプトによる指示・手順を工夫することで、科学研究に役立つようなタスクを実行させる。必ずしも科学分野固有の詳細知識がなくとも、一般業務や周辺業務の手順を言語で説明して自動化できることで、効率化を図ることができる。
- B) 既存の基盤モデルをもとに、対象分野のデータを追加学習させて、その分野に適応させるというパターンである。その分野固有の詳細知識を持たせることができるので、その分野の文献の概要・動向把握や、テキストから情報抽出・関連付けや画像の認識・判定等の精度が高まる。専門性の高い作業の効率化・自動化を進めることができる。
- C) 既存の基盤モデルを流用するのではなく、独自モデルを開発して利用するというパターンである。対象分野のデータを大量に集めて、スクラッチから学習して独自モデルを作る。既存の基盤モデルのベースとなっている言語モデルは、単語系列が文章を構成し、その間の関係性を捉えたものであることから、例えば、生命科学分野ではアミノ酸系列がタンパク質を構成し、化学・材料分野では元素・結合が分子を構成するといった類似性に着目して、アミノ酸系列や元素・結合を大量にトランスフォーマーに学習させることで（タンパク質言語モデルや分子言語モデル）、その分野固有の予測問題を扱うことが可能になる^{145, 146}。

表 2-2-4 基盤モデル・生成 AI の科学研究応用のパターン（CRDS, 2025）

	A. そのまま利用する	B. 分野に適応させる	C. 独自モデルを開発する
モデル	調整済みモデルをそのまま利用（パラメータ固定）	モデルを修正（層の追加・削減、再学習でパラメータを更新）	独自モデルをスクラッチから事前学習し、再学習もする
適応策	プロンプトエンジニアリング、外部ツール連携	再学習、転移学習、ファインチューニング、蒸留、RLHF等（基本的には教師あり学習／強化学習）	
データ	不要（学習しないので）	再学習用に必要	大量・多様なデータが必要
計算資源	ホストするには必要	再学習に必要	事前学習には大規模に必要
構成			
用途例	研究サイクル内の一般業務・周辺業務の効率化等	科学文献の概要・動向把握、言語・画像系作業の効率化等	分野固有データ（タンパク質、元素・化合物他）からの予測等
システム例	ChatGPT、Bard、Walframプラグイン等	Galactica、PMC-LLaMA、MatSciBERT等	RGN2、HelixFold、ESMFold、EMBER3D等

¹⁴⁴ 科学技術振興機構 研究開発戦略センター「人工知能研究の新潮流 2025 ～基盤モデル・生成 AI のインパクトと課題～」(CRDS-FY2024-RR-07) (2025 年 3 月)

¹⁴⁵ Xiaomin Fang, Fan Wang, Lihang Liu, Jingzhou He, et al., “A method for multiple-sequence-alignment-free protein structure prediction using a protein language model”, *Nature Machine Intelligence* (2023).

¹⁴⁶ Jerret Ross, Brian Belgodere, Vijil Chenthamarakshan, et al., “Large-scale chemical language representations capture molecular structure and properties”, *Nature Machine Intelligence* (2022).

基盤モデルは、分野毎には研究の中でどのように活用されているだろうか。MIT FutureTech¹⁴⁷ の調査¹⁴⁸ によれば、分析対象とした論文のうち、2024 年に出版された論文の 1.4%が基盤モデルを使用していた¹⁴⁹。この割合は 2015 年以降、指数関数的に増加している。また、全分野のうち 87%の分野が 2024 年までに、1%以上の使用率に到達している。図 2-2-7 は、分野毎の基盤モデルの使用率を示している。2024 年時点で、使用率が最も高かった分野は言語学（34%）であり、次いでコンピュータサイエンス（18%）、工学（4.6%）であった。

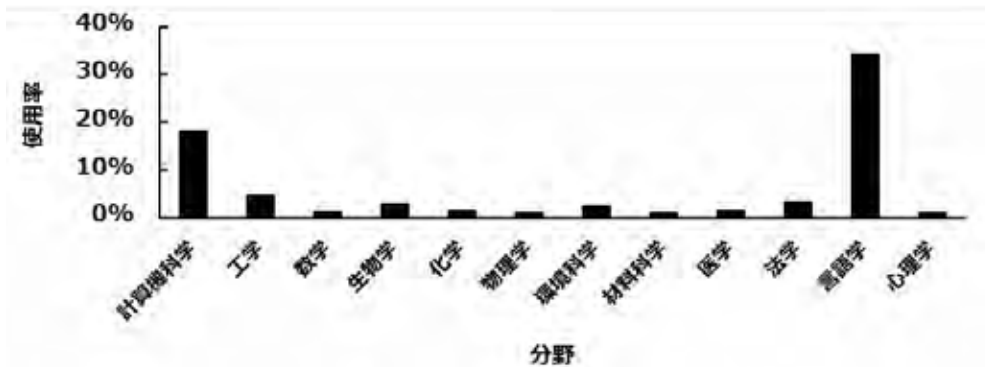


図 2-2-7 分野毎の基盤モデル使用率（2024 年）（Trišović, 2025 を基に CRDS が作成）

使用されている基盤モデルをモダリティ別に分析すると、多くの分野では、視覚モデル（vision models）または生物学モデル（biological models）が中心となっている。一方で、法学、言語学、心理学では、言語モデルが中心となっている（図 2-2-8）。

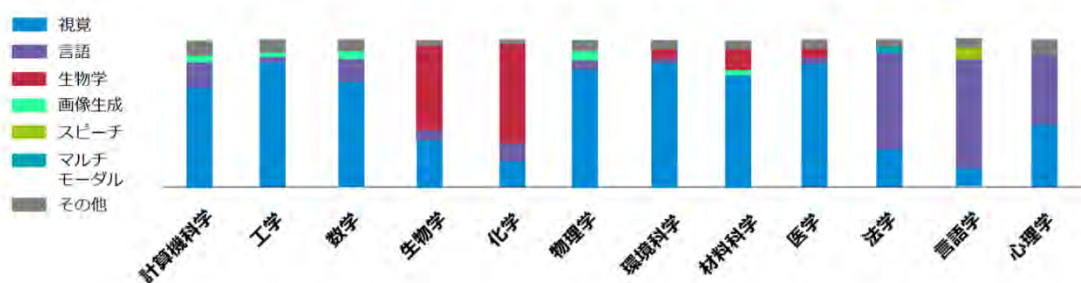


図 2-2-8 分野毎の基盤モデルのモダリティ別割合（2019-2024 年）
（Trišović, 2025 を基に CRDS が作成）

AI 科学者システム

2024 年 8 月、国内のスタートアップ企業 Sakana AI が、研究のアイデア創出、実験の計画、実験の実行、結果の要約、論文の執筆、ピアレビューといった科学研究のサイクルを自動的に遂行する AI 科学者システム「AI サイエнтиスト（The AI Scientist）」を発表した¹⁵⁰。このシステムでは、大規模言語モデル（LLM）を用いて論文執筆役の LLM や査読者役の LLM 等が実現され、最初の準備以外、一切人間の介入なしで、研究の全ライフサイクルが自律的に実行される。実験は仮想世界内で完結するものであることが

¹⁴⁷ MIT FutureTech, <https://futuretech.mit.edu/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹⁴⁸ Ana Trišović, Alex Fogelson, Janakan Sivaloganathan, et al., “The Rapid Growth of AI Foundation Model Usage in Science”, *arXiv*(2025)

¹⁴⁹ 本論文では使用率を、科学出版物と基礎モデルとを関連付ける「FutureTech AI in Science Database」を用いて分析している

¹⁵⁰ Chris Lu, Cong Lu, Robert Tjarko Lange, et al., “The AI Scientist: Towards Fully Automated Open-Ended Scientific Discovery”, *arXiv* (2024).

前提であるが、生成 AI（基盤モデル、LLM）を用いた科学研究プロセスの自動化・自律化の可能性が示された¹⁵¹。またさらに Sakana AI は 2025 年 3 月、改良版である「AI Scientist-v2」¹⁵²によって作成された論文が、トップレベルの機械学習学会（国際学会 ICLR 2025）のワークショップで査読プロセスを通過したと発表した¹⁵³（図 2-2-9）。これは、AI が生成した論文が査読プロセスを通過した初めての事例となった。

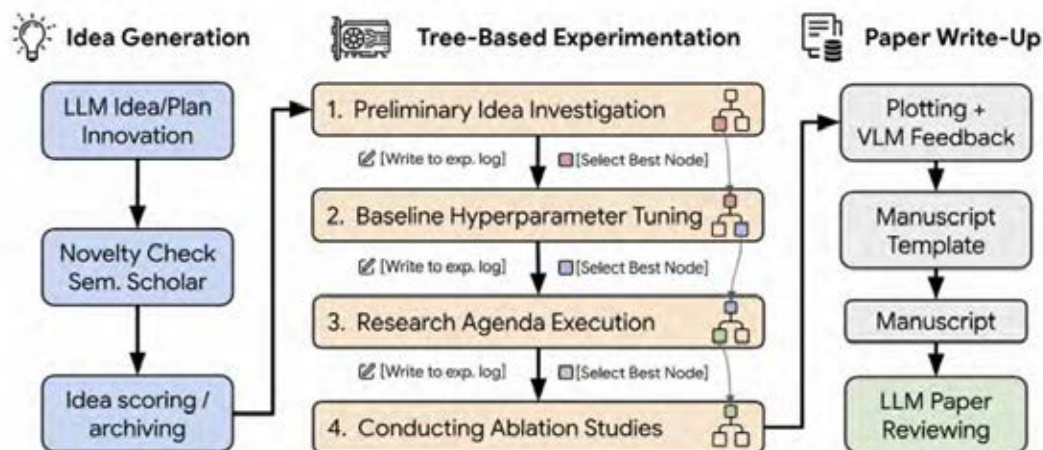


図 2-2-9 AI Scientist-v2 (Yamada, et al., 2025)

2025 年 5 月には米国の AI スタートアップ企業 IntologyAI が、当社が開発した同種のシステム「Zochi」¹⁵⁴によって生成された論文¹⁵⁵が、ACL 2025 本会議に採択されたことを発表した。Sakana AI の「AI Scientist-v2」がワークショップ採択であったのに対し、「Zochi」は本会議採択（採択率 20%前後）であるため、より高い難関突破と言える。LLM エージェントを用いた研究サイクルの自律化というシステムアーキテクチャは両者ともほぼ同じであるが、Zochi は論文の位置付けや論理性を高める推論など、設計上の重点が異なる。いずれにせよこれらの研究開発は、2.1 節で整理した「自律系 AI4S」の実現に資する先駆的な取り組みとして理解することができる。

また、科学研究サイクルに生成 AI エージェントを参加させた研究事例としては、ほかに、カーネギーメロン大学 (CMU) の「Co-scientist」¹⁵⁶や、Google の「AI co-scientist」¹⁵⁷がある。CMU の「Co-scientist」は、フィジカル空間の実験装置を制御する。その API を操作するために、生成 AI エージェントは装置のマニュアルの内容を理解し、自動でプログラムコードを書く。次項で述べる自律実験システム (Self-driving Laboratories) の研究事例の 1 つと位置付けることができ、「AI Scientist」や「Zochi」と同様に、「自律系 AI4S」タイプに分類できる。ただし、フィジカル空間の操作を可能にすることに重点があり、「AI Scientist」と比べると、研究サイクル全体を自律的に回すという面では現状まだ限定的である。一方、「AI co-scientist」は、「AI Scientist」と同様に役割分担された生成 AI エージェントで構成されるが、研究実行は人間の研究者が主体であって、AI はそれを支援・補助するという方針を採る。したがってこれは、「支援系 AI4S」タイプとして分類できる。

¹⁵¹ 科学技術振興機構 研究開発戦略センター「人工知能研究の新潮流 2025 ～基盤モデル・生成 AI のインパクトと課題～」（CRDS-FY2024-RR-07）（2025 年 3 月）

¹⁵² Yutaro Yamada, Robert Tjarko Lange, Cong Lu, et al., “The AI Scientist-v2: Workshop-Level Automated Scientific Discovery via Agentic Tree Search”. *arXiv* (2025)

¹⁵³ Sakana AI 株式会社、「世界初、100%AI 生成の論文が査読通過 「AI サイエнтиスト」 が達成」（2025 年 3 月 13 日）
<https://sakana.ai/ai-scientist-first-publication-jp/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

¹⁵⁴ Andy Zhou, et al., “Zochi Technical Report,”（2025 年 3 月 17 日）,
https://github.com/IntologyAI/Zochi/commits/main/Zochi_Technical_Report.pdf, (2026 年 1 月 7 日アクセス).

¹⁵⁵ Andy Zhou, Ron Arel, “Tempest: Autonomous Multi-Turn Jailbreaking of Large Language Models with Tree Search”, *arXiv* (2025)

¹⁵⁶ Daniil A. Boiko, Robert MacKnight, Ben Kline, et al., “Autonomous chemical research with large language models,” *Nature* (2023)

¹⁵⁷ Juraj Gottweis, Wei-Hung Weng, Alexander Daryin, et al., “Towards an AI co-scientist,” *arXiv* (2025)

このように「AI Scientist」の登場以降、2025 年 10 月時点までに、多くの AI 科学者システムが登場している。表 2-2-5 は、2023 年から 2025 年までに公開された主な AI 科学者システムを一覧化している¹⁵⁸。それぞれ左から順に、科学研究プロセスの次の 6 つの段階に対応しているかどうかを丸印で表している。

表 2-2-5 主要な AI 科学者（AI 科学者システム）一覧（Tie G., et al., 2025 を基に CRDS が作成）

AI 科学者	文献レビュー	アイデア生成	実験準備	実験実行	論文執筆	論文生成	Year
DS-1000			●	●			2023.04
Coscientist		●	●	●			2023.06
BioPlanner			●				2023.10
MLAgentBench			●	●			2023.10
LitLLM	●				●		2024.02
AI Scientist (v1)	●	●	●	●	●	●	2024.08
SciAgents	●	●					2024.09
IdeaBench		●					2024.11
Quantum-Agent-SDL		●	●	●			2024.12
HypER	●	●					2025.01
AI Scientist (v2)	●	●	●	●	●	●	2025.02
Curie		●	●	●			2025.02
AI co-scientist	●	●			●		2025.02
ResearchBench	●	●	●	●	●		2025.03
DeepResearcher	●	●	●	●	●		2025.04
AutoLabs		●	●	●			2025.04
AI-Researcher	●	●	●	●	●	●	2025.05
EXP-Bench		●	●	●	●		2025.05
Agentic AutoSurvey	●	●			●		2025.09
PiFlow	●	●	●	●			2025.09
DeepScientist	●	●	●	●	●	●	2025.09
SR-Scientist		●	●	●			2025.10
Freephdlabor	●	●	●	●	●	●	2025.10

< 科学研究の 6 つのプロセス >

- ・ 文献レビュー：既存の論文を読み取り知識を整理し研究ギャップを見つける段階
- ・ アイデア生成：文献から得た知識をもとに、新しい仮説や研究アイデアを作る段階
- ・ 実験準備：仮説を検証するための実験計画・手順・コード・環境を整える段階
- ・ 実験実行：実際に実験を行い、データを取得し、必要に応じて試行を繰り返す段階
- ・ 論文執筆：実験内容や結果を構造化し論文の各セクションとして文章化する段階
- ・ 論文生成：全文・図表・引用などを整えて、出版可能な論文として仕上げる段階

自律実験システム（Self-driving Laboratories）

科学研究サイクル中に構成されるクローズドループの自律的実行への取り組みが進展している¹⁵⁹。ここでいう自律的実行とは、事前に列挙された条件リストの順次自動実行や、事前に指定された条件空間内の総当たり自動実行ではなく、実行すべき条件の選択・設定を自律的に決定して自動実行することを意味する。

この最初の取り組みとして知られるのは、Ros King らによる「Robot Scientist」Adam と Eve である¹⁶⁰。¹⁶¹ 第 1 世代である Adam は 2000 年代初頭頃に開発され、酵母の遺伝子とその機能について仮説を立て、

¹⁵⁸ Guiyao Tie, Pan Zhou, Lichao Sun, “A Survey of AI Scientists”, *arXiv* (2025).

¹⁵⁹ 科学技術振興機構 研究開発戦略センター「研究開発の俯瞰報告書 システム・情報科学技術分野～領域別動向編～（2026 年）」、人工知能（AI）、AI と科学・産業・社会システム革新（CRDS-FR-S106-202602）（2026 年 2 月）

¹⁶⁰ Ross D. King, Jem Rowland, Stephen G. Oliver, et al., “The automation of science”, *Science* (2009)

¹⁶¹ Andrew Sparkes, Wayne Aubrey, Emma Byrne, et al., “Towards Robot Scientists for autonomous scientific discovery”, *Automated Experimentation* (2010)

それを検証する実験を設計・実行する。第2世代となる Eve は、2010 年代前半に開発され、化合物空間を賢く探索して創薬スクリーニングを行う。なお、Ross King らは、現在、第3世代として、酵母システム生物学を対象とする Genesis¹⁶²を開発している。

ここで「Robot Scientist」という擬人化された名称が使われているが、それが意味するものは、クローズドな実験室の自動運転システムである。このような取り組みは、2010 年代後半以降、「自律型実験室」(Self-driving Laboratories : SDL) と呼ばれるようになり、化学・材料科学・生命科学などの実験分野を中心に広がった^{163, 164} (図 2-2-10)。



図 2-2-10 理化学研究所 LabDroid Maholo^{165, 166}

SDL の代表例を表 2-2-6 に示す。SDL の実現においては、実験の計画・手順生成は機械学習ベースの最適化、ロボットの制御や実験プロトコルはルールやスクリプトによる記述というハイブリッド構成が主流である。SDL は、化学・材料科学・生命科学などの実験分野、つまり、フィジカルな実験用ロボットを伴うような研究プロセスを主に扱うが、コンピューター科学のようにフィジカルな実験を伴わない分野もある。コンピューター科学分野の研究における実験ステップはコンピューター上で実施され得るので、自律的実行がコンピューター内に閉じたものになり得る。

¹⁶² Ievgeniia A. Tiukova, Daniel Brunnsäker, Erik Y. Bjurström, et al., “Genesis: Towards the Automation of Systems Biology Research”, *arXiv* (2024).

¹⁶³ Alexander V. Tobias and Adam Wahab, “Autonomous ‘self-driving’ laboratories: a review of technology and policy implications”, *Royal Society Open Science* (2025).

¹⁶⁴ Naruki Yoshikawa, Yuki Asano, Don N. Futaba, et al., “Self-driving laboratories in Japan”, *Digital Discovery* (2025).

¹⁶⁵ 科学技術振興機構「未来社会創造事業 成果集 2024 本格研究 (高橋課題)」
https://www.jst.go.jp/mirai/jp/uploads/outcome_takahashi.pdf (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁶⁶ 理化学研究所 プレスリリース「再生医療用細胞レシピをロボットと AI が自律的に試行錯誤—ロボット・AI・人間の協働は新しいステージへ—」(2022 年 6 月 28 日) https://www.riken.jp/press/2022/20220628_2/ (2025 年 12 月 10 日アクセス)

表 2-2-6 自律型実験室 (SDL) の例

システム名	開発部門	分野・目的	特徴
A-Lab ¹⁶⁷	ローレンスバークレー国立研究所 (米国)	無機材料の粉末合成	GNoME (DeepMind の AI) の予測による候補物質から、粉末の計量、混合、加熱、X 線解析まで自動実行。17 日間で 58 ターゲットから 41 の新化合物を合成 (71% という極めて高い成功率を達成)。
Mobile Robotic Chemist ¹⁶⁸	リバプール大学 (英国)	水素生成のための光触媒の探索	移動可能なロボットアームが人間用の実験室内を動き回り、試薬などの計量・設定、反応実行・測定など実行。人間なら数カ月かかるのを 8 日間で完了。
Humanoid Robotic Biology (LabDroid Maholo) ¹⁶⁹	理化学研究所ほか (日本)	生命科学 (iPS 細胞の培養・分化誘導など)	ヒト型双腕ロボット Maholo が熟練した研究者 (匠) の手技を模倣・再現。iPS 細胞の培養・分化誘導操作を実現。
Ada ¹⁷⁰	ブリティッシュコロンビア大学とトロント大学 (カナダ)	薄膜裁量の探索	薄膜の組成・プロセス条件を変えて特性を測定し、その結果に基づいて次の条件を決定しながら探索。
RoboRXN for Chemistry	IBM チューリッヒ研究所 (スイス)	有機合成化学のクラウドラボ	ユーザーが Web ブラウザで分子を描くと、クラウド経由で、AI が合成レシピを設計、現地のロボットが合成、結果報告。化学合成特化の産業応用。
Coscientist ¹⁷¹	カーネギーメロン大学 (米国)	現状は化学研究だが、汎用志向	GPT-4 ベースの LLM エージェントが、実験の設計・計画・コード生成・クラウドラボ操作まで自律的に実行 (研究プロトタイプ)。

AI 科学者システムと自律実験システムの双方に関する研究開発が進展し、両者が相互に補完しあえるようになることで、図 2-1-2 および表 2-1-1 に示したように、バーチャル環境からフィジカル環境に至るまで、あらゆる研究環境での作業に対応できるようになると考えられる。その結果、将来においては、AI ロボット科学者が人間科学者と協働し、創造的な共進化を通じて新たなサイエンスが切り拓かれていく姿も期待される (図 2-2-11)。

¹⁶⁷ Nathan J. Szymanski, Bernardus Rendy, Yuxing Fei, et al., “An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials”, *Nature* (2023).

¹⁶⁸ Benjamin Burger, Phillip M. Maffettone, Vladimir V. Gusev, et al., “A mobile robotic chemist”, *Nature* (2020).

¹⁶⁹ Genki N Kanda, Taku Tsuzuki, Motoki Terada, et al., “Robotic search for optimal cell culture in regenerative medicine”, *eLife*, (2022).

¹⁷⁰ B. P. MacLeod, F. G. L. Parlane, T. D. Morrissey, et al., “Self-driving laboratory for accelerated discovery of thin-film materials”, *Science Advances* (2020).

¹⁷¹ Daniil A. Boiko, Robert MacKnight, Ben Kline, et al., “Autonomous chemical research with large language models”, *Nature* (2023).

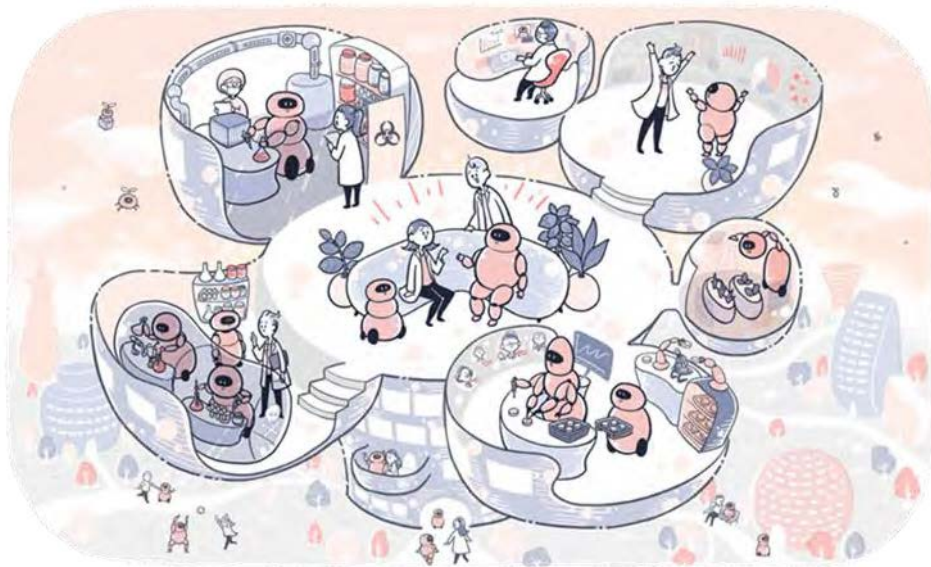


図 2-2-11 人間科学者と AI ロボット科学者の協働¹⁷²

¹⁷² ムーンショット型研究開発事業：「目標 3」2050 年までに、AI とロボットの共進化により、自ら学習・行動し人と共生する ロボットを実現、「人と AI ロボットの創造的共進化によるサイエンス開拓」<https://sites.google.com/g.ecc.u-tokyo.ac.jp/moonshot-ai-science-robot/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

2.3 AI for Science と科学の変容

AI for Science は、科学研究プロセスの高速化・効率化や自動化・自律化をもたらすだけでなく、科学そのものの在り方を変容させる可能性がある^{173, 174}。こうした変化は、科学とは何か、今後の科学者の役割はどのように再定義されるべきかといった、根本的な問いをも突きつける。本節では、AI for Science が科学に及ぼすさまざまな影響と、それを捉えようとする取り組みについて、トピック毎に述べていく。

AI とメタサイエンス

EU の「AI in Science 戦略」(A European Strategy for Artificial Intelligence in Science) (2025) のエビデンスレポート¹⁷⁵、および、英国の「AI for Science 戦略」(AI for Science Strategy) (2025)¹⁷⁶では、メタサイエンス (Metascience) について、言及がなされている。

メタサイエンスとは従来、科学のあり方自体を対象とする研究を意味し、科学史、科学哲学、科学計量学、科学人類学などを包含する¹⁷⁷ (図 2-3-1)。近年では、そうしたメタサイエンスの諸分野に加え、自分野の健全な運営に関心を持つ各分野の研究者 (例：心理学者、生命科学者、物理学者など)、科学に関するビッグデータ解析に乗り出すデータサイエンティスト、科学政策や科学の資金配分に関わる政府関係者や財団など多くのステークホルダーを巻き込み、科学の在り方の研究とともにそれを科学の改善につなげる実践を伴うメタサイエンス運動が展開している。

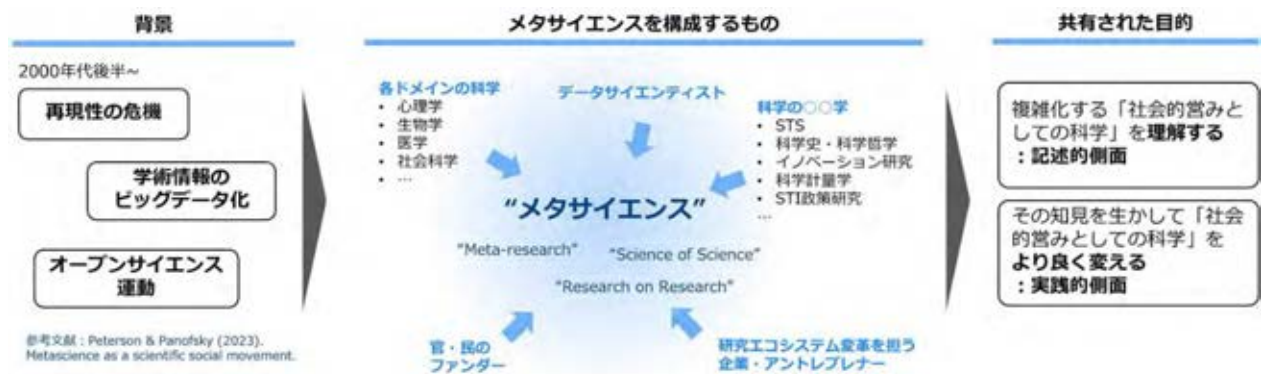


図 2-3-1 メタサイエンスとは (CRDS, 2023)

具体的な研究テーマとしては、査読制度、再現性、研究評価、研究インパクト、オープンサイエンス、引用分析、キャリアパス、資金調達、不平等と公平性、AI の利用やそれに伴う科学自体の変容などが対象となることが多い¹⁷⁸。「メタサイエンス」をテーマとした国際会議 (Metascience Conference) が隔年で開催されており、英国ユニバーシティ・カレッジ・ロンドンで開催された 2025 年大会¹⁷⁹では、65 カ国以上の国と地域から、合計 800 名以上のメタサイエンス研究者や学生、政策担当者、資金提供機関の関係者

¹⁷³ 文部科学省 「令和 6 年版 科学技術・イノベーション白書」 第 4 章 AI の多様な研究分野での活用が切り拓く新たな科学、2024

¹⁷⁴ 高木志郎、丸山隆一、「特集：科学者に迫る人工知能 研究できる AI は科学をどう変えるか?」、『日経サイエンス 2025 年 2 月号』(日経サイエンス, 2025)

¹⁷⁵ Abendroth-Dias, K., Bili, D., Fabiani, J. et al., “The role of artificial intelligence in scientific research – A science for policy, European perspective” (Publications Office of the European Union, 2025) <https://data.europa.eu/doi/10.2760/7217497> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

¹⁷⁶ GOV.UK, “AI for Science Strategy”, <https://www.gov.uk/government/publications/ai-for-science-strategy/ai-for-science-strategy> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

¹⁷⁷ 科学技術振興機構研究開発戦略センター CRDS フェローが解説! 「最新のサイエンス第 75 回 メタサイエンスとは何か ～「営みとしての科学」を理解し、よりよく変えていく研究・実践の胎動～」(2023 年 6 月 27 日) <https://www.jst.go.jp/crds/column/kaisetsu/column75.html> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

¹⁷⁸ Nature EDITORIAL, “Metascience can improve science — but it must be useful to society, too”, *Nature* (2025)

¹⁷⁹ “Metascience Conference 2025” (2025), <https://metascience.info/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

が集った。

英国政府（科学・イノベーション・技術省：DSIT）と UKRI（英国研究・イノベーション機構）による共同ユニットである英国「メタサイエンスユニット（Metascience Unit）」は、ミッションとして、科学的手法を科学システムそれ自体に適用し、政策や資金配分、査読制度、研究評価指標などを科学的に検証、最適化することを目指している¹⁸⁰。2025 年 11 月、英国政府は今後 4 年間でメタサイエンスへの資金提供を大幅に増額すると発表し、メタサイエンスユニットへの投資を総額 4,900 万ポンドに拡大すると発表した^{181, 182}。

同ユニットでは 2024 年より、メタサイエンスに特化した初の研究助成（UKRI Metascience Research Grants）を実施しており、AI 関連の採択も複数みられる¹⁸³。たとえば、LLM（大規模言語モデル）が学術論文をどの程度信頼性を持って査読できるか、また、AI 主導研究によるイノベーションの価値を理解する新しい分析方法、などが挙げられる¹⁸⁴。さらに 2025 年 11 月、新たに総額 600 万ポンドの規模で第 2 回目の公募（UKRI Metascience Research Grants Round 2）を 2026 年 2 月より開始することを明らかにしている¹⁸⁵。本公募ではその対象テーマとして、「AI for Science の科学（Science of AI for Science/ AI metascience）」を明示的に指定しており、AI の導入が研究環境をどのように変えつつあるか、それが科学的進歩をどのように促進、あるいは阻害するか、そして政府・産業界・資金提供組織がどのように対応すべきかについて研究する提案を募集する予定としている。

また 2025 年には、AI が科学をどのように変えるのか、様々なトピックからの研究を推進するため、若手研究者向けのフェローシップ（UKRI Metascience AI early career fellowships）を実施している¹⁸⁶。若手哲学者、社会科学者、AI 研究者などを対象とし、科学と研究のエコシステムに対する AI の影響や、それに対して政府、産業界、資金提供機関がそれぞれどのように対応すべきかについて探究するとしている。併せて、英国「AI for Science 戦略」でも示されたとおり、「研究における AI に関する全国調査（National AI in Research Survey）」を実施し、AI ツールが各研究分野やキャリア段階においてどのように活用されているか、理解するための調査を実施する予定としている。

また、ケンブリッジ大学でも 2024 年より独自に「メタサイエンスのための AI（AI for Metascience）」プロジェクトを立ち上げ、科学システムのメタ的理解のため、科学研究における AI の導入や、メタサイエンスデータ強化と研究評価のための LLM の活用を、主要研究テーマとして活動を進めている¹⁸⁷。

その他の国においても、類似した取り組みが進められている。カナダでは Research on Research の観点から、AI が研究エコシステムに与える影響の理解を研究テーマの 1 つとして、2025 年より研究支援プログラムを開始している¹⁸⁸。米国では、アルフレッド・P・スローン財団が英国メタサイエンスユニットと協

¹⁸⁰ Department for Science, Innovation and Technology (DSIT) and UK Research and Innovation (UKRI), “A year in metascience” (2025) <https://www.gov.uk/government/publications/a-year-in-metascience-2025> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸¹ GOV.UK, “Policy paper Budget 2025”, <https://www.gov.uk/government/publications/budget-2025-document/budget-2025-html>

¹⁸² Research on Research Institute, “UK Government boosts investment in metascience”. <https://researchonresearch.org/uk-government-boosts-investment-in-metascience/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸³ UK Research and Innovation (UKRI), “UKRI Metascience research grants” <https://www.ukri.org/opportunity/ukri-metascience-research-grants/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸⁴ UK Research and Innovation (UKRI), “UKRI metascience research grant awards, Successful applicants for Metascience Unit research grants”. https://www.ukri.org/wp-content/uploads/2025/03/ESRC_070325_Metascience-Unit-research-grants-successful-applicants.pdf (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸⁵ UK Research and Innovation (UKRI), “UKRI Metascience research grants 2” <https://www.ukri.org/opportunity/metascience-research-grants-round-2/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸⁶ UK Research and Innovation (UKRI), “UKRI Metascience AI early career fellowships” <https://www.ukri.org/opportunity/ukri-metascience-ai-early-career-fellowships/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸⁷ University of Cambridge, “The Accelerate Programme for Scientific Discovery, AI for Metascience”. <https://science.ai.cam.ac.uk/projects/2025-03-06-ai-for-metascience> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁸⁸ Government of Canada, “Research on Research Joint Initiative: February 2025 Competition”. <https://sshrccrsh.canada.ca/en/funding/opportunities/joint-initiatives/2025/research-on-research/competition.aspx> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

かし 2025 年、「メタサイエンス & AI 博士研究員フェローシップ (Metascience & AI Postdoctoral Fellowships)」を実施して、AI がメタサイエンスに与える影響を研究する若手研究者を支援している¹⁸⁹。

AI と認知的限界

AI 技術の活用により、人間の認知限界やバイアスの外側にある仮説の探索・検証が可能となり、これまでとは質的に異なる科学的発見が生み出される可能性がある^{190, 191} (図 2-3-2)。従来のモデルに収まりきらず理解が難しかった複雑な現象についても、人間には扱いきれない規模の超多パラメータモデルを用いることで、より高い精度でモデリングできるようになってきている¹⁹²。さらに AI は、これまで取り扱いが難しかった逆問題 (システム決定問題) にも有効である。総じて、AI は膨大な仮説空間を網羅的に探索できるため、これまで人間の認知限界や認知バイアスによって見落とされてきた領域にまで踏み込み、新たな仮説を見いだす可能性を大きく広げている。

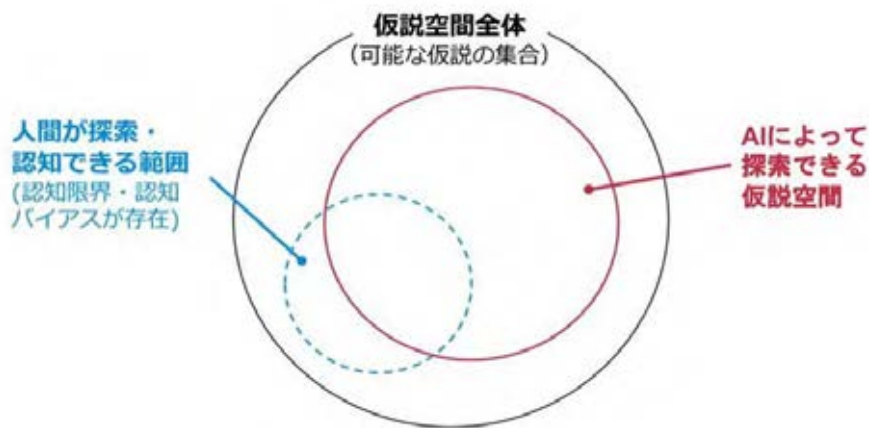


図 2-3-2 仮説空間全体と人間・AI による探索範囲 (CRDS, 2021)

一方で、ランプポスト (lamp-post) としての AI が照らす「明るい空間 (データが豊富で計算しやすい問題)」にばかり科学者が集中し、「暗い空間 (未解明の基礎的問題)」に注意が向けられなくなる、といった問題が指摘されている^{193, 194, 195}。AI は大量の高品質データを必要とするため、定量化可能でデータが豊富な研究テーマに偏り、探索的・理論的・質的研究が軽視される恐れがある。また、AI が既存のデータの枠組みの中でのパターンや相関の特定に最適化されることから、モデル化が容易であって結果が迅速に求められる研究テーマが優先される可能性がある。さらに、AI が学習データに依存して既存の偏見を冗長させて科学的な視点や研究課題の多様性を制限し、科学コミュニティ内の既存の権力構造を強化して、主流から外れた研究手法やアプローチを周縁化させる可能性もある。このようなことから、研究者個人の成果

¹⁸⁹ The Alfred P. Sloan Foundation, “Metascience & AI Postdoctoral Fellowships”. <https://sloan.org/programs/digital-technology/exploratory-grantmaking-in-technology/metascience-ai-postdoctoral-fellowships> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

¹⁹⁰ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「人工知能と科学 ～AI・データ駆動科学による発見と理解～」(CRDS-FY2021-SP-03) (2021 年 8 月)

¹⁹¹ 北野宏明、「人工知能がノーベル賞を獲る日、そして人類の未来：究極のグランドチャレンジがもたらすもの。」『人工知能』(2016)

¹⁹² 丸山宏、「高次元科学への誘い」note ブログ。 https://note.com/hiroshi_maruyama/n/n855c7b40992b (2025 年 12 月 9 日アクセス)

¹⁹³ Qianyu Hao, Fengli Xu, Yong Li, et al., “Artificial Intelligence Tools Expand Scientists' Impact but Contract Science's Focus”, *arXiv*, (2025).

¹⁹⁴ Mathew John, Reilly Thomas, “AI Expands Scientists Impact but Contracts Science's Focus”, https://www.researchgate.net/publication/392519439_AI_Expands_Scientists_Impact_but_Contracts_Science's_Focus (2025 年 12 月 10 日アクセス)

¹⁹⁵ Scien-compass, 「AI が科学者の影響力を拡大する一方で、科学の焦点を狭める：巨大データから見えたパラドックス (2025 年 10 月 10 日)」 <https://sciencompass.com/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

創出が増強される一方で、研究者集団としての科学全体ではその探索範囲が狭められるといった、個人と全体のトレードオフが生じる危険性がある¹⁹⁶。

AI と科学的「理解」

AI は、科学における「理解」のあり方を変えるのかもしれない（図 2-3-3）。

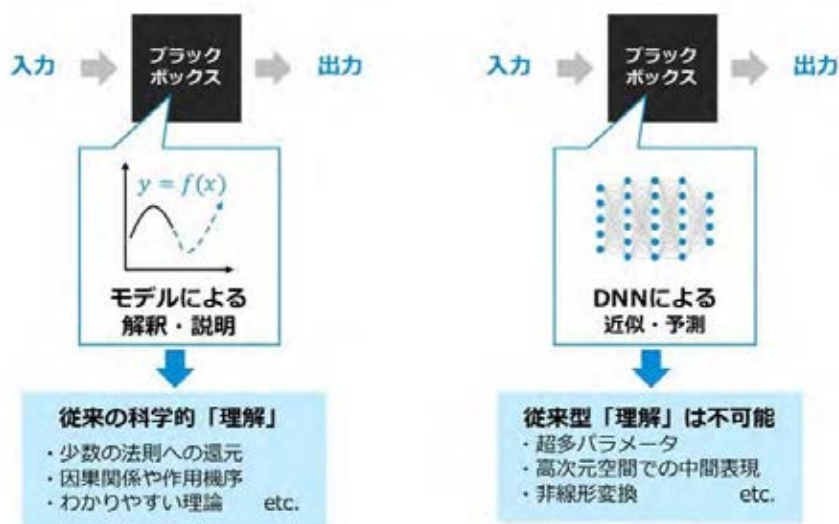


図 2-3-3 科学的「理解」の広がり (CRDS, 2021)

これまでの科学は、対象となる現象や実験結果が複雑であっても、それらを抽象化・粗視化し、階層化やモジュール化、さらにはくりこみといった手法を用いることで、できるかぎり少数の変数やパラメータ、あるいはシンプルな基底関数の組を使って説明しようとしてきた^{197, 198}。換言すれば、複雑な世界を要素に分解し、その構成要素の振る舞いから全体を理解しようとする、要素還元主義を基盤として発展してきたといえる。ところが、ライフサイエンスやマテリアルサイエンスなどの分野では、対象となる現象のモデリングや、それを通じた理解が要素還元だけの枠組では成功しないものが大半であるといえる¹⁹⁹。すなわち、現象を要素に分解しても本質が見えてこない、あるいは還元が困難である。こうした背景から、複雑な現象を複雑なまま扱う手法が多く用いられるようになってきた。このように考えてみると、AI を用いた現象の近似的な表現と高精度の予測は、「何をもって科学的に理解したとするか」という「理解」の定義に広がりをもたらすとも考えられる。

一方で、AI を用いた科学的「理解」が、科学の進歩を遅らせるとの主張もある²⁰⁰。従来型の「理解」を伴わずに解を生み出すだけの AI は、あたかもジムに行ってフォークリフトでダンベルを持ち上げるようなものであって、科学的進歩に不可欠な要素を迂回してしまう危険があるとの指摘がなされている^{201, 202}。すなわち、人間が理解できない高次元のモデルで現象の予測や制御ができたとしても、「次の問題を立てる」

¹⁹⁶ AI の一般における個人と集団のトレードオフについては、次の文献も参照。Anil R Doshi, Oliver P Hauser, “Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content”, *Science Advances* (2024).

¹⁹⁷ 中谷宇吉郎『科学の方法』（岩波書店, 1958）。

¹⁹⁸ 戸田山和久『科学哲学の冒険サイエンスの目的と方法をさぐる』（NHK 出版, 2005）。

¹⁹⁹ 福岡伸一『世界は分けてもわからない』（講談社, 2009）。

²⁰⁰ 呉羽真、久木田水生「AI と科学的探究」、稲葉振一郎他編『人工知能と人間・社会』（勁草書房, 2020）

²⁰¹ Sayash Kapoor and Arvind Narayanan, “Could AI slow science? Confronting the production-progress paradox,” (2025). https://www.normaltech.ai/p/could-ai-slow-science?utm_source=chatgpt.com (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁰² 丸山隆一「論点整理メモ：AI in/for Science を概観する」(2025 年 9 月 1 日)。
<https://rmaruy.hatenablog.com/entry/2025/09/01/170432> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

といった科学の発展性の確保のためには、人間の理解が不可欠である可能性を示唆している²⁰³。

また、AI への過信は「理解の錯覚」に陥りやすいとも考えられる。AI が実際よりも多くのことを理解しているとの、誤った認識をもたらす可能性がある²⁰⁴。たとえば、研究に AI ツールを利用する研究者は、説明の深さの錯覚を経験したり、AI が提案する仮説の探索範囲の錯覚に陥ったりする可能性がある（図 2-3-4）。

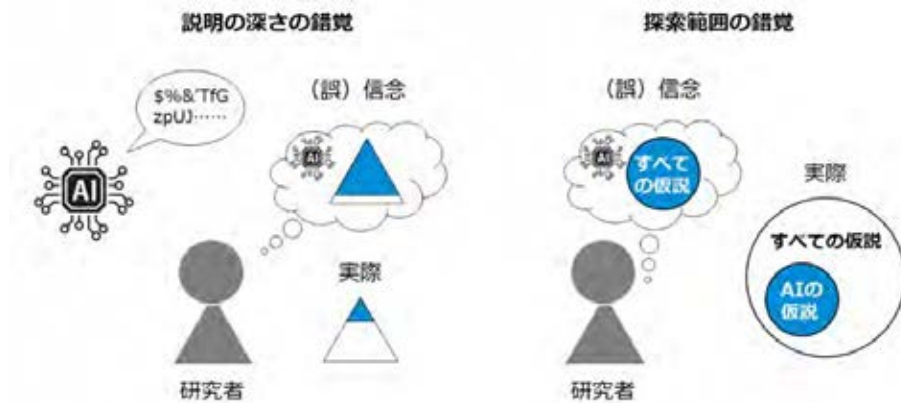


図 2-3-4 理解の錯覚（Messori & Crockett, 2024 を基に CRDS が作成）

AI と創造性

研究開発の生産性やアイデアの創出が近年低下傾向にあるとの研究報告^{205, 206}に鑑みれば、この現状を打破するためには、AI による研究の効率性や創造性の向上が大いに期待されるところである。しかし一方で、AI の創造性への批判もなされている。AI は 0 から科学的発見を達成するための創造性を欠いており、観察から意味のある仮説を構築するための創造的なひらめきが見られないとの報告がある²⁰⁷。また同様に、「現状の AI は探索や既存データの組み合わせによる発想（1 から 100）には強いが、新発見（0 から 1）には至らない」や「研究の本質である独創性や見極め力は依然としてトップ研究者の方が優れている」といった意見もある²⁰⁸。予測と理解のあいだの相関関係と因果関係の乖離²⁰⁹や、さらには現段階の“AI 科学者(AI Scientists)”が抱える限界²¹⁰なども指摘されている。

AI と創造性の関係性については、認知科学者であるマーガレット・ボデンが提唱した創造性の 3 類型が有名である^{211, 212}。すなわち創造性は、①複数の異質なアイデアを組み合わせる「組み合わせの創造性 (Combinational Creativity)」、②決められたコンセプトの中で可能性を探索していく「探索的創造性 (Exploratory Creativity)」、③コンセプトそのものを拡張し新たなジャンルを生み出す「変革的創造性 (Transformational Creativity)」の 3 つに区別されるとの見方である。現在の AI は、①「組み合わせの創造性」と②「探索的創造性」には一定の有効性を示すものの、③「変革的創造性」には未だ、人間との相

²⁰³ このような「理解なき科学」のことを、「科学の疎外」と表現されることもある（呉羽真「〈異質な科学〉と〈科学の疎外〉——AI が科学にもたらす変化の哲学的含意」『科学（2026 年 1 月号）』（岩波書店, 2026））

²⁰⁴ Lisa Messori and M. J. Crockett, “Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research”, *Nature* (2024).

²⁰⁵ Nicholas Bloom, Charles I. Jones, John Van Reenen, et al. “Are ideas getting harder to find?,” *American Economic Review* (2020)

²⁰⁶ 経済産業省 産業構造審議会 研究開発・イノベーション小委員会 報告書「イノベーション循環を推進する政策の方向性」（2023 年 6 月）<https://www.meti.go.jp/press/2023/06/20230602007/20230602007-2.pdf>（2025 年 12 月 10 日アクセス）

²⁰⁷ Amy Wenxuan Ding and Shibo Li, “Generative AI lacks the human creativity to achieve scientific discovery from scratch”, *Scientific Reports* (2025).

²⁰⁸ 文部科学省 情報委員会（第 44 回）（2025 年 10 月 6 日）【資料 1-5】AI for Science の推進に向けた基本的な考え方について https://www.mext.go.jp/content/20251006-mxt_jyohoka01-000045188_04.pdf（2025 年 12 月 9 日アクセス）

²⁰⁹ 瀧川一学「機械学習は真の理解や発見に寄与できるか」『自動車技術』(2023)。

²¹⁰ Qiuji Xie, Yixuan Weng, Minjun Zhu, “How Far Are AI Scientists from Changing the World?”, *arXiv* (2025).

²¹¹ Margaret A. Boden, “Creativity and artificial intelligence”, *Artificial Intelligence* (1998)

²¹² 小林茂、徳井直生「人工知能と創造性 — 人の模倣を超えて」『人工知能学会全国大会論文集第 39 回』（2025）

相互作用が必要とされるともいわれる²¹³。したがって、人間と AI との共創 (co-creation) が不可欠となる。

また一般に、推論は「分析的推論」と「拡張的推論」の2つの形式に大別され、前者には演繹 (deduction) が、後者には帰納 (induction) とアブダクション (abduction) が含まれる^{214, 215} (図 2-3-5)。そして、創造性をもたらす推論形式は、後者の2つであるとされる。特にアブダクションは、科学において一般法則の発見の場面で用いられる有効な手法として知られ、観察された事実を説明し得る仮説を発見するための推論プロセスを担う²¹⁶。ここでは、結果から原因を導き出すという因果的に逆方向の推論が行われ、その過程には必然的に論理的な飛躍が伴う。しかし、この飛躍こそが新たな知識や洞察を生み出す源泉だと考えられている。したがって、AI がこのようなアブダクションを実行できるかどうかは、AI 科学者に科学的創造性が備わり得るのかどうかを判断する上での重要な分水嶺となる。

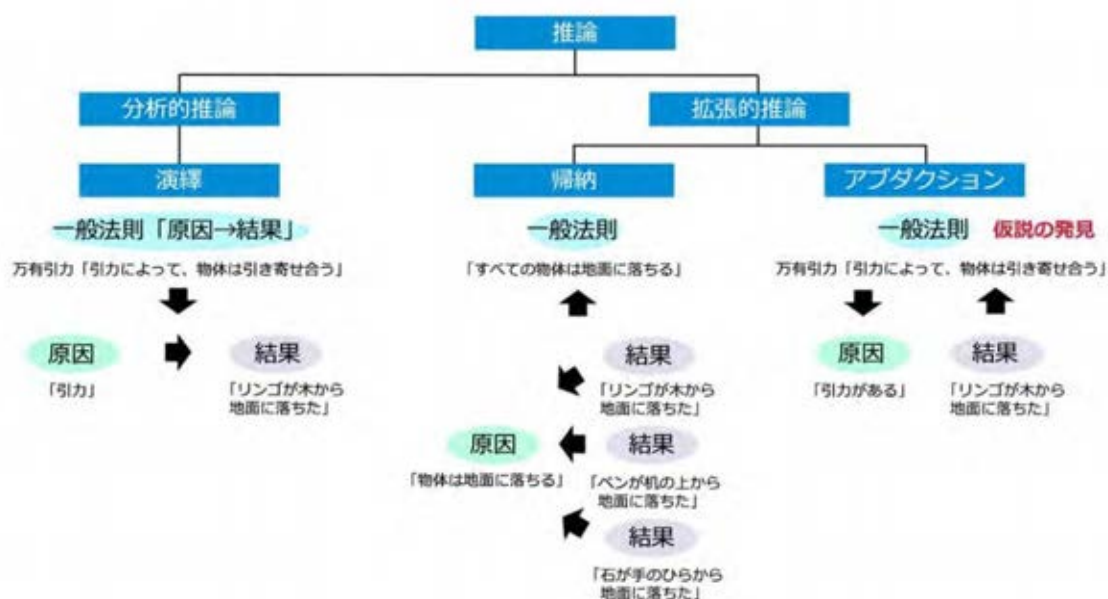


図 2-3-5 推論形式の全体像 (米盛, 2007 を基に CRDS が作成)

AI と好奇心

AI によって研究が自動化・自律化する時代にあって、人間研究者の「好奇心 (curiosity)」はどのように変わっていくのだろうか。この問いについては、人間の好奇心を増幅する側面と、減退させる側面の両面から影響を考える必要がある。好奇心を増幅する側面としては、たとえば、人間では到達できない探索空間へのアクセスが可能になること、作業の代替によってより創造的な活動に集中できること、さらには AI との対話を通じて新たな発見が誘発されることなどが挙げられる。一方で、減退させる側面としては、受動的・従属的な研究姿勢が生じることによるモチベーションの低下、あらかじめ揺らぎやノイズが除去されることによる予期せぬ出会いの減少、そして AI が注目する問いへと研究が偏る可能性などが懸念され

²¹³ Giorgio Franceschelli, Mirco Musolesi, "On the Creativity of Large Language Models", *arXiv* (2023)

²¹⁴ 米盛裕二『アブダクション 仮説と発見の論理』(勁草書房, 2007)

²¹⁵ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「科学技術・イノベーションエコシステムにおける産学橋渡しの課題—知的財産・デザイン・共創の観点から— (—The Beyond Disciplines Collection—)」(CRDS-FY2024-RR-12) (2025 年 3 月)

²¹⁶ 例えば、万有引力の法則の発見。これは直接観察した事実 (物体は支えられていないときには落下する) から、その事実とは異なる種類の、しかも直接には観察不可能な「引力」という作用を想定する、仮説的な思惟による発見であるとされる。帰納による一般化では、「すべての物体は支えられていないときには落下する」ことを導くことはできても、それがなぜなのかという、合理的な理由や説明を与えることはできない。(米盛裕二, 2007 より)

る。AI と人間の共在と共同によって、今後、科学する喜びに新たな進化がもたらされるのかどうか²¹⁷。その行方は注目に値する。

AI とノーベル賞級の発見

AI 科学者の登場は、「ノーベルチューリングチャレンジ」の実現を予感させる。ノーベルチューリングチャレンジ²¹⁸とは、株式会社ソニーコンピュータサイエンス研究所の代表取締役社長である北野宏明氏が提唱した、「2050 年までにノーベル賞を受賞できるような発見を AI にさせる」という壮大なミッションである²¹⁹。

ここでの狙いは、ノーベル賞に値する科学的発見を生み出す AI システムを構築するとともに、人間の研究者と区別がつかないほどの自律性を備えた AI の振る舞いを実現することにある。北野氏は特に、「(ノーベル賞を) 取るかどうかは重要ではなく、ノーベル賞委員会が審査のときに、AI が中に混ざっているから気をつけろよと言い始めたら勝ち」であるとも述べている²²⁰。つまり、AI 科学者が人間科学者と見分けがつかない存在となる瞬間こそが、このチャレンジの到達点といえる。そしてそのとき、AI による科学の変容の極地として、人類の科学の営みは重大な岐路に立たされることになるかもしれない。

AGI（汎用人工知能：Artificial General Intelligence）と科学

2025 年 9 月に中国上海で開催された浦江イノベーションフォーラムでは、上海人工知能研究所所長である周伯文氏が、AI for Science から AGI for Science へ移行させるための思考の枠組みをテーマに、スピーチを行った。周氏は「AGI for Science – 6 つの問い」²²¹を提起し、今後アプローチされるべき科学と AI の間の核心的な問いを投げかけた。すなわち、①境界の問い：すべての科学的問題は AI によって解決できるのか？、②予測の問い：AI の予測能力は既存の計算方法を完全に凌駕しているか、③言語の問い：科学的な表現において自然言語をいかに超越するか？、④融合の問い：AI と他分野の融合にとどまらず AI が新たな融合をもたらす可能性を秘めているか？、⑤検証の問い：AI が真の科学的発見を行う能力を持っているかどうか判断できるか、⑥新科学の問い：AGI はより多くまったく新しい科学の領域を切り開くことができるか？、であった。AGI for Science の長期的な展開を構想し、現在の「AI for 特定分野」という枠組みに留まらず、AI が学際的な融合を促進し、新たな科学分野を創出する、その潜在性が過小評価されていると主張した。

AI と異分野融合

前述した周氏の AGI for Science の 6 つの問いのうち、「融合の問い」では、「AI for Science の真の魅力は、単一分野への AI の活用にとどまらず、むしろ異なる分野間の深い融合を促進し、新たな学際分野や多分野間の相乗効果を生み出す点にある」との説明がなされた（図 2-3-6）。実際、科学的ブレークスルーが、学術的距離の大きい異分野同士の「予期せぬ組み合わせ」から生まれることが知られている²²²。AI は、こうした新たな方向性を絶えず照らし出し、多分野の融合を後押しする「触媒」あるいは「加速装

²¹⁷ 永野智己、「変わりゆく化学する営み」巻頭エッセイ カガクへの視点『化学』（2023）

²¹⁸ The Systems Biology Institute, “Nobel Turing Challenge”, <https://www.nobelturingchallenge.org/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

²¹⁹ Hiroaki Kitano, “Artificial intelligence to win the Nobel Prize and beyond: creating the engine for scientific discovery”. *AI magazine*, (2016).

²²⁰ 文部科学省科学技術・学術政策研究所（NISTEP）、「（特別インタビュー）株式会社ソニーコンピュータサイエンス研究所 代表取締役社長、所長 北野 宏明 氏インタビュー」『STI Horizon』（2022）

²²¹ 上海人工智能实验室, “AGI for Science の六个前沿问题” <https://www.shlab.org.cn/news/5444211>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

²²² Feng Shi & James Evans, “Surprising combinations of research contents and contexts are related to impact and emerge with scientific outsiders from distant disciplines”, *Nature Communications* (2023).

置」²²³として機能をし得る²²³。人類がまだ気づいていない関連性を可視化し、新たな学問領域や科学パラダイムの構築へと導くことで、破壊的イノベーションを生み出す潜在力を持つ。さらに、AI が各分野に幅広く浸透することは、研究者間に共通の言語を形成し、普段は接点のない異分野研究者を同じ場に引き寄せる効果もある。この点で、AI は「バウンダリーオブジェクト」²²⁴として、分野横断的な共同研究の媒介となることが期待されている²²⁵。同様の見解として、国立情報学研究所（NII）所長である黒橋禎夫氏も、NII の知識基盤の実現に向けて AI を、挑戦し得る新たな学際的研究テーマの提案や、連携によって研究を発展させる可能性を持つ共同研究者の探索など、学際連携を加速させる方向で活用する方針を打ち出している²²⁶。

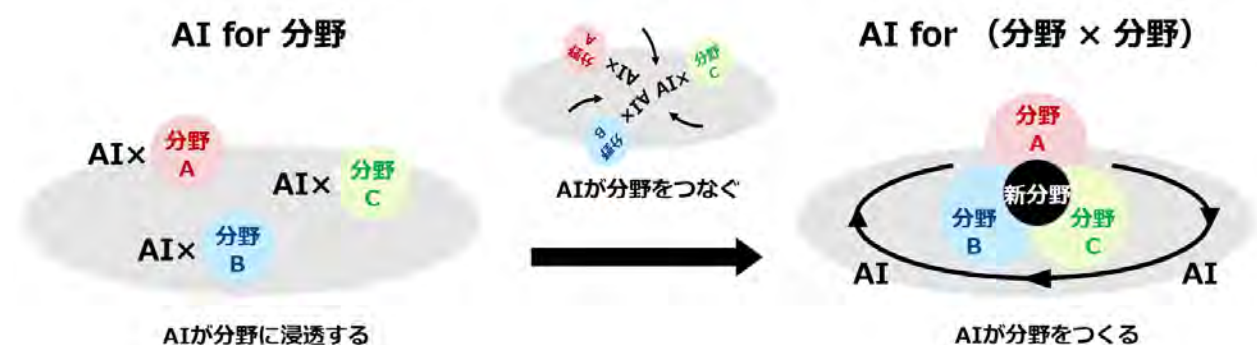


図 2-3-6 AGI for Science 「融合の問い」
(上海人工知能研究所 HP を基に CRDS が作成)

AI と科学の科学

「科学の科学（Science of Science）」は、主にビッグデータや情報処理技術を用いて、科学を取り巻くメカニズムを明らかにすることに取り組む学際的な学問分野の総称として知られる^{227, 228, 229}。上述したメタサイエンスと同様に、科学史、科学哲学、科学社会学、科学計量学、図書館情報学などの領域を内包して、科学活動自体を科学し、また、政策のための科学など、政策分析の側面も持つ。

現在、AI for Science によって科学の「理解」の幅が広がり、また、それに伴う知識体系の拡大と複雑化を迎えている。一方で、それらを俯瞰的に捉える「科学の科学」においても、科学データ基盤の発達と大規模な AI モデルの台頭によって、データソースと分析規模の両面で、飛躍的な進化を遂げている²³⁰。AI 駆動の「科学の科学」は、大量の文献・特許・研究データ等を、従来よりも格段に効率的に分類・抽出・解析することができ、科学の発展予測やトレンド解析において、今後のさらなる役割が期待されている。たとえば科学計量学では AI は、出版物・引用・コラボレーション・研究トレンドの分析や、研究インパクトの予測、知識マッピングなどに活用される可能性がある（図 2-3-7 左）。計量書誌学では、引用・共著ネットワーク・研究インパクトの分析や、データ収集の自動化、著者曖昧性の解消、テキストマイニングな

²²³ 上海人工智能实验室, “AGI for Science 的六个前沿问题” <https://www.shlab.org.cn/news/5444211> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

²²⁴ バウンダリーオブジェクトとは、異なった人々をつなぎ、共通の理解を生み出す手段のこと

²²⁵ 広野雄士, 「AI と物理学の融合：学習物理学から生成科学へ」、AI と共に実験データから物理を抽出するシンポジウム (2025) <https://mlphys.scphys.kyoto-u.ac.jp/GS/GS.html> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

²²⁶ 黒橋禎夫, 「データ基盤から知識基盤へ」、学術情報基盤オープンフォーラム 2025 (2025) <https://www.nii.ac.jp/openforum/upload/NIIOpenForum20250616kicyo.pdf> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

²²⁷ Santo Fortunato, Carl T. Bergstrom, et al., “Science of science”, *Science* (2018).

²²⁸ Dashun Wang, & Albert-László Barabási. “The science of science”. (Cambridge University Press, 2021).

²²⁹ Science of science 研究会, 「Science of science とは？」 <https://scisci.jp/about/> (2025 年 12 月 26 日アクセス)

²³⁰ Jianhua Hou, Bili Zheng, Hao Li, Wenjing Li, “Evolution and impact of the science of science: from theoretical analysis to digital-AI driven research”, *Humanities and Social Sciences Communications* (2025).

どに活用される可能性がある²³¹ (図 2-3-7 右)。



図 2-3-7 AI と科学計量学 (左)、AI と計量書誌学 (右)
(Saeidnia et al., 2024 を基に CRDS が改変)

今後のさらなる AI 技術の高度化によって、従来から取り組まれてきた萌芽分野の発見や新たな融合領域の提案・構築において、ブレークスルーも期待される²³² (図 2-3-8)。

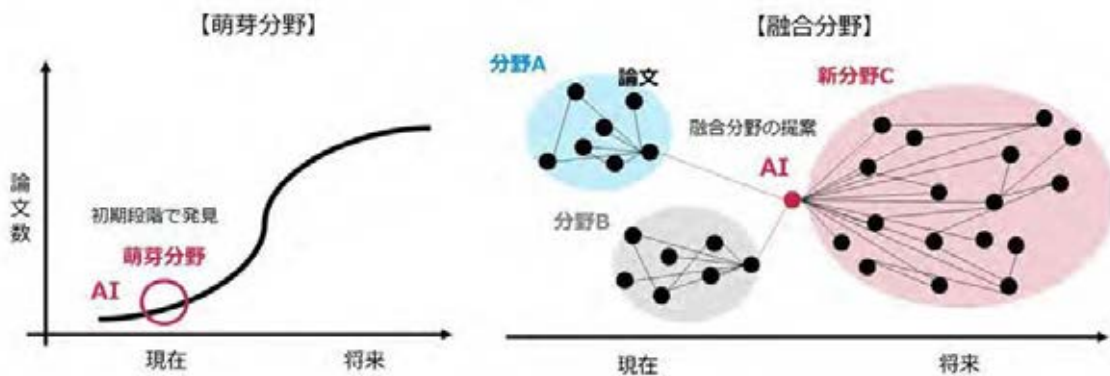


図 2-3-8 AI と萌芽分野のイメージ (左)、AI と融合分野のイメージ (右)

また、科学の自動化・自律化と同様に、「科学の科学」の自動化・自律化を目指す取り組みも始まっている。「科学の科学」分野で積極的に研究を進めるノースウェスタン大学の Dashun Wang らは 2025 年、LLM を活用したオープンソースの研究ツール「SciSciGPT」を公開した²³³。SciSciGPT はマルチエージェント AI システムとして設計され、研究マネージャーやデータベーススペシャリストなど、5 つの専門エージェントから構成される。「科学の科学」研究のワークフローを自動化・効率化し、従来 3 時間を要していた分析作業を 20 分程度に短縮した事例が報告されている²³⁴。

AI と科学技術コミュニケーション

²³¹ Hamid Reza Saeidnia, Elaheh Hosseini, Shadi Abdoli, et al., “Unleashing the Power of AI. A Systematic Review of Cutting-Edge Techniques in AI-Enhanced Scientometrics, Webometrics, and Bibliometrics”, *arXiv* (2024).

²³² 佐々木「イノベーション仲介者としての AI」、JAIST トランスフォーマティブ知識経営セミナー (2024 年 3 月 8 日)。
https://researchmap.jp/hajime.sasaki/presentations/45786161/attachment_file.pdf (2025 年 12 月 26 日アクセス)

²³³ Erzhuo Shao, Yifang Wang, Yifan Qian, et al., “SciSciGPT: advancing human-AI collaboration in the science of science”, *Nature Computational Science* (2025).

²³⁴ Metascience 2025 Conference (<https://metascience.info/>) , “T4.1 How fundamentally & how fast is AI changing the science system?”での Dashun Wang 氏の発表より

論文発表数の増加に伴い科学的知識は急速に蓄積しているが、その一方で、この膨大な知識体系を習得することが研究者にとって、「知識の重荷」となりつつある。AI は、文献から最も関連性の高い知見を抽出して提示するなど、研究者の知識探索を効率化し、この問題の解消に寄与することが期待されている²³⁵。さらに、研究成果の効果的な発信は科学の発展に不可欠であり、学術出版や学会発表においても、より明確で伝わりやすい表現が求められる。AI は、研究者の文章表現の改善を支援できるだけでなく、一般向け解説の生成にも活用でき、研究成果をより広い層へ届けるための科学技術コミュニケーションを強化する役割を果たしつつある²³⁶。

責任ある AI と科学

AI の研究現場への急速な浸透は、科学的信頼性や透明性、倫理性に関する新たなリスクへの懸念を生じさせている。そのため、研究における責任ある AI の活用推進や、それを支える新たな研究倫理規範の整備が求められている²³⁷。

日本では 2025 年 12 月、内閣府人工知能戦略本部において「人工知能関連技術の研究開発及び活用の適正性確保に関する指針」がとりまとめられた²³⁸。本指針では、AI の研究開発及び活用の適正な実施を進める上で考慮すべき要素として、人間中心、公平性、安全性、透明性、アカウンタビリティ、セキュリティ、プライバシー・個人情報、公正競争、AI リテラシー、イノベーションの 10 項目が挙げられている。また、これらの適正性を確保するための基本方針として、①リスクベース・アプローチ、②ステークホルダーの積極的関与、③一貫通貫の AI ガバナンスの構築、④アジャイルな対応、の 4 点が示されている。さらに研究開発機関²³⁹に対しては、AI の設計・開発・提供・実装といったライフサイクル全体を通じたガバナンスの構築・運用・継続的改善や、学習データや生成物に関する知的財産・プライバシー等の保護を含む説明可能性の確保が求められている。

EU では欧州委員会が 2024 年、欧州の研究コミュニティが責任を持って AI を活用するためのガイドライン「Living guidelines on the responsible use of generative AI in research」を策定している²⁴⁰。本ガイドラインは研究者、研究機関、資金提供機関を対象とし、以下の 4 つの基本原則²⁴¹を柱として構成されている。

- ・信頼性 (Reliability) : AI が生成する情報の質や再現性を検証し、誤情報やバイアスに留意する。
- ・透明性 (Honesty) : 研究プロセスにおける透明性や公平性等を確保し、AI の利用を適切に開示する。
- ・配慮 (Respect) : 研究参加者や社会への影響を考慮。プライバシー・機密性・知的財産の保護を徹底。
- ・説明責任 (Accountability) : あらゆる研究成果に対して、AI ではなく人間の研究者が説明責任を負う。

AI と研究全体の遂行

²³⁵ Google DeepMind, “A new golden age of discovery” (2024). https://deepmind.google/public-policy/ai-for-science/?utm_source=x&utm_medium=social&utm_campaign=&utm_content=&s=03 (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²³⁶ European Commission: Directorate-General for Research and Innovation, “AI in science – Harnessing the power of AI to accelerate discovery and foster innovation – Policy brief”, *Publications Office of the European Union* (2023), <https://data.europa.eu/doi/10.2777/401605> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²³⁷ David B. Resnik and Mohammad Hosseini, “The ethics of using artificial intelligence in scientific research: new guidance needed for a new tool”, *AI and Ethics* (2025).

²³⁸ 内閣府 人工知能戦略本部「人工知能関連技術の研究開発及び活用の適正性確保に関する指針」(2025 年 12 月 19 日) https://www8.cao.go.jp/cstp/ai/ai_guideline/ai_gl_2025.pdf (2025 年 12 月 25 日アクセス)

²³⁹ 「AI 法第 6 条に規定する研究開発機関をいう。研究開発機関のうち大学については、AI 法第 6 条第 2 項に定めるとおり、研究者の自主性の尊重その他の大学における研究の特性に配慮するものとする」との注記がある。

²⁴⁰ European Commission, “Living guidelines on the responsible use of generative AI in research” (2024). https://research-and-innovation.ec.europa.eu/document/download/2b6cf7e5-36ac-41cb-aab5-0d32050143dc_en?filename=ec_rtd_ai-guidelines.pdf (2025 年 12 月 25 日アクセス)

²⁴¹ ここでの記載は原文ママではなく、要約であることに注意。

AI と科学研究の関係性は、観測、実験、分析など、科学的発見（Scientific Discovery）の文脈で語られることが多い。しかし研究全体の遂行のためには、科学的発見プロセスの前後におけるいくつかの異なるプロセスへの AI の活用も欠かせない。科学研究をより広いプロセスの集合（＝“AI for Research”）として体系化した報告²⁴²では、研究への AI の活用を、次の 5 つの主要プロセスとして分類している（図 2-3-9）。

- ・ AI for Scientific Comprehension（科学的理解のための AI）
- ・ AI for Academic Surveys（学術調査のための AI）
- ・ AI for Scientific Discovery（科学発見のための AI）
- ・ AI for Academic Writing（学術論文執筆支援のための AI）
- ・ AI for Academic Reviewing（学術論文査読支援のための AI）

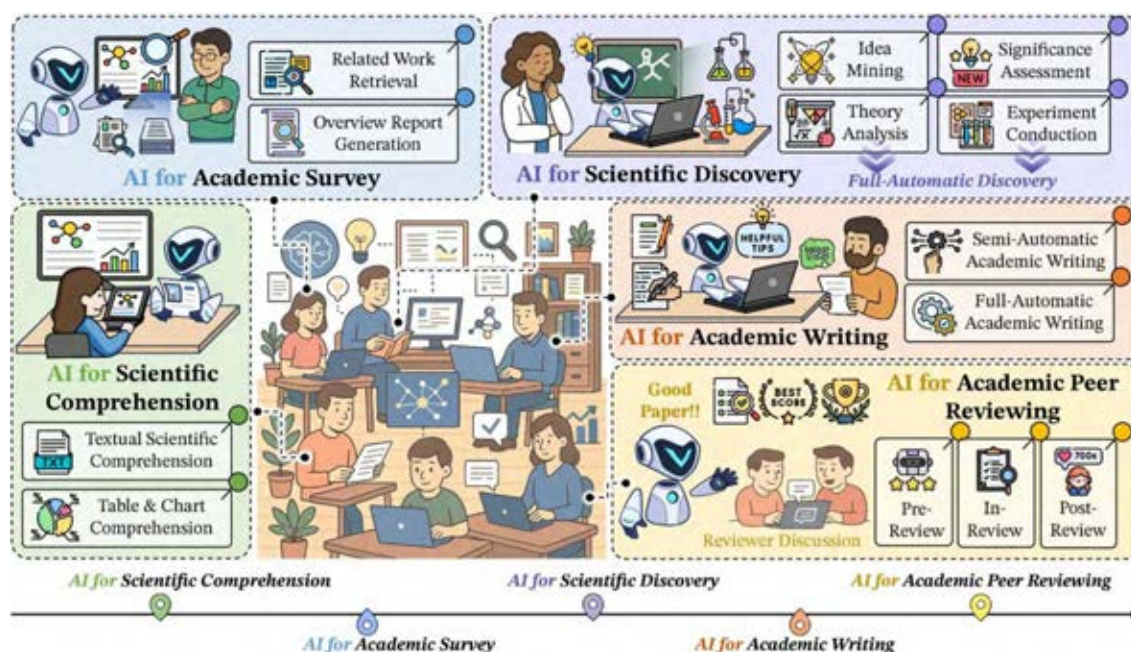


図 2-3-9 AI for Research の全体像（Chen, 2025）

科学的発見は、それ自体によって直ちに科学的価値が認められるものではない。発見の内容が学術論文として科学的に妥当な形で報告され、さらにピアレビューを通じて専門家による評価と検証を受けることで、初めて価値ある新たな知識として共有・承認される。このことを踏まえると、AI の活用は科学的発見行為そのものにとどまらず、図 2-3-9 で描かれるように、研究遂行に関わる一連のプロセス全体へと広がっていくことが期待される²⁴³。

AI と論文執筆

一方で、AI を活用した論文執筆は、近年大きな議論を呼んでいる。2020 年から 2024 年に発表された 100 万件以上の科学論文とプレプリントを分析した調査によれば、論文執筆に AI を用いた痕跡は全分野で急増しており、特にコンピューターサイエンス（CS）分野では最大 22% にその兆候が認められたとの

²⁴² Qiguang Chen, Mingda Yang, Libo Qin, et al., “AI4Research: A Survey of Artificial Intelligence for Scientific Research”, *arXiv* (2025).

²⁴³ 日本語で読める最新動向のまとめとして、次の文献も参照。相澤彰子「科学を支援する AI：現状と課題」『科学 2026 年 1 月号』（岩波書店、2026）

報告がある^{244, 245}。論文執筆へ AI を活用することの是非は現時点では賛否が分かれるものの²⁴⁶、付随して、いくつかの問題が顕在化している。たとえば、プレプリントサーバー（arXiv, bioRxiv, Social Science Research Network）を調査した報告では、論文執筆における LLM の利用が非英語圏の研究者の論文生産性を向上させる一方で、LLM によって洗練され説得力のある文章表現と、実際の科学的価値とのあいだに乖離がみられ、真に価値のある研究を見極めづらくなっているとの指摘がある²⁴⁷。他にも、「サーベイ論文 DDoS 攻撃（survey paper DDoS attack）」と呼ばれる、AI が生成した信頼性の低い大量のサーベイ論文によって引き起こされる文献汚染（literature poisoning）の問題が深刻化している²⁴⁸。事実、プレプリントサーバー arXiv は 2025 年 10 月、CS カテゴリーにおけるレビュー論文およびポジションペーパーに対し、外部媒体でのピアレビューを投稿要件として課すガイドライン変更を発表した²⁴⁹。

また、オープンサイエンスの推進は AI for Science に不可欠ではあるものの、一方で、新たな問題も巻き起こしている。組織的に偽の科学論文を量産する、いわゆる「論文工場（paper mill）」の問題が以前から知られているが²⁵⁰、近年はオープンなデータセットと AI を組み合わせた新たな形態の論文工場が懸念されている^{251, 252}。このような低品質で問題のある論文の粗製乱造を防ぐべく、ジャーナルごとのガイドラインの制定やプレレジストレーション（事前登録）制度の導入が迫られている²⁵³。

さらに、AI による剽窃²⁵⁴や画像データの改ざん²⁵⁵、論文のねつ造²⁵⁶など、研究不正につながる重大な問題も発生している。ただし、たとえば剽窃については AI に意図性を認めることが難しい点や、AI でなく人間であっても先行研究を完全に把握することは困難である点から、見解は分かれる状況にある²⁵⁷。

AI と査読

論文工場の査読版として、「査読工場（Review mill）」の問題も知られている²⁵⁸。すでに、AI を査読へ活用した痕跡が一定の割合で認められており、AI の活用の是非には様々な意見があるものの、査読の質保証への懸念は避けられない^{259, 260}。また逆に、AI を用いた査読を逆手にとり、投稿した論文中にあらかじ

²⁴⁴ Weixin Liang, Yaohui Zhang, Zhengxuan Wu, et al. "Quantifying large language model usage in scientific papers." *Nature Human Behaviour* (2025).

²⁴⁵ "One-fifth of computer science papers may include AI content", *Science* (2025). <https://www.science.org/content/article/one-fifth-computer-science-papers-may-include-ai-content> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁴⁶ "Is it OK for AI to write science papers? Nature survey shows researchers are split", *Nature* (2025) <https://www.nature.com/articles/d41586-025-01463-8> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁴⁷ Keigo Kusumegi, Xinyu Yang, Paul Ginsparg, et al., "Scientific production in the era of large language models", *Science* (2025).

²⁴⁸ Jianghao Lin, Rong Shan, Jiachen Zhu, et al., "Stop DDoS Attacking the Research Community with AI-Generated Survey Papers", *arXiv* (2025).

²⁴⁹ "Attention Authors: Updated Practice for Review Articles and Position Papers in arXiv CS Category", *arXiv* (2025). <https://blog.arxiv.org/2025/10/31/attention-authors-updated-practice-for-review-articles-and-position-papers-in-arxiv-cs-category/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁵⁰ "The fight against fake-paper factories that churn out sham science", *Nature* (2021). <https://www.nature.com/articles/d41586-021-00733-5> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁵¹ Tulsi Suchak, Anietie E. Aliu, Charlie Harrison, et al. "Explosion of formulaic research articles, including inappropriate study designs and false discoveries, based on the NHANES US national health database", *PLOS Biology* (2025).

²⁵² "Low-quality papers based on public health data are flooding the scientific literature", *Nature* (2025). <https://www.nature.com/articles/d41586-025-02241-2> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁵³ 佐藤翔「オープンな研究データが論文工場の餌食に？」『情報の科学と技術』(2025)

²⁵⁴ Tarun Gupta, Danish Pruthi, "All That Glitters is Not Novel: Plagiarism in AI Generated Research", *arXiv* (2025).

²⁵⁵ Jinjin Gu, Xinlei Wang, Chenang Li, et al., "AI-enabled image fraud in scientific publications", *Patterns* (2022).

²⁵⁶ Faisal R. Elali, Leena N. Rachid, "AI-generated research paper fabrication and plagiarism in the scientific community", *Patterns* (2023).

²⁵⁷ "What counts as plagiarism? AI-generated papers pose new risks", *Nature* (2025). <https://www.nature.com/articles/d41586-025-02616-5> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁵⁸ Oviedo-García, M. Ángeles. "The Review Mills, Not Just (Self-)Plagiarism in Review Reports, but a Step Further." *Scientometrics* (2024).

²⁵⁹ Giuseppe Russo Latona, Manoel Horta Ribeiro, Tim R. Davidson, et al., "The AI Review Lottery: Widespread AI-Assisted Peer Reviews Boost Paper Scores and Acceptance Rates", *arXiv* (2024).

²⁶⁰ "Major AI conference flooded with peer reviews written fully by AI". *Nature* (2025). <https://www.nature.com/articles/d41586-025-03506-6> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

め、「人間には見えないものの、AIには読める」隠しプロンプトを埋め込んで、査読するAIに肯定的な評価を出力させようとする不正行為も、新たな問題として浮上している²⁶¹。

AIと再現性

AIの普及が、科学における「再現性の危機(reproducibility crisis)」の問題を悪化させているとの懸念も指摘されている。AIを活用した研究では、データ漏洩(data leakage)や過学習、交絡など機械学習特有の問題により、実際には再現できない結果が生じやすい²⁶²。また、たとえばバイオメディカル分野の研究では、データが高次元かつノイズを含みやすいといった原因から、データの複雑性やモデルの複雑性、学習の複雑性の問題を内包する。さらに、プライバシーの制約から、データの共有や公開が難しい場合があるなど、こうした特有の事情が第三者による検証を妨げる要因となることがある²⁶³。

AIと学会・ジャーナル

2025年10月、AIが研究論文の筆頭著者および査読者の両方を務める初のオープンカンファレンス、「Open Conference of AI Agents for Science 2025 (Agents4Science)」²⁶⁴が開催された。これは、論文の執筆から査読までをすべてAIが担う、前例のない実験的学会イベントとなった。

また、arXiv²⁶⁵は「AI科学者(AI Scientists)による研究成果」を受け入れ、評価し、広く公開することを目的としたオープンアクセス・プラットフォームであり^{266, 267}、従来のプレプリントサーバーが「人間研究者の論文」を対象とするのに対し、arXivは、「人間とAIの混成あるいは純AIによる研究成果(提案、実験、論文化、査読など)」を想定している。日本においても関連した動きとして、一般社団法人ラボラトリオートメーション協会と日本生物物理学会が、AIを活用した論文投稿の推進を目指して協業を始めている。将来的には、AIが主体となって実験データを取得したり論文を執筆・投稿したりできる体制の実現を目指すとしている²⁶⁸。両者は2026年3月に「AI for Publication 2026」と題した公開シンポジウムの開催し、AIが論文を執筆しAIが査読を行いAIが編集作業を担う、生成AI・AGI時代の学術出版を議論する予定としている²⁶⁹。

AIとファンディング

「研究の研究」(research on research)に関する最新のアプローチの推進を目的としたコンソーシアム Research on Research Institute (RoRI)^{270, 271}は2025年、AIを研究資金配分や研究評価プロセスに導入するための実践的フレームワークをまとめたハンドブック「Funding by Algorithm – A Handbook for

²⁶¹ Zhicheng Lin, “Hidden Prompts in Manuscripts Exploit AI-Assisted Peer Review”, *arXiv* (2025).

²⁶² “Is AI leading to a reproducibility crisis in science?”, *Nature* (2023). <https://www.nature.com/articles/d41586-023-03817-6>

²⁶³ Henry Han, “Challenges of reproducible AI in biomedical data science”, *BMC Medical Genomics* (2025).

²⁶⁴ Open Conference of AI Agents for Science 2025, <https://agents4science.stanford.edu/index.html> (2025年12月10日アクセス)

²⁶⁵ 名前が似ているが、「arXiv」ではないことに注意。

²⁶⁶ Pengsong Zhang, Xiang Hu, Guowei Huang, et al., “aiXiv: A Next-Generation Open Access Ecosystem for Scientific Discovery Generated by AI Scientists”, *arXiv* (2025). https://arxiv.org/abs/2508.15126?utm_source=chatgpt.com

²⁶⁷ “A new preprint server welcomes papers written and reviewed by AI”, *Science* (2025) <https://www.science.org/content/article/new-preprint-server-welcomes-papers-written-and-reviewed-by-ai>

²⁶⁸ 日経バイオテク「ラボラトリオートメーション協会・日本生物物理学会、AIが論文を投稿できる論文誌の実現に向け協業」(2025年9月25日) <https://bio.nikkeibp.co.jp/atcl/column/16/020100064/092400033/> (2025年12月9日アクセス)

²⁶⁹ AI for Publication 2026、公開シンポジウム「生成AI・AGI時代の学術出版～著者がAI、編集部もAI、の世界を議論する～」<https://lasa.or.jp/events/ai4pub2026/> (2025年12月22日)

²⁷⁰ Research on Research Institute (RoRI) <https://researchonresearch.org/> (2025年12月10日アクセス)

²⁷¹ 英国 University College London に拠点を置き、研究システムや研究文化についての検証・評価・実験を行うバーチャルな国際研究所。ライデン大学 CWTS や各国のファンディング機関、研究助成財団などをパートナーとしている。

Responsible Uses of AI and Machine Learning by Research Funders」を発行した²⁷²。AI を資金配分に実験的に導入する際の方向性を示しており、AI の活用として、AI による審査員マッチング（研究者履歴、申請書情報、チーム構成等）、AI によるピアレビュー（レビューの生成、要約の生成等）、AI による申請課題の優先順位付け（スコアリング等）、AI による申請者の自己評価支援（文章アシスタント、採択確率スコアリング等）、AI による資金リソースのナビゲーション（インタラクティブ AI でファンディング情報や応募ガイドを探索等）、AI による戦略策定支援（研究動向の予測（foresight）、新規公募テーマの探索等）などを挙げている。

AI と研究支援サービス

AI の活用は、研究支援活動にも広がる。株式会社 NexaScience（代表取締役 CEO 牛久祥孝）²⁷³は、マルチ AI エージェントシステムを活用した研究自動化プラットフォーム「AIRAS (Automated Investigative Research Agent System)」の技術を基盤として、論文調査から研究アイデアの創出、特許調査や知財戦略の立案、研究開発成果の技術評価や事業化可能性の分析等を支援している。Science Aid 株式会社（代表取締役 山田涼太）²⁷⁴は「科学研究の自動化」の実現を見据え、AI for Science を核として、科学研究を自律的に支援する AI エージェントの開発・提供に取り組んでいる。2025 年 9 月には京都大学医学研究科 奥野恭史研究室と共同で創薬 AI エージェントの開発を開始した²⁷⁵。また同社は 2025 年 10 月より、研究における AI 活用の最前線がわかるメディア「AI for Science Portal」を公開し、AI が科学研究にもたらす可能性や、関連する技術の基礎知識、導入に向けたステップなどを整理・発信している²⁷⁶。ロボティック・バイオロジー・インスティテュート株式会社（代表取締役社長 松熊研司）²⁷⁷は、人間の創造性を真に追及できる研究環境を実現することをミッションに、汎用ヒト型ロボット LabDroid のロボットシェアリングサービスを展開している。株式会社知財図鑑（代表取締役 CEO 出村光世）²⁷⁸は、知財と事業をマッチングさせるクリエイティブ・メディアを展開する。同社が提供するサービス「ideaflow（アイデアフロー）」²⁷⁹は、公開されている特許情報を AI が解析し、そこから新規事業のアイデアを自動生成する共創プラットフォームであり、特許要約、異分野掛け合わせによるアイデア生成、ビジュアル生成等を支援している。

AI と産学橋渡し

AI は、シーズとニーズのマッチングを実行する、産学橋渡しのあり方をも変容させるかもしれない。株式会社 AIST Solutions とストックマーク株式会社は 2025 年 10 月、オープンイノベーション特化型の生成 AI プラットフォーム「Bibbidi（ビビディ）」を開発し、オープンイノベーション支援事業を開始した（図 2-3-10）²⁸⁰。「Bibbidi」は、国立研究開発法人産業技術総合研究所が保有する約 15 万件の技術情報（シーズ）を基盤とし、企業の事業課題・市場課題などの情報（ニーズ）と結びつけることで、産学連携を通じたオー

²⁷² Research on Research Institute, “Funding by Algorithm – A Handbook for Responsible Uses of AI and Machine Learning by Research Funders” (2025).
https://rori.figshare.com/articles/book/Funding_by_Algorithm_A_handbook_for_responsible_uses_of_AI_and_machine_learning_by_research_funders_ISBN_978-1-7397102-2-4_/29041715?file=55502465 (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷³ 株式会社 NexaScience <https://www.nexascience.com/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷⁴ Science Aid 株式会社 <https://science-aid.com/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷⁵ Science Aid 株式会社「Science Aid 株式会社、京都大学医学研究科 奥野研究室と共同で創薬 AI エージェント開発を開始」
<https://prtmes.jp/main/html/rd/p/000000004.000059896.html> (2026 年 1 月 7 日アクセス)

²⁷⁶ Science Aid 株式会社「AI for Science Portal」 <https://portal.science-aid.com/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷⁷ ロボティック・バイオロジー・インスティテュート株式会社 <https://rbi.co.jp/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷⁸ 株式会社 知財図鑑 <https://chizaizukan.com/enterprise/chizaizukan/> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁷⁹ 株式会社 知財図鑑「ideaflow」 <https://business.idea-flow.ai/#function> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

²⁸⁰ 株式会社 AIST Solutions「産総研の技術と企業の事業課題をつなぐ生成 AI「Bibbidi」を開発 — AIST Solutions とストックマークが産学連携のオープンイノベーション支援を開始」(2025 年 10 月 14 日) <https://www.aist-solutions.co.jp/news/page000395.html> (2026 年 1 月 7 日アクセス)

オープンイノベーション創出の加速を目指している。

産学の橋渡し活動はこれまで、アカデミアや技術移転機関（Technology Licensing Organization：TLO）の産学連携コーディネーターや、企業のオープンイノベーション担当者が中心となって担ってきた²⁸¹。しかし、そのノウハウは属人的な知識や経験に依存する側面が大きく、また、1人のコーディネーターが扱える技術分野や産業領域には限界がある。そのため、多様な領域にわたる網羅的なマッチングや、一般的には想定されない遠く離れた領域同士の組み合わせに依拠したマッチング機会の獲得には多くのハードルがあった。また、アカデミアのシーズは一般に、個別の大学や個別の TLO ごとにそれぞれが別々にシーズ集を作成・発行し、別々にマッチング活動を進める傾向にある。これゆえ産業側から全国のアカデミアのシーズを横断的に探索することは、容易ではない。「Bibbidi」はこうした課題に対して、シーズとニーズのマッチングにおいて、生成 AI が妥当かつ網羅的な情報で、多角的な視点からのマッチング結果を提案することができるという。また、これまで結びつくことのなかった領域の技術を AI が組み合わせ、人間の思考の枠を超えた「予期せぬ出会い」を発生させて、「イノベーションの種」の発見可能性を高めることができることが特徴であるとしている。今後は、産総研グループ以外の大学や研究機関が持つ技術情報も「Bibbidi」でマッチング可能な対象に加えることを予定しており、より高度なマッチングや、幅広い組み合わせ提案を可能にするとしている。

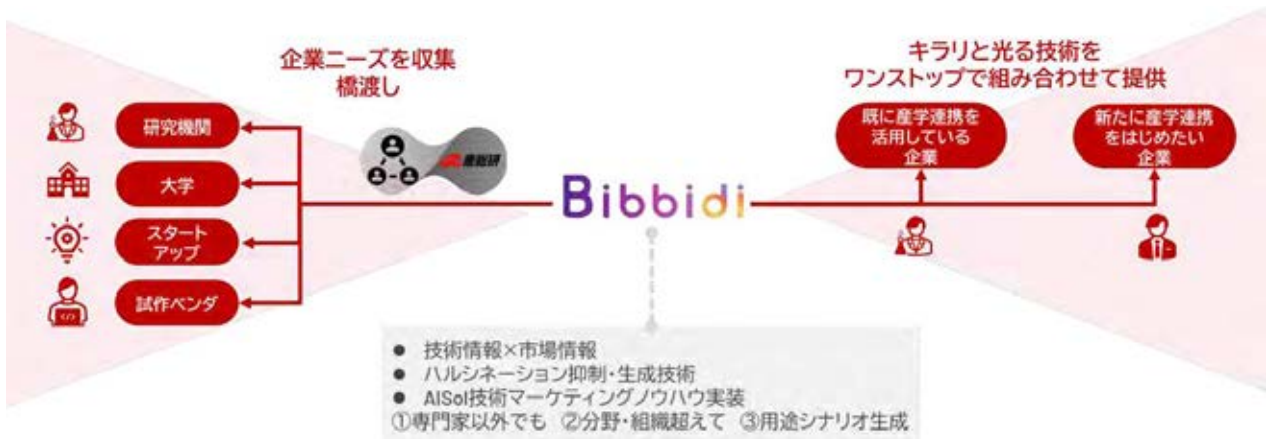


図 2-3-10 オープンイノベーション特化生成 AI システム「Bibbidi」²⁸²

²⁸¹ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「The Beyond Disciplines Collection 科学技術・イノベーションエコシステムにおける産学橋渡しの課題 ―知的財産・デザイン・共創の観点から―」（CRDS-FY2024-RR-12）（2025 年 3 月）

²⁸² 図は、株式会社 AIST Solutions デジタルプラットフォーム事業構想グループ統括 グループ長 宮下東久氏よりいただいた。

3. 【分野別—動向 1 : AI → 各分野】 各分野へのAIの貢献

3.1 AI → ライフサイエンス分野

ライフサイエンス分野における AI for Science の現在地

ライフサイエンス分野における AI for Science は、今や、研究開発サイクルのあらゆる場面でみられるようになってきている（図 3-1-1）。具体的には、アイデアの創出（文献調査、テーマ設定、仮説設計・推論）から始まり、研究アクション（予測・実験計画、試料/データ収集・取得、実験・検証、解析・解釈）を経て、知の波及（論文化/発信、成果アクセス、（再）利用）に至るまで、研究開発サイクル全体に AI が組み込まれつつある。そして、その影響は急速に拡大している。

本節では、AI の活用におけるライフサイエンス分野の研究開発の特徴を述べながら、当該分野における AI for Science の現在地について概観する。

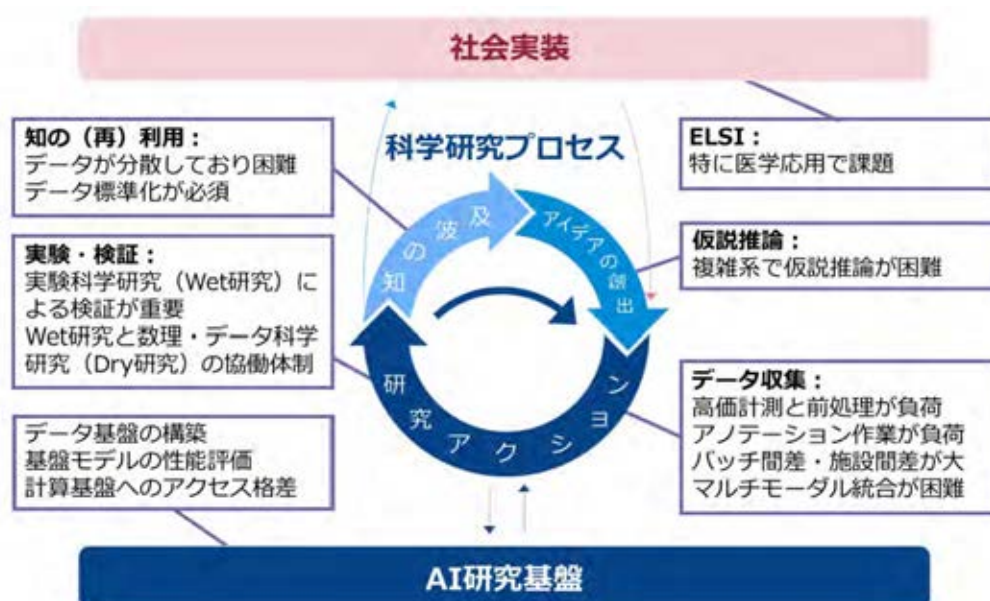


図 3-1-1 ライフサイエンス分野における研究開発サイクル

ライフサイエンス分野の研究開発の特徴

ライフサイエンス分野において研究対象とする生命現象は、きわめて多階層的である。分子・細胞といったミクロなレベルから、細胞群、組織、個体、さらには集団や生態系といったマクロなレベルに至るまで連続的に広がり、これらの階層が相互に影響し合いながら生命現象を形作っている。このような多階層の生命現象を理解するために、ライフサイエンス分野の研究開発においては、ゲノム・トランスクリプトーム・プロテオーム・メタボロームなどのオミクス情報、イメージングなどの画像データ、電子カルテ（Electronic Health Record：EHR）などのリアルワールドデータ（Real World Data：RWD）といった、多様なモダリティの膨大なデータが、日々生成・蓄積され、解析に供されている。このような大規模かつ多様なデータを構造化し新たな知を創出するためには、AI を適切に活用することが不可欠ともなりつつある。

一方で、生体システムは、非線形性・冗長性・個体差・環境要因など多数の要素が相互作用する典型的な複雑系であり、得られるデータも、バッチ間差、施設間差、測定条件の揺らぎなど、多くのばらつきとノイズを含んでいる。そのため、研究開発サイクルに AI を導入しようとする、データの品質管理・標準化、適切なモデル構築、検証と解釈可能性の確保といった課題を解決する必要がある。換言すれば、AI 活用の前提として解決すべき多層的なボトルネックが存在しており、それらをいかに克服するかが、ライフサイエンス

分野における AI for Science の鍵となる。このような特徴を踏まえ、ライフサイエンス分野の研究開発サイクルにおける AI の活用について述べる。

研究開発サイクルを加速する基盤モデル

複雑で多階層なデータ環境、そして AI 活用に伴う多面的な課題が顕在化する中で、近年、ライフサイエンス分野の研究現場では AI 技術そのものの質的变化が進みつつある。

特に、人間の言語の代わりに DNA・RNA・タンパク質の配列を「生命の言語」と捉え、その立体構造や進化パターンを学習した基盤モデルは、ライフサイエンス分野の研究開発サイクルの初期段階から後続段階まで、大きな影響を与えている²⁸³ (図 3-1-2)。

- ・ ゲノム：長鎖配列の依存関係や調節配列の機能などを捉える基盤モデルとして、HyenaDNA、Evo、VQDNA など
- ・ トランスクリプトミクス：RNA の構造・モチーフ・機能予測などの基盤モデルとして、GenerRNA、RNA-MSM、RfamGen など
- ・ プロテオミクス：タンパク質の立体構造や機能の予測、新規配列設計などの基盤モデルとして、AlphaFold、ESM、ProGen など
- ・ 創薬(ドラッグディスカバリー)：標的分子の探索や最適化などの基盤モデルとして、POLYGON、PMDM、EIHGN など
- ・ シングルセル解析：膨大な細胞の発現パターンから状態推定や系譜解析などを行う基盤モデルとして、scFoundation、scGPT、scButterfly など



図 3-1-2 ライフサイエンス特化基盤モデル

これらの基盤モデル群は、生体分子の機能予測や相互作用解析を自動化しつつ、仮説設計・推論や予測・実験計画、解析・解釈といった科学研究プロセスを支える、プラットフォームとして位置付けられる。すなわち、AI はライフサイエンス分野の研究開発サイクルに深く浸透し、研究者の意思決定と探索プロセスを支援し加速するために、不可欠な存在となりつつある。

AI の導入を阻むデータと計算資源の制約

しかし、このような基盤モデルを成立させ研究開発サイクルに実際に組み込むためには、高品質で大規模な「AI-ready」なデータの整備が不可欠である。ここに依然として大きなボトルネックが存在する。

²⁸³ Fei Guo, Renchu Guan, Yaohang Li, et al, “Foundation models in bioinformatics”, *National Science Review* (2025).

細胞・組織・生体試料から各種オミクスデータや画像データを取得するためには、高価な計測機器と熟練した人材が必要で、さらに前処理・アノテーション・品質管理には、多大な時間とコストを要する。また、施設やプロジェクトごとに測定プロトコルや解析パイプラインが異なるため、データを統合する段階では、バッチ効果への対処や欠損値処理、メタデータの不整合の解消といった調整作業が避けられない。こうしたデータ面の制約は、AI モデルの性能や再現性を大きく左右する。

また、ライフサイエンス分野においては、AI モデルが提示する予測結果を実験科学研究（Wet 研究）により検証することも重要な位置付けにある。さらに、Wet 研究で得られた知見を再び学習データとして循環させるなど、Wet 研究と数理・データ科学研究（Dry 研究）の密接な協働体制が求められる。しかし、Wet 研究と Dry 研究を橋渡しできる人材や体制構築が十分であるとは言えず、この点も、研究開発サイクルへの AI の組み込みを妨げる要因となっている。

加えて、マルチモーダルかつ大規模なデータを用いて基盤モデルを学習・運用するためには、GPU クラスタ、高性能計算機（HPC）、クラウド計算基盤など、強力な計算資源が不可欠である。したがって、計算基盤の整備とアクセス性の向上は、ライフサイエンス分野における AI for Science の進展を左右する、中核的な課題となっている。

仮想細胞（Virtual Cell）：研究基盤の革新

国際的には、こうしたデータおよび計算資源の制約を乗り越え、研究開発サイクルそのものを再設計しようとする動きも加速している。その代表例が、「仮想細胞（Virtual Cell）」のアイデアである（図 3-1-3）。仮想細胞とは、オミクス解析やイメージングなどの最先端計測技術を用いて細胞データを大規模に収集し、AI に学習させることによって、細胞内の複雑な分子ネットワーク、シグナル伝達、代謝経路などをコンピュータ上で再現・シミュレーションしようとする取り組みである。仮想細胞の実現により、実験では観測が難しい、もしくは膨大な試行錯誤を要する条件や過程の探索が *in silico* において可能になると期待されている。仮想細胞の研究開発を先導する米国 Chan Zuckerberg Initiative（CZI）の Stephen Quake 氏は、90% は実験、10% が計算という現在の細胞生物学の研究開発プロセスを逆転させるようなツールとして、仮想細胞を実現することが目標であると述べている²⁸⁴。

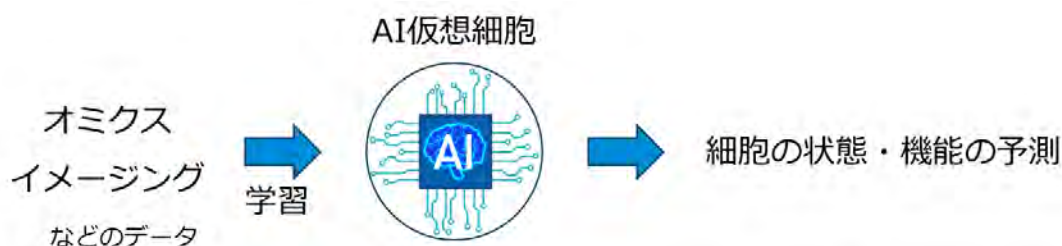


図 3-1-3 仮想細胞

CZI が主導する Virtual Cell プロジェクトでは、今後 10 年で数億ドル規模の投資を行い、健康細胞・疾患細胞の振る舞いを予測可能な AI 仮想細胞モデルの構築を目指している²⁸⁵。CZI が 2025 年 2 月に開始した Billion Cells プロジェクトでは、10 億個規模のシングルセルシーケンスデータを生成し、それを仮想細胞の学習に用いる計画が進められている。データセットや AI モデルはオープンアクセス可能なプラットフォームとして共有される予定であり、オープンサイエンス型研究の推進により、開発の加速や公平性・透明性の

²⁸⁴ “Can AI build a virtual cell? Scientists race to model life’s smallest unit”, *Nature* (2025) <https://www.nature.com/articles/d41586-025-02011-0> (2025 年 12 月 26 日アクセス)

²⁸⁵ Charlotte Bunne, Yusuf Roohani, Yanay Rosen, et al., “How to build the virtual cell with artificial intelligence: Priorities and opportunities”, *Cell* (2024).

確保を目指すとしている。NVIDIA との連携強化も発表され、開発の加速が見込まれる。

米国 Arc 研究所により開発された仮想細胞「STATE」は、70 細胞株から得られた約 1 億 7,000 万の観察データと 1 億超の摂動 (perturbation) データを基に、細胞状態変化や薬物応答を予測するモデルである²⁸⁶。STATE の学習には、同研究所が構築した 3 億個超の細胞データからなる「Arc Virtual Cell Atlas」が用いられた。また、同研究所が主催する「Virtual Cell Challenge」は、参加者が仮想細胞モデルを構築しその性能を競う国際コンペティションである²⁸⁷。コンペティション形式で外部研究者の参画を促すことで、モデルの性能向上や透明性・汎用性を高める狙いがある。

同じく米国では、イェール大学と Google DeepMind による Cell2Sentence-Scale (C2S-Scale) が、シングルセル RNA データから細胞状態や機能を自然言語で記述・予測するオープンソース AI プラットフォームとして開発され、2025 年 10 月には 270 億パラメータのモデルが公開された²⁸⁸。これは、数値ベクトル空間で表される細胞状態を研究者が理解しやすい言語表現に変換するものであり、研究開発サイクルにおける「仮説設計・推論」、「予測・実験計画」、「解析・解釈」を直接支援することが期待される。

欧州でも類似の動きが広がっている。スウェーデンの SciLifeLab が 2026 年に開始予定の Alpha Cell プログラムでは、光学・電子顕微鏡による高解像度 3D マップと時間変化情報を統合し、単一細胞内の分子構造・配置・動態を詳細に再現することを目指している。得られたデータを生成 AI モデルに学習させることで、健康・疾患のメカニズム解明に向けた新たなデータ駆動型研究基盤を構築しようとしている。

これらの取り組みは、大規模な細胞データの収集と計算資源の拡充により、仮想細胞を実現し、研究開発サイクルの「仮説設計・推論→予測・実験計画」の加速を指向している。すなわち、仮想細胞が実現すれば、ライフサイエンス研究における AI for Science の新たな基盤として位置付けられる可能性がある。

医療・ヘルスケア分野へ拡張する AI for Science

ライフサイエンス分野における AI の活用が細胞・分子レベルの研究基盤を刷新し始めている一方で、AI の応用範囲は患者・臨床現場・地域医療システムにまで広がりつつある。1.1.1 項で述べたように、AI 技術の浸透が研究開発プロセスにとどまらず、社会・産業・生活のあり方そのものを変容させる AX として理解されるようになり、科学研究と社会実装のプロセスが多重ループ構造として再編されつつある。

医療・ヘルスケア分野の AI for Science の特徴は、「研究開発サイクル」だけを対象とするのではなく、基礎研究で得られた知見が臨床判断支援や治療方針決定、医療提供体制の最適化といった社会実装サイクルへと接続され、その成果が再び研究開発へフィードバックされる点である。すなわち、細胞レベルの現象解明から創薬・診断モデルの構築、患者集団に対する医療実装、健康対策や医療資源配分に至るまで、研究開発と社会実装が連続的に接続する拡張された研究基盤が形成されつつある。

医療・ヘルスケア分野では、電子カルテ、医療画像 (X 線・CT・MRI)、バイタルサイン、診療行為履歴、ゲノム／各種オミクス情報、保険レセプト、ウェアラブルデバイス由来のデータなど、臨床・生活・生物学的情報が統合的なデータ基盤を構成する。これらは、研究開発と臨床実装の両方を支える AI モデルの学習源として重要である。

医療版基盤モデルは、こうした多様な情報を学習したモデルであり、高精度な診断支援、予後予測、治療方針の提案のほか、医師の文書作成支援や患者とのコミュニケーション補助など、臨床現場が抱える課題の解決に資するポテンシャルを持つ。最近では、テキストデータに加えて画像・音声・時系列生体信号・構造

²⁸⁶ Abhinav K. Adduri, Dhruv Gautam, Beatrice Bevilacqua, et al., “Predicting cellular responses to perturbation across diverse contexts with State”, *BioRxiv* (2025).

²⁸⁷ Yusuf H. Roohani, Tony J. Hua, Po-Yuan Tung, et al., “Virtual Cell Challenge: Toward a Turing test for the virtual cell”, *Cell* (2025).

²⁸⁸ Syed Asad Rizvi, Daniel Levine, Aakash Patel, et al., “Scaling Large Language Models for Next-Generation Single-Cell Analysis”, *BioRxiv* (2025).

化データを統合的に扱うマルチモーダル基盤モデルへの期待が高まっており、今後は医師と患者の対話、検査画像、バイタル情報などを一体として解析することで、より臨床現場の文脈に即した意思決定支援が可能になると考えられる。

Google の AMIE は、医師と患者の対話を模倣する形式で鑑別診断を行う会話型診断 AI として 2024 年に発表され²⁸⁹、その後、画像入力に対応したマルチモーダル版や、個別医療アドバイスを制限する「ガードレールエージェント」を備えた g-AMIE へと発展した²⁹⁰。日本でも、戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）第 3 期の下で SIP-jmed-llm シリーズや ELYZA-LLM-Med など、日本語環境・国内法制度・倫理規範に適合した医療特化型基盤モデルの開発が進んでいる。国産モデルの存在は、わが国の臨床現場への実装可能性を高める重要な要素であり、医療分野の AI for Science を支える中核的なインフラとなり得るきわめて重要な取り組みと位置付けられる。

国内外の関連政策・施策

ライフサイエンスおよび医療・ヘルスケア分野における AI for Science の発展を支えていくためには、研究基盤・データ基盤・計算基盤を国レベルで整備し、研究者が AI を活用した研究を円滑に実施できる環境を構築することが不可欠である。現在、各国において、そのインフラ整備が本格化してきている。

米国では、国立科学財団(National Science Foundation: NSF)が National AI Research Resource (NAIRR)パイロットを開始し、研究者が AI の研究や AI を活用した研究を公平に実施できるよう、計算資源、データ、ソフトウェア、モデル、教育資源へのアクセスを提供する仕組みを試行している。また、「AI プログラム可能なクラウドラボ (Programmable Cloud Lab: PCL)」構想では、タンパク質や微生物を対象とする自律型実験施設をクラウド経由で利用可能にし、AI とロボティクスを組み合わせたスケーラブルな実験サービスを構築する計画が進む。国立衛生研究所 (National Institutes of Health: NIH) では Bridge2AI プログラムを通じ、急性疾患、マルチモーダル細胞データ、患者音声、2 型糖尿病など、AI 学習に適した生物医学データセットの整備・公開が進められている。さらに、NIH は研究所全体の AI 戦略を策定中で、データ駆動型研究から半自律型 AI エージェント、将来的には自己文書化機能をもつ自律型「biomedical AI beings」へと発展させる構想を持つ。Broad 研究所における研究チームに AI 専門家を配置する体制構築や Eric and Wendy Schmidt Center 設立による機械学習と生物学の統合、ハワード・ヒューズ医学研究所 (HHMI) における AI@HHMI 構想による長期投資など、AI-in-the-loop 研究開発サイクルを研究所内に実装する動きも広がっている。

欧州では、前述の「AI in Science Strategy」の中核である AI 資源を集約する RAISE 構想において、重点分野の 1 つにバイオテクノロジーを位置付けている。Horizon Europe でも、AI in Science を推進する卓越ネットワーク形成や自動化研究環境 (automated research environments) の構築が公募テーマとして設定され、食品・農業・環境などライフサイエンス関連分野も対象となっている。また、Horizon Europe の GenAI4EU プログラムは医療を含む 14 領域を対象に生成 AI の実証を支援し、医療者向け支援ツールやバイオ医療分野のマルチモーダル生成モデルの開発を推進している。データ基盤としては、「European Life science infrastructure for biological information (ELIXIR)」が欧州各国のインフラを統合するハブとして機能しており、2025 年には AI/ML インフラ標準化フォーカスグループを設置し、AI-ready データ基盤の整備を加速させている。欧州分子生物学研究所 (European Molecular Biology Laboratory: EMBL) の「EMBL Science AI Strategy」では、lab-in-the-loop の理念の下、仮説生成から実験設計、データ解釈まで研究開発プロセス全体への AI 統合が進められている。また EMBL の欧州バイオインフォマティクス研究所 (EMBL-

²⁸⁹ Tao Tu, Mike Schaeckermann, Anil Palepu, et al., “Towards conversational diagnostic artificial intelligence”, *Nature* (2025).

²⁹⁰ Elahe Vedadi, David Barrett, Natalie Harris, et al., “Towards physician-centered oversight of conversational diagnostic AI”, *arXiv* (2025). <https://arxiv.org/abs/2507.15743>

EBI) は Google DeepMind と連携して AlphaFold DB を継続的に拡充するなど、研究所単位でも AI 活用やその基盤整備に対し活発な動きが見られる。

日本では、文部科学省がライフサイエンス領域における AI for Science ユースケース創出のための拠点形成を構想している。理化学研究所の TRIP-AGIS プログラムでは、分子創薬、精密ゲノム医療、細胞応答、空間病態、個体行動、オミクス計算といった複数のテーマで、科学研究向け基盤モデルの開発と共用が進められている。また、東京科学大学の Robotic Crowd Biology 構想は、AI 搭載ロボット群をクラウド経由で統合利用することで世界中の研究者がリモートで実験を実行できる環境を提供し、自律実験と基盤モデルの連携による新しい研究開発サイクルの実現を目指すものである。ヒューマン・メタバース疾患研究拠点 PRIME が取り組むバイオデジタルツインは、ヒトオルガノイド・AI・数理モデリングを統合し、個人の内部状態を仮想空間で再現することで個別化医療の高度化を図るものである。SIP 第3期「統合型ヘルスケアシステムの構築」では、持続可能な医療データ基盤を整備した上で、国産の医療特化型大規模言語モデル (Large Language Model: LLM) /大規模マルチモーダルモデル (Large Multimodal Model: LMM) の開発・実装、医療デジタルツインの展開など、医療現場や研究開発を支援する国産 AI の開発が精力的に進められている。

今後の方向性：データ・計算基盤、評価枠組み、ELSI ガバナンス

今後、ライフサイエンスおよび医療・ヘルスケア分野における AI for Science を持続的に発展させるために重要と思われる方向性を3つ述べる。

第1に、データと計算資源の確保・共有戦略の構築である。AI・基盤モデルの学習には多様で大規模なマルチモーダルデータセットが必要となるが、現状ではデータ形式の非統一、サンプル数の不足、研究間や施設間でのデータの分散、バッチ間差や施設間差などが課題となっている。したがって、データ形式やメタデータの標準化、品質管理や正規化のルール整備に加え、複数施設・複数プロジェクトから得られるデータを統合可能とするキュレーション体制といったデータ整備の取り組みが不可欠である。合成データの活用、自動化実験施設やクラウドラボとの連携など、新しいデータ生成・流通モデルを視野に入れつつ、研究者が高性能計算資源に公平にアクセスできる環境を整備・拡充することが、研究開発サイクルへの AI の組み込みを支える基盤となる。

第2に、AI・基盤モデルの性能評価と信頼性を担保するベンチマーク体系の構築である。国内外で多数の AI・基盤モデルが開発される中、その機能や信頼性を比較可能な形で評価する共通基盤の重要性は一層高まっている。特に、従来は人手注釈 (グラウンド・トゥルース) に依存する評価が多かったが、より客観的な評価指標の開発も望まれる。OpenProblems プラットフォームや DREAM Challenge に代表される公開コンペティション型の評価枠組みを活用し、標準化データセットを用いた多面的なベンチマーク評価を行うことは、モデルの透明性・再現性・性能向上のためにきわめて重要である。

第3に、倫理的・法的・社会的課題 (Ethical, Legal and Social Issues: ELSI) を含むガバナンスの確立である。ハルシネーション、バイアス、不確実性、説明可能性 (XAI) といった技術的課題に加え、制度・社会的課題が密接に絡むのがライフサイエンスおよび医療・ヘルスケア分野の特徴である。基盤モデルの出力に事実誤認が含まれる場合、その影響は研究上の誤解だけでなく、臨床現場における誤診・不適切治療へと波及し得る。そのため、出力の信頼度指標、不確実性の提示、根拠データや特徴量の可視化といった対策が重要となる。特に医療応用では、患者データのプライバシー保護、情報セキュリティ、不正利用防止、データバイアスの是正、臨床コホートに基づく検証、リスク管理、医師の説明責任など、ガバナンスの枠組みを包括的に整えることが必須である。研究開発サイクルを外側から支える制度設計と社会的受容性の確保は、技術進展と同等に不可欠な要素である。

3.2 AI → マテリアル分野

マテリアル分野における AI for Science の現在地

マテリアル分野における AI for Science は、材料・デバイス・製造プロセスに関する研究開発サイクル全体へと急速に浸透しつつある（図 3-2-1）。すなわち、社会的・産業的ニーズにもとづく課題設定から仮説生成、研究計画、シミュレーション、実験（製造、計測）、結果の解析、検証、解釈、論文化、さらにデータ・知識の次の研究開発サイクルへの再利用まで、ほぼすべての段階で AI が活用され始めている。

本節では、AI の活用におけるマテリアル分野の特徴を述べながら、当該分野における AI for Science の現在地について概観する。

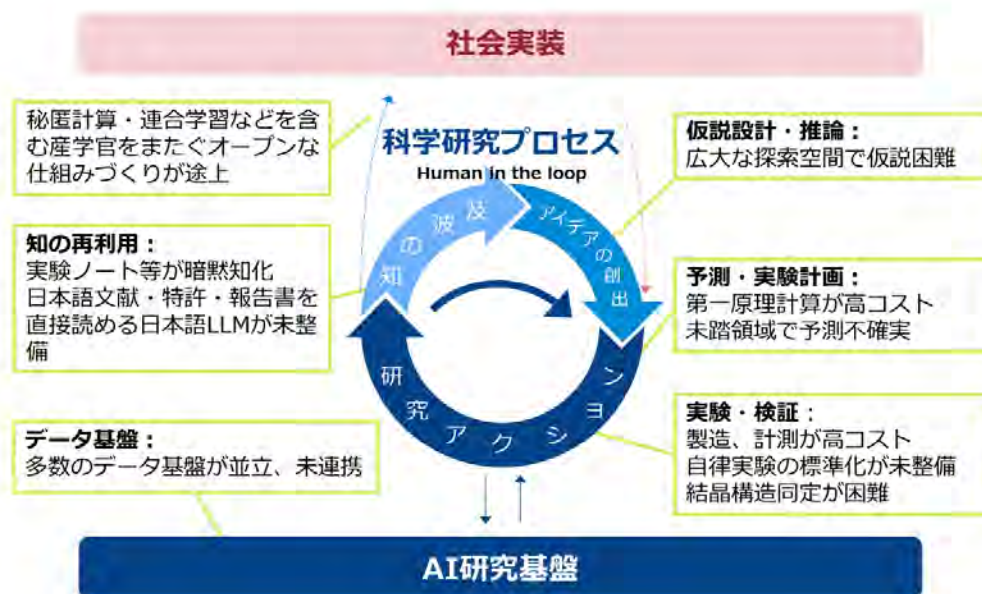


図 3-2-1 マテリアル分野における研究開発サイクル

マテリアル分野の特徴

マテリアル分野の AI 活用を考える際、まず押さえておくべき最も本質的な特徴は、次の 2 点である。

第 1 の特徴は、探索の対象となる空間が極めて広大である点である。マテリアルの性質は、組成、分子構造や結晶構造、プロセス条件、デバイス構造といった複数の要素が複雑に組み合わせられて決まる。そのため潜在的な探索空間は天文学的規模に広がり、すべてを網羅的に探索することは現在の技術では事実上不可能である。

第 2 の特徴は、その広大な探索空間に対して、実験・計算のいずれも 1 件あたりのコストが高く、蓄積できるデータ量が根源的に制約されている点である。第一原理計算や分子動力学シミュレーション、製造プロセス条件の試行などは高精度な情報をもたらすが、時間・費用・人的リソースの観点から、データを大量に蓄積することが難しい。このため、研究開発サイクルの初期である課題設定や仮説生成の段階では、研究者が扱うことができるのは本来存在するであろう巨大な仮説空間のごく一部に限られ、従来は先行研究の断片的な知見や自身の経験にもとづいて探索領域を絞り込むほかなかった。

こうした構造的制約は、研究開発に要する時間とコストを押し上げる主要因となっており、日本が強みを持つ材料科学分野においても、国際競争の激化の中で人的リソースや研究開発費の制約が顕在化しつつある。換言すれば、この「広大な探索空間」と「高コストの実験・計算」という 2 重の制約こそが、マテリアル分野において AI for Science が強く求められる背景でもあり、AI が研究開発サイクルの刷新に寄与し得る余地が大きい理由となっている。

研究開発サイクル前半（課題設定～シミュレーション）と AI

上述のようなボトルネックに対し、AI for Science の導入はまず研究開発サイクルの前半、すなわち課題設定・仮説生成・研究計画・シミュレーションの段階から変化をもたらし始めている。第一原理計算や分子動力学計算は従来から材料シミュレーションの中核的手法として広く用いられてきたが、計算コストの高さゆえに 1 件ごとの計算価値は高い一方、探索範囲を大きく拡張することは困難であった。こうした背景のもと、材料探索・合成条件探索・プロセス最適化を一体の問題として扱い、研究開発サイクル全体の最適化を視野に入れたモデル化と自動化が進みつつある。

その例として、Google DeepMind が 2023 年に発表した機械学習モデル「Graph Networks for Materials Exploration (GNoME)」²⁹¹に代表されるような、大規模な第一原理計算データをグラフニューラルネットワークに学習させるアプローチによって、従来であれば数十年の計算蓄積が必要だった規模の候補生成が短期間で実現されつつある。GNoME は数百万件に及ぶ計算結果を学習し、220 万種を超える新規化合物構造を候補として提示した。そのうち数十万種が熱力学的安定性を有する可能性を示したとされ、仮説生成の段階に AI モデルが直接組み込まれることで、研究者が検討すべき材料候補のリストは、質・量ともに劇的に変化しつつある。

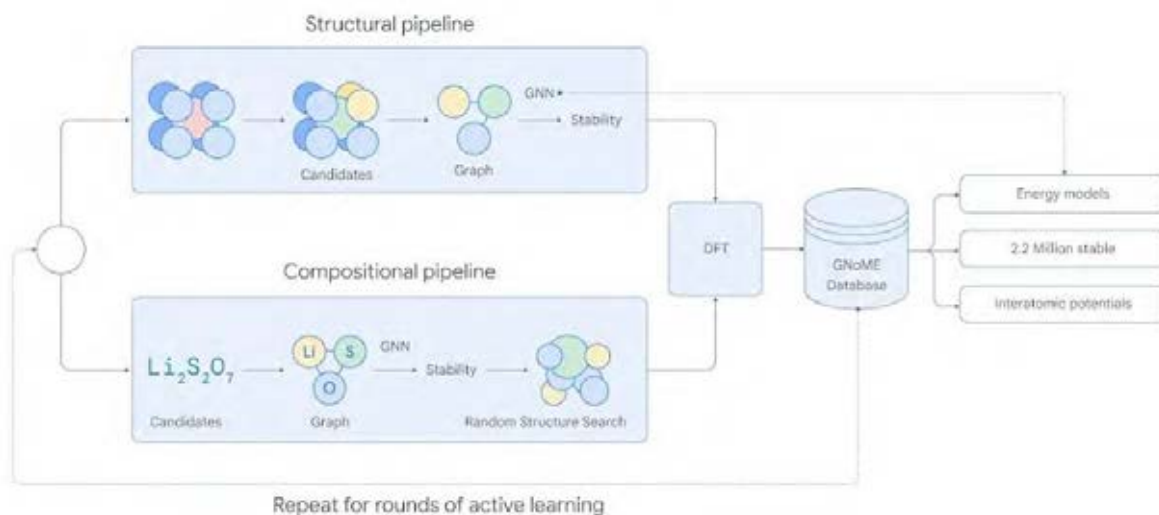


図 3-2-2 Graph Networks for Materials Exploration (GNoME) ²⁹²

2024 年には、Microsoft が拡散モデルを基盤とした生成モデル「MatterGen」を発表し、所望の物性を持つ材料構造を直接提案するという、いわば「逆問題」型の材料設計が実用的な段階に入ってきた²⁹³。さらに、第一原理計算や分子動力学における原子間相互作用を高精度に近似する機械学習ポテンシャルは、候補構造の安定性予測からプロセス条件下での挙動推定まで、研究開発サイクル前半の多段階に横断的に関与する重要な基盤技術となっている。機械学習モデルを用いた、無機結晶の熱力学安定性予測を評価するためのベンチマークフレームワークを公開するウェブサイト MatBench では、多数の機械学習ポテンシャルの性能比較が公開されている²⁹⁴。そこでは 2025 年 10 月時点で、2025 年 4 月に公開された Fundamental AI Research (FAIR) at Meta によるモデル「eSEN-30M-OAM」が総合的な性能スコアで 1 位となっている。また、2024

²⁹¹ Amil Merchant, Simon Batzner, Samuel S. Schoenholz, et al., “Scaling deep learning for materials discovery,” *Nature* (2023)

²⁹² Google DeepMind, “Millions of new materials discovered with deep learning,” <https://deepmind.google/blog/millions-of-new-materials-discovered-with-deep-learning/> (2025 年 12 月 2 日アクセス)。

²⁹³ Claudio Zeni, Robert Pinsler, Daniel Zügner, et al., “A generative model for inorganic materials design,” *Nature* (2025)

²⁹⁴ Matbench Discovery, <https://matbench-discovery.materialsproject.org/> (2025 年 10 月 23 日アクセス)。

年に Microsoft はトランスフォーマーベースの Graphormer を開発し、「MatterSim」というモデルをファインチューニング可能な形式で公開している²⁹⁵（2025 年 10 月時点では、総合的な性能スコアで 11 位）。このように、Google、Microsoft、Meta といった巨大 IT 企業によるモデル群と材料分野への参入は、単なる探索支援を超え、研究開発サイクルの初期段階における「仮説の質」と「探索範囲の広さ」の両立を図る基盤的インフラとなりつつある。

こうした従来の取り組みでは、網羅的かつ大量の計算データを用いるモデルが主流であった。一方で、材料科学の研究開発サイクルにおいては、候補構造をただ大量に生成すればよいわけではなく、それらが物理法則や材料科学の知見に照らして妥当であることが求められる。必要なのは、統計的な予測精度のみならず、エネルギー保存や対称性といった基本的な物理原理との整合性である。そこで近年では、保存則や対称性、物理モデル（例：微分方程式）などの物理法則を機械学習モデルに取り込む科学的機械学習（Scientific Machine Learning: SciML）が注目されている。特に、ニューラルネットワークに物理法則を制約条件として組み込むことで、少ないデータ量でも高い信頼性を持つ結果を得る Physics-Informed Neural Network（PINN）の研究開発が活発化している。これらの手法は、データが乏しい領域や未踏構造領域に対しても、物理的に意味のある範囲へと予測を制約し、研究開発サイクルの解析・検証段階で重要な役割を果たす。

日本でも、情報・システム研究機構 統計数理研究所から、空間対称性を制約条件として結晶構造を効率的に探索する機械学習モデル「Shotgun crystal structure prediction（ShotgunCSP）」が提案されており、SciML の材料科学への応用が実用段階に入りつつある²⁹⁶。また、Matlantis 社（元 Preferred Computational Chemistry 社）は汎用性の高い機械学習ポテンシャルを開発し、クラウドサービスを提供している。

こうした取り組みは、材料探索における AI の役割を単なる「ブラックボックスの予測装置」から、「物理法則を背景に推論するエンジン」へと発展させるものであり、AI for Science における信頼性確保の観点からも極めて重要である。

また、製造プロセスシミュレーションにおいては、例えば、複数の企業と名古屋大学の研究グループが、プロセスシミュレーションと AI を組み合わせることで、従来と比較して計算時間を 1/1,000 に短縮可能な「デジタルツイン」を開発したことを報告している²⁹⁷。この技術により、Si ウェハ製造からデバイス製造に至るまでの 30 工程を一貫して最適化し、実ラインでの試作を通じてデバイス特性の向上を実現している。

研究開発サイクル中盤（合成・プロセス試行等）と AI

研究開発サイクルの中盤に相当する実験（合成、製造、計測）の段階でも、AI ロボットや自動・自律実験プラットフォームの導入が世界的に進んでいる。2020 年以降、英国リバプール大学による「ロボット化学者（A mobile robotic chemist（光触媒）」²⁹⁸、カナダ・ブリティッシュコロンビア大学が中心となって進める「Self-driving Laboratory（有機薄膜）」²⁹⁹、日本の東京工業大学（現 東京科学大学）などによる自律的な薄膜合成プラットフォーム「Autonomous materials synthesis（無機薄膜）」³⁰⁰といった、AI とロボットを利用した自律的な連続運転実験が相次いで報告され、合成条件探索やプロセスパラメータ最適化の自動化

²⁹⁵ Han Yang, Chenxi Hu, Yichi Zhou, et al., “MatterSim: A Deep Learning Atomistic Model Across Elements, Temperatures and Pressures,” *arXiv* (2024)

²⁹⁶ Chang Liu, Hiromasa Tamaki, Tomoyasu Yokoyama, et al., “Shotgun crystal structure prediction using machine-learned formation energies,” *npj Computational Materials* (2024)

²⁹⁷ アイクリスタル「デジタルツインによるプロセス全体最適化で半導体 CIS ノイズ 70%低減！30 工程を一気通貫するメタファクトリー、実ラインで実証」<https://aixtal.com/mainwpr/wp-content/uploads/2025/09/MetaFactory.pdf>（2025 年 10 月 27 日アクセス）。

²⁹⁸ Benjamin Burger, Phillip M. Maffettone, Vladimir V. Gusev, et al., “A mobile robotic chemist,” *Nature* (2020)

²⁹⁹ B. P. MacLeod, F. G. L. Parlane, T. D. Morrissey, et al., “Self-driving laboratory for accelerated discovery of thin-film materials,” *Science Advances* (2020)

³⁰⁰ Ryota Shimizu, Shigeru Kobayashi, Yuki Watanabe, et al., “Autonomous materials synthesis by machine learning and robotics,” *APL Materials* (2020)

が本格化した。当初、これらの取り組みは主に実験の省力化やハイスループット化を目的としていたが、その後、計算科学や文献データとの統合を通じて、研究開発サイクル全体を自律的に駆動する方向へと進展している。

とりわけ 2023 年に米ローレンスバークレー国立研究所が報告した自律型実験プラットフォーム「Autonomous Laboratory (A-Lab)」の事例は、計算・文献・実験を統合した自律研究サイクルの先駆例として大きな注目を集めた³⁰¹。A-Lab では、前述の化合物の安定性を予測する機械学習モデル「GNoME」と、世界有数の無機材料計算データベースである「Materials Project」を活用する。提示される新規化合物候補に対して、大規模言語モデルが文献情報をもとに合成レシピを自動生成し、そのレシピに従ってロボットが連続的に実験を実行する。得られた結果はアクティブラーニングにより次の実験条件の提案へと即時に反映され、こうしたサイクルを 17 日間連続稼働させた結果、41 種の新規化合物が合成されたと報告されている。結晶構造同定の妥当性については科学コミュニティ内で議論が続いているものの、「実験計画 → 実行 → 解析 → 次の計画」という研究開発サイクルの主要ループを AI が自律的に回し得ることを示した点で画期的であり、新たな研究スタイルの萌芽と位置づけられる。



図 3-2-3 Autonomous Laboratory (A-Lab) ¹⁶

結晶構造の同定に関する議論は、実材料における構造予測の困難さに起因している。結晶構造は、例えば X 線回折法によって推定されるが、実材料は多くの場合、理想的な単結晶ではなく、ランダムに配向した多数の結晶からなる多結晶である。実際の測定範囲においては、複数の異なる実構造がほぼ同一の回折パターンを示す可能性があるため、それらの構造の識別は困難である。2025 年 4 月、コロンビア大学を中心とする研究グループは、多結晶から得られる粉末回折パターンに基づいて結晶構造を推定する生成モデル「Powder X-ray Diffraction (PXRD) net」を報告した³⁰²。PXRDnet は、機械学習モデルによって構造候補を予測し、従来の物理的な精密化手法によって微調整することで、原子分解能に到達している。本研究は、マテリアル分野特有の解析・推定モデルのさらなる高度化が求められていることを示すと同時に、AI for Science における「Hybrid guess-and-check inference (ハイブリッド型推測・検証推論)」という有望な潮流を示している点においても注目される。

こうした自律実験を単発的な研究室レベルの取り組みにとどめず、分野全体の研究基盤として確立するた

³⁰¹ Nathan J. Szymanski, Bernardus Rendy, Yuxing Fei, et al., “An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials,” *Nature* (2023)

³⁰² Gabe Guo, Tristan Luca Saidi, Maxwell W. Terban, et al., “Ab initio structure solutions from nanocrystalline powder diffraction data via diffusion models,” *Nature Materials* (2025)

めには、手法の標準化とデータ連携の枠組みが欠かせない。自動自律実験における研究開発要素は多岐にわたるため、共通領域における協調的な取り組みや標準化活動が進展してきている。2021 年、カナダでは材料や物質の発見を加速することを目的とした産学官連携のコンソーシアム「Acceleration Consortium (AC)」が、トロント大学を中心に発足した。AC における Self-driving laboratory の取り組みは、Nature 誌が選定した「2025 年に注目すべき 7 つの技術」で最初に紹介されている³⁰³。この記事で引用された文献では、実験設計や物流管理を担うクラウドベースの AI によって、世界各地に分散した 5 つの研究室を統合する新たな枠組みが提示されている³⁰⁴。2018 年に英国のリバプール大学とユニリーバ社が共同で設立した Materials Innovation Factory (MIF) は、産学連携の先進的な事例として注目されている。2024 年には、米国においても Materials Genome Initiative (MGI) のもとで、計算や実験データのインフラと AI による自動化・自律化を統合した「Autonomous Materials Innovation Infrastructure (AMII)」構想が提唱された。

ラボの自動化・自律化に関する標準化の取り組みとして、ドイツの産業団体 Spectaris を中心に、機器間の通信に関する国際標準「LADS OPC-UA」が推進されており、日本からは日本分析機器工業会 (JAIMA) が参画している。さらに JAIMA は、2024 年にデータの共有・交換を目的とした JIS 規格「JIS K 0200: Measurement Analysis Instrument Markup Language (MaiML)」を制定した。このような機器間の通信やデータ共有・交換の標準化に加え、マテリアル分野においては、サンプル形状やサンプルフォルダなどの物理的標準化も重要であり、各種材料や製造プロセスに応じた創意工夫が進められている。

日本における協調的な取り組みの例としては、2023 年に 40 社以上の関連企業が参加する「デジタルラボラトリー研究会」(代表：東京大学 一杉太郎教授) が設立されている。また、2025 年 5 月には、日本の多数の関連研究開発者が参加し、「Self-driving laboratories (SDL) in Japan」という日本の取り組みを概観する論文を発表した³⁰⁵。この論文では、日本の SDL 研究開発における標準化、研究開発コミュニティ、産業応用などの進展を取り上げている。ロボットや各種製造・計測機器を統合する、いわゆるオーケストレーションソフトウェア(ミドルウェア)も、自律実験において重要な要素である。日本では、物質・材料研究機構(NIMS) が「NIMO」と呼ぶオープンソースのソフトウェアライブラリを提供している(図 3-2-4)。

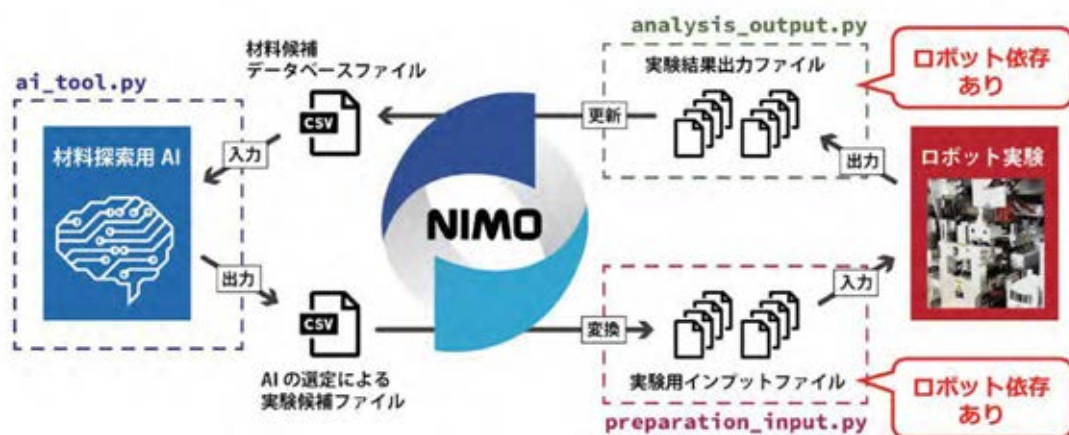


図 3-2-4 統合ソフトウェア「NIMO」³⁰⁶

³⁰³ Michael Eisenstein, “Self-driving laboratories, advanced immunotherapies and five more technologies to watch in 2025,” *Nature* (2025) <https://www.nature.com/articles/d41586-025-00075-6> (2025 年 10 月 27 日アクセス)。

³⁰⁴ Felix Strieth-Kalthoff, Han Hao, Vandana Rathore, et al., “Delocalized, asynchronous, closed-loop discovery of organic laser emitters,” *Science* (2024)

³⁰⁵ Naruki Yoshikawa, Yuki Asano, Don N. Futaba, et al., “Self-driving laboratories in Japan,” *Digital Discovery* (2025)

³⁰⁶ 国立研究開発法人科学技術振興機構研究開発戦略センター『俯瞰ワークショップ報告書 材料研究開発における自動自律化の現在と将来 (2025 年)』(2025 年 7 月) <https://www.jst.go.jp/crds/report/CRDS-FY2025-WR-01.html> (2025 年 8 月 27 日アクセス)。

研究開発サイクル後半（解析・解釈・論文化等）と AI

研究開発サイクルの後半、すなわち解析・検証・解釈・論文化・データ再利用の段階でも、AI の活用は着実に広がっている。材料分野では、実験ノート、プロセスフロー、トラブル時の対応記録といった研究者固有の知識が紙媒体やローカルファイル、個人メモとして点在し、知識の共有・再利用を妨げてきた。こうした暗黙知の散在は、研究開発サイクルの継続性や再現性を阻む構造的課題でもある。

近年では、実験室内で取得される画像やログデータを基盤モデルへ入力し、そこから実験ノート、手順フローチャート、報告書の素案を自動生成する技術が登場している³⁰⁷。これにより、研究者の文書作成負担が軽減されるだけでなく、経験やノウハウをデジタル化し、Human-in-the-loop 型で知識基盤を構築する動きが進んでいる。

さらに、中国における化学分野に特化した LLM 型の ChemDFM (Chemistry Domain Foundation Model) や マルチモーダル基盤モデルである MolFM (Multimodal Molecular Foundation Model)、より自律的な AI システムの例として、スイスおよび米国による化学分野特化型 AI エージェント ChemCrow や、米国空軍研究所が開発した自律的な研究開発サイクルを可能にするオープンソースソフトウェア ARES (Autonomous Research System) など、材料・化学分野に特化した AI エージェントの開発も加速している。これらのモデルは、文献検索、計画立案、結果解釈といった一連の知的工程を支援・半自動化するものであり、研究開発サイクル後半の効率化と高度化に寄与し始めている。

日本においては、スーパーコンピュータ「富岳」を活用して構築された Fugaku-LLM が、日本語の技術文書に強みを持つ国産の大規模言語モデルとして準備されつつある。材料分野では日本語の文献・特許・報告書が多く蓄積されているため、これらを AI が直接読み取り、解析し、知識として再利用できるようになると、研究開発サイクル後半の生産性向上にとって重要な基盤となると考えられる。

国内外の関連政策・施策

2011 年に米国政府が発表した MGI は、マテリアルズ・インフォマティクスを国家レベルの研究開発政策として初めて体系的に位置づけたものである。これを契機として、米国および欧州では、第一原理計算に基づく材料データを中心としたデータ基盤の整備が進展した。米国では Materials Project (カリフォルニア大学バークレー校、ローレンス・バークレー国立研究所) や AFLOW (デューク大学) が代表例であり、欧州では NOMAD (フンボルト大学、マックス・プランク研究所)、Materials Cloud (スイス連邦工科大学) などの整備が進んでいる。

これらのデータ基盤は近年、実験データや異種材料データを統合する国家レベルのデータベースや、国際連携の枠組みへと発展しつつある。米国では、2020 年に国立標準技術研究所 (NIST) が、AI・量子計算を含む計算・実験を統合する材料設計総合基盤として「Joint Automated Repository for Various Integrated Simulations (JARVIS)」を発表した。欧州の NOMAD は、2021 年に開始されたドイツの国家研究データインフラ (NFDI) におけるコンソーシアムの一つである FAIR³⁰⁸ data infrastructure for condensed matter physics (FAIRmat) へと発展し、世界の主要研究機関との連携を通じて国際的な活動を推進している。また、欧州を起点に始まった Open Databases Integration for Materials Design (OPTIMADE) は、複数の材料データベースを共通の API で接続するための国際標準であり、欧米の多くの計算データベースが参加している。中国では、2020 年に国家材料ゲノム工学データ提出・管理サービスプラットフォーム (NMDMS) が構築され、世界最大級の材料データベースとして運用されている。さらに 2024 年には、産業を推進するた

³⁰⁷ Kan Hatakeyama-Sato, Hiroki Ishikawa, Shinya Takaishi, et al., “Automated experiment and data generation by foundation models for synthesizing polyamic acid particles,” *ChemRxiv* (2024) (2025 年 8 月 27 日アクセス)。

³⁰⁸ Findable, Accessible, Interoperable, Reusable: 欧州を中心に導入されているデータの相互運用・管理のための原則。

めの「新材料ビッグデータセンター」の建設が発表され、2035 年までの完成を目指している。韓国では、2022 年に科学技術情報通信部（MSIT）が、国家レベルの材料データプラットフォーム「Korea Materials Data Station（K-MDS）」を公開し、米国、欧州、日本などの諸外国に追いつくことを掲げている。

日本においては、2021 年のマテリアル革新力強化戦略におけるデータ駆動型研究開発の促進に関する方針の策定を受けて、文部科学省の「マテリアル DX プラットフォーム」や経済産業省の「マテリアル・プロセスイノベーション（MPI）プラットフォーム」といったマテリアル DX 基盤の構築が進展している。

近年の関連プログラムとしては、米国では国立科学財団（NSF）による「Designing Materials to Revolutionize and Engineer our Future（DMREF、2011 年～）」および「Materials Innovation Platforms（MIP、2015 年～）」といったプログラムが継続的に実施されている。欧州では、2025 年に Horizon Europe の枠組みの下で、マテリアル分野を含むプログラム「AI Foundation Models in Science（GenAI4EU）」の公募が実施されている。日本では、JST さきがけ「AI・ロボットによる研究開発プロセス革新のための基盤構築と実践活用」（2024 年～）、および理化学研究所の「科学研究基盤モデル開発プログラム（Advanced General Intelligence for Science Program（AGIS、2024 年～））などがある。いずれもマテリアル分野に特化したプロジェクトではないが、マテリアル分野が重要なターゲット領域の一つとなっている。2025 年 6 月に改訂されたマテリアル革新力強化戦略では、マテリアル DX のさらなる推進に加え、イノベーションの継続的な創出のために取り組むべきアクションとして、マテリアル DX を支えるエンジニアリングおよびマネジメント人材の育成・確保、オープンな大型研究施設や最先端共用設備などの整備、それに伴う国際プレゼンスの強化が掲げられている。

マテリアルズ・インフォマティクスには、AI 技術を活用して材料研究開発そのものを自動自律的に進めようとする活動と、そうした自動自律的な研究開発を支える手法や技術基盤の高度化の 2 つがあり、これらをバランスよく発展させていくことが重要である。そのためには、マテリアル分野と AI 技術の両方に精通した人材の育成が求められる。AI 技術に深い知識と経験を持つ人材のマテリアル分野への流入促進や、AI 人材が活躍できる分野横断的な研究開発の推進が重要となる。また、ロードマップやグランドチャレンジなどのベンチマークを共有することは、異分野の専門家の人材流入を促進する上で効果的であると考えられる。さらに、日本の強みのひとつである産業の研究開発現場の力を活かすためには、産官学にまたがるオープンな場や組織の構築が求められる。企業が安心して参画できる環境を整えるには、秘匿計算技術の導入や、データを共有せずに学習モデルのみを共有する連合学習の研究開発なども重視される。

マテリアル特化型の基盤モデルを支える LLM については、いくつかの課題がある。世界では、豊富な研究開発資源を有する巨大 IT 企業が、大規模 LLM の構築を進めている。一方、2024 年には、軽量でありながら高い汎化性能を示すオープンソース LLM「DeepSeek-V2」が、中国の DeepSeek 社から公開された。今後は、こうした研究開発現場で利用しやすい LLM を基盤とする AI エージェントシステムが、マテリアル分野を含む多様な領域に展開されていくと予想される。日本では、産官学が共同でスーパーコンピュータ「富岳」を用いて構築した Fugaku-LLM があり、特に日本語処理能力に優れているとされる。AI for Science の推進に向けては、性能、計算資源、研究開発現場での使いやすさといった観点を踏まえた大規模 LLM が重要になるだろう。

今後の方向性：AI を核とした研究開発サイクルの再設計と次世代マテリアル研究基盤の確立

このように、マテリアル分野の研究開発サイクルは、課題設定からデータ再利用に至るまで、広大な探索空間、物理法則の厳密な制約、データ量の制限、人材・時間・研究費の不足といった多層的なボトルネックに恒常的にさらされている。しかし同時に、AI for Science の導入により、これらの制約を研究開発サイクルの各段階で相互に補完しながら緩和していく、「循環的な高度化」のフェーズに入りつつある。すなわち、

AI が仮説生成を広げ、シミュレーションの効率化を支え、自律実験が探索の速度と密度を高め、知識のデジタル化が再利用性を強化するという、研究開発サイクル全体を通じた連動的な改善が進み始めている。

日本はマテリアル分野においてこれまで高い研究開発力と産業競争力を維持してきたが、少子高齢化に伴う研究者人口の減少、国際競争の激化、材料ニーズの高度化・多様化といった環境変化の中で、従来型の研究サイクルを維持するだけでは優位性を保つことが難しくなりつつある。この状況において、マテリアル分野の AI for Science は、膨大な探索空間を対象としつつ、物理法則とデータ駆動型推論を統合し、計算・実験・知識を連関させながら研究開発サイクル全体を再設計する取り組みが重要である。特に、すでに日本が有する材料科学における強みを活かしていくためには、研究開発者（人）の知識や経験をデジタル化し、研究開発サイクルの高度化を図ること（Human-in-the-loop）も不可欠である。また、このような高度な AI の活用を実現するためには、マテリアル分野に特化した基盤モデルの構築や、マテリアル分野特有の解析・推定モデルのさらなる高度化といった研究開発が必要である。これらのデータと AI を活用することで、人の能力のみでは困難な材料・デバイスや製造プロセスの広大な探索空間を、より効率的に探索することが可能となる。

3.3 AI → 環境・エネルギー分野

環境・エネルギー分野における AI for Science の現在地

環境・エネルギー分野における AI for Science も、ここまで述べてきたライフサイエンス分野やマテリアル分野と同様に、研究開発プロセスのあらゆる段階に急速に浸透し、その役割は飛躍的に拡大している（図 3-3-1）。課題設定、仮説生成、観測・実験計画、センサー配置や観測網の設計、サンプル収集・観測、数値シミュレーション・データ解析、モデル検証・感度分析、結果の解釈・政策設計、さらにデータと知見の蓄積・再利用に至るまで、AI が取り入れられつつある。

本節では、AI の活用における環境・エネルギー分野の特徴を述べながら、当該分野における AI for Science の現在地について概観する。

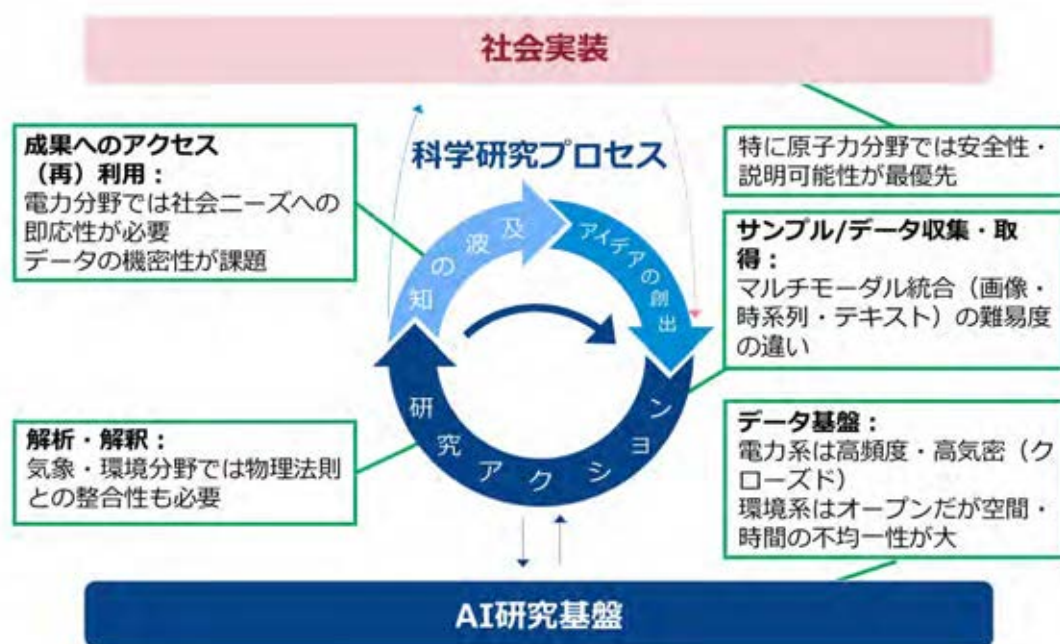


図 3-3-1 環境・エネルギー分野における研究開発プロセス

環境・エネルギー分野の特徴

環境・エネルギー分野では、気象・気候、流域・大気環境、再生可能エネルギー、電力需給、原子力など、多様な現象を対象とする。その空間スケールは局所から地球規模まで、時間スケールも秒～分の短周期から数十年・百年オーダーといった長期まで広がり、これらが相互に絡み合う。さらに、人間活動や経済構造、規制・制度といった社会的要因も密接に関わり、科学的要素と社会的要素が同時に作用する点で、他分野以上に高度な複雑性を有した分野であるといえる。

環境・エネルギー分野における研究開発サイクルは従来、限られた観測データと高コストなシミュレーションを前提に、気象、電力、環境などのサブシステムを個別にモデル化し、それらを段階的に連結する「専門領域ごとの縦割り型」アプローチが主流であった。しかし現在は、気候変動緩和・適応、再エネ大量導入、系統レジリエンス確保、脱炭素と経済成長の両立といった政策課題が同時に顕在化しており、研究開発サイクルの初期における課題設定そのものが、従来よりも格段に多尺度・多主体な視点を必要としている。

AI は、衛星観測、地上センサー、IoT 機器、スマートメーター、運転ログなど、多様なデータを横断的に解析し、気候リスクのホットスポット、需要パターンの変化、異常挙動の兆候などを抽出する。これにより、従来は把握しづらかった構造や制約条件が可視化され、研究開発サイクルの第一歩である「どの問題を、ど

の粒度で扱うべきか」の論点設定が大きく高度化しつつある。他方で、環境・エネルギー分野は「外部からの擾乱を常に受け続ける開放系」であり、データから得られる相関構造をそのまま因果関係とみなすことはできない。したがって、研究開発サイクルの仮説生成や検証段階では、物理法則やドメイン知識との整合性が、他分野以上に強く求められる。

気象・環境分野における AI の活用

気象・環境分野では、対流、雲物理、境界層過程といったサブグリッドスケールの現象をパラメタリゼーションで表現してきた。しかし、近年はモデル解像度の向上や観測データの増加に伴い、従来の数値モデルだけでは捉えきれない構造が明確になりつつある。ここに AI が導入され、雲画像、レーダー観測、衛星データなど多様な情報を用いて短期予測や観測ギャップの補完を行うようになった。

ただし、AI の予測精度が高く見えても、エネルギー保存や運動量保存といった基本法則に反する挙動を示す場合、その出力を長期シミュレーションや気候変動影響評価に利用することは難しい。このため、研究サイクルの解析・検証フェーズでは、AI の高精度性と物理的妥当性を両立させることが求められる。

この方向性を象徴するのが、Aurora に代表される地球システム AI モデルである³⁰⁹ (図 3-3-2)。サブグリッド現象の補間や観測ギャップの埋め合わせに加え、因果推論、物理一貫性の確保、長期安定性の検証などが重視されており、AI を気候科学・環境科学のコアに統合するための新たな研究開発サイクルが形成されつつある。

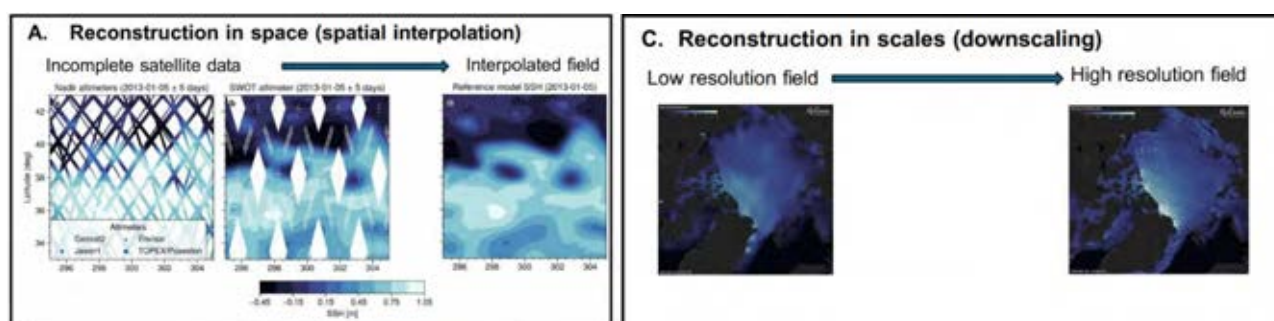


図 3-3-2 気象シミュレーション (Aurora)

電力分野における AI の活用

電力分野は、「モデル構築 → 予測 → 制御 → 運用評価」のループを極めて高速に回すことができることが特徴である。需給調整、再エネ出力の変動対応、周波数維持、需要応答などの課題に対し、機械学習・ディープラーニングによる負荷予測、スマートメーターデータを用いた需要パターンの細分化、異常検知、強化学習によるデマンドレスポンス戦略の探索などが進んでおり、AI を用いたアルゴリズムが実運用に近い場面で試行され始めている。

電力使用傾向のリアルタイム監視・最適化では、AI が需要予測にとどまらず、制御レベルの意思決定にも関与しつつある³¹⁰ (図 3-3-3)。この結果、研究開発サイクルの「解析・検証」と「実装・運用」が密接に連動するフィードバックループが形成され、AI が電力システムの運用現場と研究現場を直接結びつけるようになっている。

³⁰⁹ Annalisa Bracco, Julien Brajard, Henk A. Dijkstra, et al., “Machine learning for the physics of climate”, *Nature Reviews Physics* (2025)

³¹⁰ Parag Biswas, Abdur Rashid, Angona Biswas, et al., “AI-driven approaches for optimizing power consumption: a comprehensive survey” *Discover Artificial Intelligence* (2024)

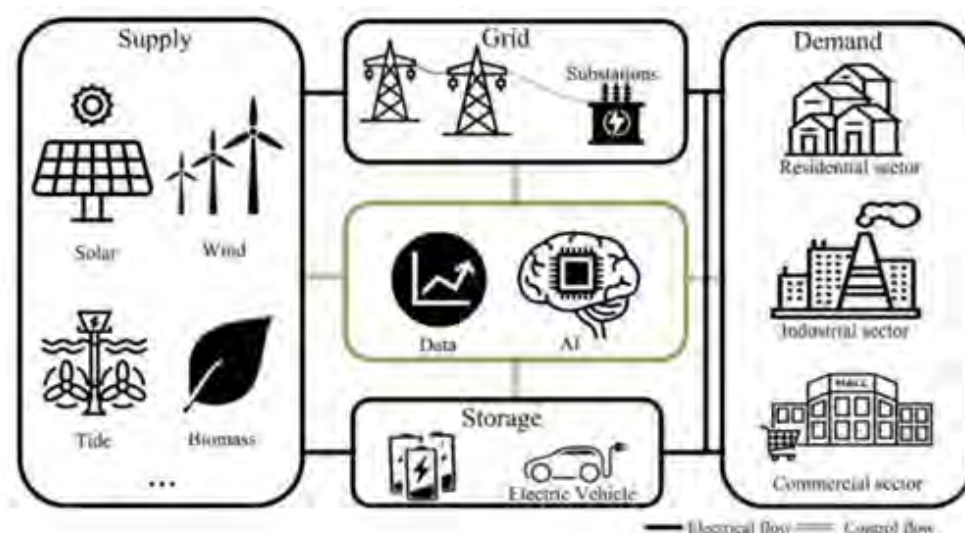


図 3-3-3 電力需要リアルタイム監視・最適化

一方で、電力系データは高頻度・高精細であると同時に、個人情報や企業機密、システム脆弱性に直結する機微性を持つ。このため多くのデータがクローズドな環境で扱われ、モデルの再利用や地域間比較、分野横断的な検証が難しいとの課題もある。これは研究開発サイクル後半の「データ再利用・モデル展開」における大きなボトルネックとなっており、連合学習（フェデレーテッド・ラーニング）や秘匿計算を活用しながら、どの範囲までデータ共有と連携を可能にするかが今後の焦点となる。

再生可能エネルギー、とりわけ太陽光発電の出力予測では、「観測・実験」と「解析・検証」の接点として画像 AI が重要な役割を担い始めている。天空画像と直近の発電履歴を入力し、15 分先の出力を直接予測する CNN モデルは、雲の動きや光量変化を高頻度で捉えることで、従来の物理モデルよりも高い予測精度と計算効率の両立を実現しつつある³¹¹（図 3-3-4）。

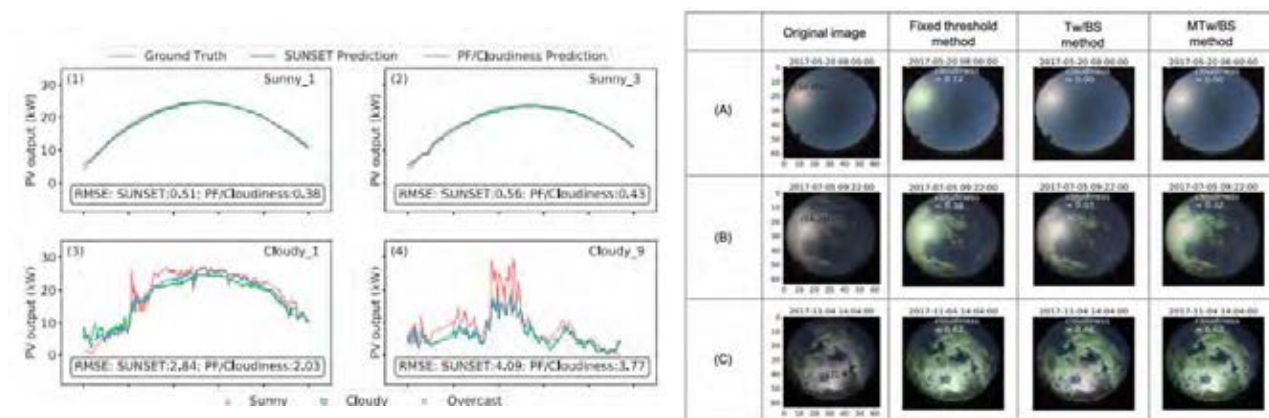


図 3-3-4 太陽光発電出力短期予想

ここでは、カメラ・センサー配置の設計（観測計画）、画像・時系列データの取得（サンプル収集）、ニューラルネットワークの学習・評価（解析・検証）、予測結果の配電運用への反映（実装・運用）といった研究開発サイクル各段階が、AI を媒介として緊密に結びついている。こうしたサイクルは、分散型電源の運用

³¹¹ Yuhao Nie, Yuchi Sun, Yuanlei Chen, et al. "PV power output prediction from sky images using convolutional neural network: The comparison of sky condition specific sub models and an end to end model", *Journal of Renewable and Sustainable Energy* (2020)

を最適化する実践的な仕組みとして機能し始めている。

さらに、風力発電や需要側リソースを含むマルチエネルギーシステム全体を対象としたハイブリッド予測モデルの開発も進んでいる。将来的には、複数の再エネ源と蓄電池、EV、需要応答を統合的に最適化する「総合需給運用 AI」が、研究開発サイクルの中核として機能する可能性も指摘されている。

原子力・核融合分野における AI の活用

原子力分野では、研究開発サイクルのほぼすべての段階において、安全性と説明可能性が最優先の要件となっている。プラント状態監視、構造健全性の評価、異常傾向の早期発見、放射線防護など、多様なユースケースで AI の活用が検討されているものの、意思決定に直結する領域への導入は極めて慎重に進められている状況にある。その背景には、AI が高精度な予測を示したとしても、なぜその判断に至ったのかを説明できなければ、規制当局・事業者・住民の信頼を得ることができないといった事情がある。説明可能性を欠いたモデルは、研究開発サイクル後半の「検証・評価」や「社会実装・ガバナンス」のフェーズで立ち止まり、結果として現場で活用できないままになることが懸念される。

このため原子力分野の AI for Science は、単純な性能向上や効率化ではなく、判断根拠の透明化と物理的妥当性の確保が中心的なテーマとして位置づけられる。具体的には、説明可能な AI (XAI) 技術による重要特徴量の可視化、異常検知に寄与した波形パターンの提示、物理モデルとのハイブリッド化による挙動の説明可能性向上などが重視されている。すなわち、原子力分野における AI 活用は、「当たる」モデルを作ることよりも、「説明でき、納得される」モデルを構築することに重点が置かれており、これは環境・エネルギー分野の中でも特異的な要請といえる。

さらに、核融合分野では、炉設計・プラズマ制御・異常検知などで AI 活用が加速している。特に、プラズマの複雑な挙動をリアルタイムで予測・制御するために、物理モデルと AI モデルを統合したハイブリッド手法が注目されている。今後は安全性・説明可能性を担保しつつ、AI を核融合炉の運転・制御に組み込む取り組みが重要なテーマとなる。

研究開発サイクルを貫く 3 つの共通課題

こうして環境・エネルギー分野の諸領域を俯瞰すると、研究開発サイクル全体には、少なくとも 3 つの共通課題が存在することがわかる。

第 1 の共通課題は、データ量の不足と品質の不均一性である。国・地域・機関ごとに観測仕様やデータフォーマットが異なり、リアルタイム性や空間分解能も統一されていない。センサー精度や保守状況に依存したノイズ・欠損の多さも、研究開発サイクルの全段階で精度向上と再現性確保を妨げている。さらに、企業や各国の政府が持つ重要データが非公開であることは、モデリングや検証の制約となり、スマートグリッド、排出量モニタリング、環境・エネルギーシステムのデジタルツイン構築を難しくしている。

第 2 の共通課題は、AI モデルの説明可能性の不足である。高精度なブラックボックスモデルが増えるほど、政策判断や現場運用の場面で、「なぜその結論に至ったのか」に対する説明の困難性が高まる。これは研究開発サイクル後半の「解釈・政策設計・社会実装」の段階で特に深刻であり、EU の AI Act など国際的な規制動向を踏まえると、透明性・説明責任・公平性を満たす AI の開発とガバナンス設計が不可欠となる。

第 3 の共通課題は、AI モデルの物理的妥当性と汎用性である。環境・エネルギー分野ではデータ駆動型モデルが広く用いられるが、エネルギー保存・質量保存・連続の式といった基本原理、電力システムの安定条件、原子炉のダイナミクスなどを満たさない予測は、長期シナリオ評価や異常時対応において重大なリスクを生む。また、特定地域のデータで学習したモデルが他地域や将来の気候条件では精度を大きく落とす「外挿不能性」も顕在化しており、研究開発サイクル全体の「モデル転移・拡張」を阻む要因となっている。

国内外の関連政策・施策

こうした研究開発サイクル全体にわたる課題への対策は、すでに、国内外の政策や戦略に反映され始めている。

日本では、本分野で「AI for Science」を正面に掲げる表記はまだ必ずしも多くないが、実質的には核融合、気象・気候、エネルギー需給最適化といった重点領域で、AI を研究基盤として組み込む動きが横断的に進んでいる。たとえば、内閣府が令和 5 年 4 月に策定した「フュージョンエネルギー・イノベーション戦略（令和 7 年 6 月改定）」が、核融合炉の設計・制御における AI 活用を正式に打ち出している³¹²。さらに、経済産業省資源エネルギー庁の「エネルギー白書 2025」では、再エネ需給最適化から CO₂ 削減効果の高い新素材探索まで、研究・実装・運用を貫くバリューチェーン全体での AI 活用方針が明確化されている³¹³。加えて、文部科学省の「気候変動予測先端研究プログラム」では、統合的気候モデルの高度化を継承し、AI を含む先端技術を活用して気候変動メカニズムの解明や予測精度の向上を図り、適応策・脱炭素社会の実現に資する科学的根拠を創出する取り組みが進んでいる³¹⁴。

世界的にも、環境・エネルギー分野における AI 活用は急速に政策へ取り込まれている。国際エネルギー機関（IEA）の報告書「Energy and AI」（2025 年 4 月）はエネルギーシステムにおける主要ユースケースを体系的に整理し³¹⁵、EU の Horizon Europe は「Generative AI powered Digital Spine」の構想のもと、再エネ統合・需要予測・柔軟性市場・スマートグリッド自動化を単一基盤で統合するアプローチを進めている³¹⁶。EU の「Apply AI Strategy」（2025 年 10 月）でも、Energy や Climate & Environment がセクター別フラッグシップとして扱われ、予測・最適化・デジタルツイン・気象・地球観測の高精度化が重点領域に据えられている³¹⁷。

米国では、行政管理予算局（Office of Management and Budget : OMB）と科学技術政策局（Office of Science and Technology Policy : OSTP）による Fiscal Year 2027 Administration Research and Development Budget Priorities and Crosscutting Actions Memorandum（2027 会計年度 政府研究開発予算に関する優先事項および横断的取り組みに関するメモランダム）が、核融合・核分裂やエネルギー効率化における AI 活用を優先領域に位置づけ³¹⁸、エネルギー省 Frontiers in Artificial Intelligence for Science, Security and Technology (FASST) を通じ、クリーンエネルギー創出、送電網レジリエンス強化、気候リスク評価などに AI を活用する方向性が示されている³¹⁹。英国では、気象庁（Met Office）AI4Climate が、ダウンスケーリングやデータ駆動型気候モデリング、物理法則と機械学習を組み合わせたハイブリッドモデルを進め、観測・モデル・運用の三位一体で予測性能を底上げしている³²⁰。また、英国の UKRI は環境科学における AI 公募（2025 年 10 月）を通じ、生態系保全、海洋管理、災害対応といった社会的便益直結の領域

³¹² 内閣府「フュージョンエネルギー・イノベーション戦略（令和 7 年 6 月 4 日改訂）」

<https://www8.cao.go.jp/cstp/fusion/index.html>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹³ 経済産業省エネルギー庁「令和 6 年度エネルギーに関する年次報告（エネルギー白書 2025）」

<https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹⁴ JAMSTEC「気候変動予測先端研究プログラム」 <https://www.jamstec.go.jp/sentan/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹⁵ IEA, Energy and AI (2025 年 4 月 10 日), <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹⁶ EU Horizon Europe, “Innovative solutions for a generative AI-powered digital spine of the EU energy system”,

https://cordis.europa.eu/programme/id/HORIZON_HORIZON-CL5-2026-02-D3-19（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹⁷ EU COMMUNICATION FROM THE COMMISSION TO THE EUROPEAN PARLIAMENT AND THE COUNCIL, Apply AI Strategy (2025 年 10 月 8 日), <https://ec.europa.eu/newsroom/dae/redirection/document/120429>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹⁸ US EXECUTIVE OFFICE OF THE PRESIDENT, MEMORANDUM FOR THE HEADS OF EXECUTIVE DEPARTMENTS AND AGENCIES (2025 年 9 月 23 日) <https://www.whitehouse.gov/wp-content/uploads/2025/09/FY27-OMB-OSTP-RD-Priorities-Memo-FINALSIGNED.pdf>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³¹⁹ US Department of Energy, “Frontiers in Artificial Intelligence for Science, Security and Technology (FASST)” <https://www.energy.gov/fasst123>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³²⁰ UK Met Office, “AI4 Climate: Harnessing artificial intelligence to transform climate science”

<https://www.metoffice.gov.uk/research/approach/collaboration/ai4climate>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

に研究資金を投じている³²¹。中国では「“人工智能+”行動意見」（2025 年 8 月）で、AI を新質生産力の中核として産業・民生・科学技術の三面で展開する基本方針を打ち出し³²²、続く国家発展改革委員会「“人工智能+”エネルギー高品質発展実施意見」（2025 年 9 月）で、電力網、VPP（仮想発電所）、再エネ、さらに水力・火力・原子力や化石資源まで含むエネルギー産業全域に AI を適用する具体化を図っている³²³。このように、環境・エネルギー分野の研究開発サイクル全体に AI を組み込む動きは主要国で加速している。

今後の方向性：信頼性・透明性・物理法則との整合性の確保

以上のように、環境・エネルギー分野では AI 活用が急速に広がる一方で、研究開発サイクル全体を支える基盤整備は依然として重要な課題として残っている。今後の方向性として鍵となるのは、研究開発サイクルを貫く以下の 3 つの柱であると考えられる。

第 1 に、信頼性・即時性・共有性を兼ね備えたグローバルデータ基盤の構築である。国際標準化機構（International Organization for Standardization : ISO）や世界気象機関（World Meteorological Organization : WMO）など国際機関と協調しつつ、観測仕様やメタデータの標準化、リアルタイムデータ取得体制の強化、オープンデータポリシーの拡充を進める必要がある。これにより、課題設定から検証・再利用まで、研究開発サイクル全段階で共通のデータ基盤に基づく議論とモデル構築が可能になり、国際的な比較・連携が飛躍的に容易になる。

第 2 に、AI の透明性と説明責任を担保する技術・制度の整備である。SHapley Additive exPlanations（SHAP）や Local Interpretable Model-agnostic Explanations（LIME）に代表される XAI 技術を、環境・エネルギー分野特有のデータ構造に適合させると同時に、適切な規制や第三者評価制度を整備し、モデルの公平性・信頼性・安全性を客観的に評価できる枠組みを構築する必要がある。ここでは、住民説明会、公開検証、ステークホルダーとの対話など、研究開発サイクルの外側に位置する社会的プロセスも含めたガバナンス設計が不可欠となる。

第 3 に、物理法則と地域特性に強い AI の構築である。物理モデルと AI モデルの統合、多物理場問題への対応、転移学習やドメイン適応による地域差の克服といった技術が鍵となる。物理情報を組み込んだ Physics-Informed Neural Networks（PINN）のような手法を環境・エネルギーの複雑系に適用しつつ、限られた地域データでも高精度な予測・制御が可能なモデルを実現することができれば、研究サイクル後段にあたる「検証・展開」のプロセスを前進させることが可能となる。

³²¹ UK Research and Innovation, “Artificial intelligence (AI) for environmental science phase one”

<https://www.ukri.org/opportunity/artificial-intelligence-ai-for-environmental-science-phase-one/>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³²² 中華人民共和国中央人民政府，国务院关于深入实施“人工智能+”行动的意见（国发〔2025〕11 号）

https://www.gov.cn/gongbao/2025/issue_12266/202509/content_7039598.html（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³²³ 中華人民共和国中央人民政府，国家发展改革委 国家能源局关于推进“人工智能+”能源高质量发展的实施意见（国能发科技〔2025〕73 号）https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202509/content_7040253.htm（2025 年 12 月 9 日アクセス）

3.4 AI → 情報科学分野

情報科学分野における AI for Science の現在地

本節では、情報科学分野をいくつかの下位分野に切り分けた上で、それぞれの下位分野における AI for Science の現在地について概観することとする。

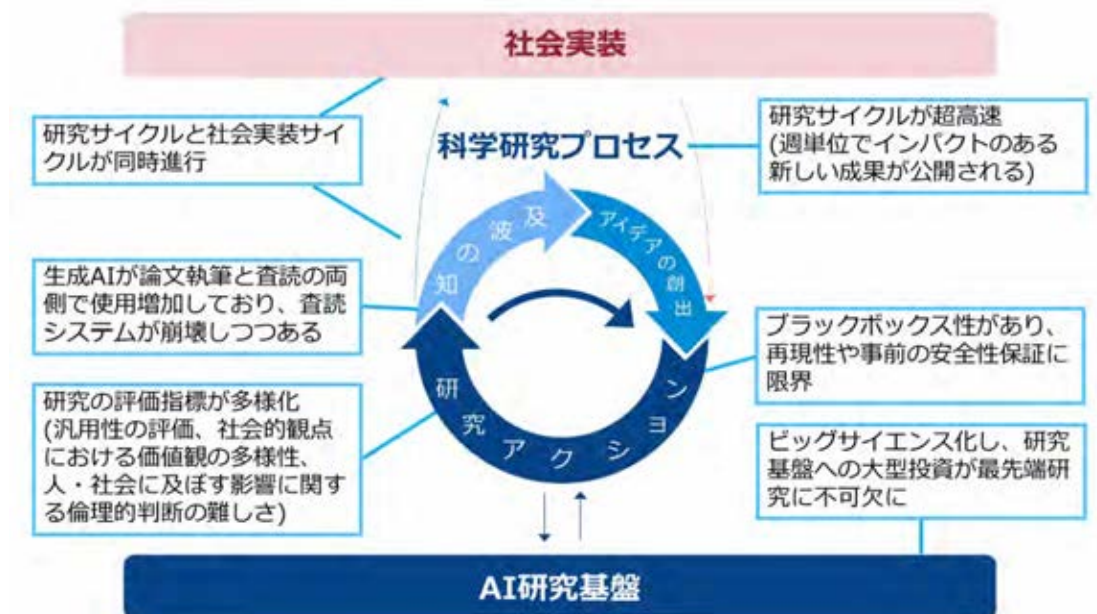


図 3-4-1 情報科学分野における研究開発プロセス

情報科学分野の特徴

中核となる AI そのものの研究開発はビッグサイエンス化しており、現在主流となっている基盤モデルに基づく生成 AI の研究開発は、学習データ、AI モデル、計算基盤の3つをより大規模にスケールさせることが、最先端研究における競争になっている。そのため、その最先端研究で戦うためには、あるいは、キャッチアップするためには、これら研究基盤への大型投資が不可欠になっている。

また、研究サイクルが超高速化しており、週単位で次々とインパクトのある研究成果が公開される。特許等で技術を囲い込むのではなく、オープンにしていく研究コミュニティのスタイルが、超高速化を後押ししており、高性能なオープンモデルが公開・共有されている。ただし、最先端の超大規模 AI モデルは、そのリスク面の問題から非公開とされているものがある。

併せて、研究サイクルと社会実装サイクルが同時進行している。生成 AI の実サービスを開発・運営しているビッグテック企業やスタートアップ企業から、研究面でも最先端の技術成果が生まれている。モデルが公開されているとはいえ、現在の AI モデルがなぜこれほど高性能なのか、そのメカニズムは解明されておらず、また、実サービスにおいてどのようなデータが学習されているのかは公開されない。そのようなブラックボックス性があるため、再現性や事前の安全性保証が難しい。

研究における評価指標も難しい問題である。ベンチマークは多数存在しているが、AI モデルの汎用性が高まったことから、1つの指標だけで性能の優劣を比較できるものではなくなった。汎用性をどのように評価するかは課題である。また、AI 技術は人や社会に与える影響が大きくなり、社会の価値観の違い・多様性や倫理的判断の難しさが、評価指標の設定や判定基準の難しさを生んでいる。

また、研究成果の論文文化においては、論文執筆と査読の両側で生成 AI の使用が増加しており、投稿数の増大も合わせて、査読システムが崩壊しかけているという指摘がある。

< 数学・数理科学分野 >

数学・数理科学分野における AI for Science の現在地

AI 技術の急速な発展に伴い、数学・数理科学の研究環境は大きな構造的変化を迎えている。とりわけ、純粋数学における定理証明支援、数理最適化と機械学習の融合、データ同化と AI の連携、そしてデータ駆動型の数値解析との接続に至るまで、複数の研究領域で新しい研究方法が模索されている（図 3-4-2）。これらは、それぞれ独立の動きとして語られることも多いが、実際には、AI 技術の浸透によって研究開発プロセス全体が連動的に変化しており、数学・数理科学における研究活動の在り方そのものを再定義することが求められるような局面ともいえる。

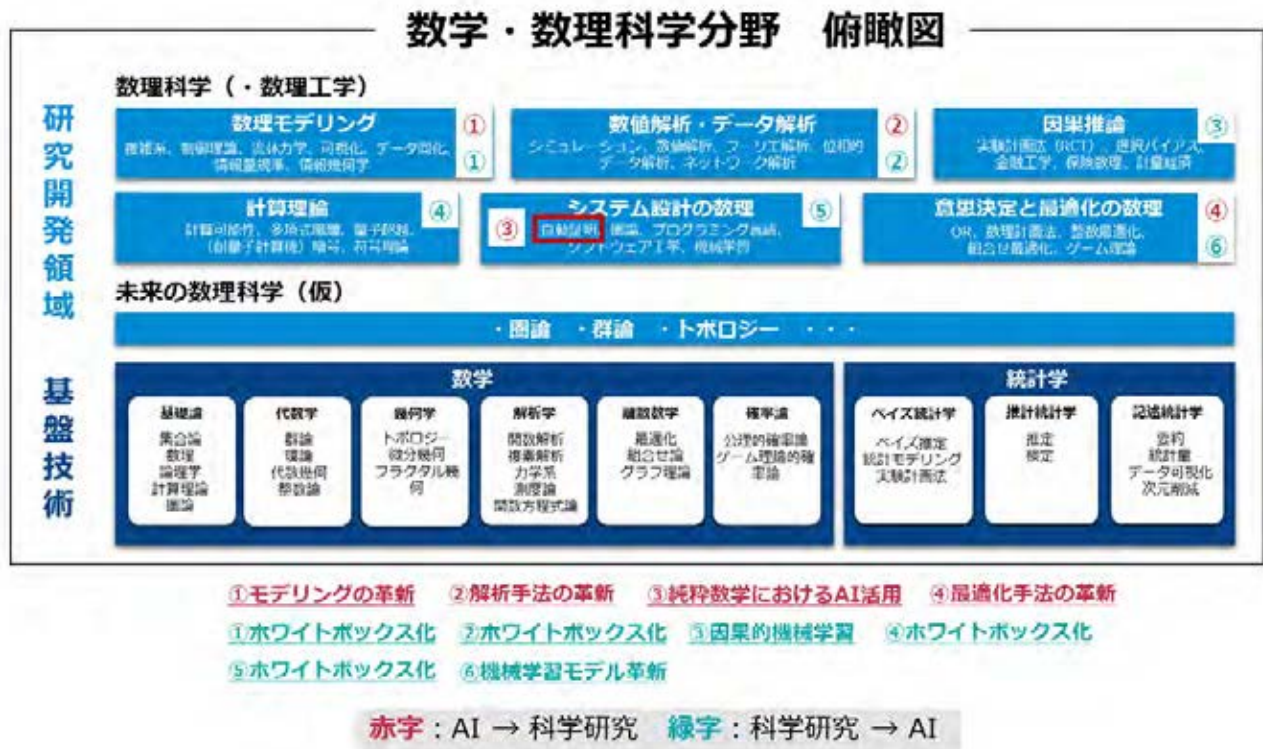


図 3-4-2 数学・数理科学分野の全体見取り図と AI の活用

純粋数学における定理証明支援と形式化の進展

こうした研究環境の変化の中でも、純粋数学における AI の活用はとりわけ大きな注目を集めている。数学的定理の証明を「どのように思いつくか」という創発的プロセスに AI を関与させることは、かつては実験的な試みにとどまっていた。しかし近年、大規模言語モデルが数学的構造や論理展開を扱う能力を急速に伸ばしたことで、AI を証明生成の一部に組み込む試みは現実的な研究方法として議論されるようになってきた。

統計的手法に基づく現在の AI が、既存の証明や数学文献から推測した証明案であっても、論理的証明チェッカーを通過すれば正当な証明と認められる。この発想を支える基盤として重要なのが、定理証明支援系 Lean の発展である。Lean とは、数学的対象・定理・証明を形式的に記述し、正しさを機械的に検証可能とする枠組みを提供するものであり、その道具立ての整備が進んだことで、AI が生成した証明スケッチを形式的証明へと変換する研究の流れが生まれつつある。このような取り組みは、純粋数学の証明を工学的に形式化し、再現性・再利用性を高めようとする長年の潮流の延長線上に位置づけられる。そこに AI が加わることで、従来は膨大な人手を要した形式化作業が大幅に効率化される可能性がある。

しかし現段階では、研究者が日常的に AI や定理証明支援系を利用して証明を行う段階には至っていない。現状の研究の多くは理論研究にとどまり、実務的な研究手段として普及しているわけではない。ただし、生成 AI の能力向上は非常に速く、今後は、研究者が証明生成そのものを AI に任せ、人間は問題設定や数学的構造の設計といった、より高次の活動に注力するといった将来像も議論され始めている。

数理最適化と機械学習の融合：複雑系への新たなアプローチ

純粋数学における定理証明支援とは異なる形で、数理科学の中核領域でも AI 活用が急速に広がっている。その代表例が、数理最適化と機械学習の融合である。数理最適化は、目的関数と制約条件のもとで最適解を求める手法として広く用いられてきたが、実社会の複雑な現象はモデル化が困難であったり、モデル化が可能であっても、その複雑性に起因して、問題規模が膨大になって計算困難になったり、最適な解が簡単には得られないという限界に直面する。

この課題に対し、AI は2つの方向からブレークスルーをもたらしている。ひとつは、モデリングの前処理の一部を機械学習で代替し、問題構造を簡潔に表現するアプローチである。もうひとつは、最適化問題そのものを機械学習モデルに近似的に学習させ、高速に解候補を生成するアプローチである。これにより、従来は扱えなかった大規模・高次元の問題を、現実的な計算時間で処理できる可能性が広がっている。

この領域の国際的な動きを象徴するのが、米国 NSF と Intel が支援する AI4OPT (AI Institute for Advances in Optimization) の設立である。エネルギー、物流、金融など複雑性の高いシステムに対して、最適化と機械学習を統合した新しい基盤技術を確立しようとする取り組みであり、AI と数理科学の本格的な融合を国レベルで推進する象徴的なプロジェクトとなっている。日本でもこうした動きへの関心は高まりつつあり、2024 年には数理最適化と AI の融合領域を新しい学問領域として位置づける MOAI フォーラムが設立された。産学の研究者が共通の問題意識のもとで議論し、実務適用へ向けた知見共有を進める枠組みが形成されつつある。

これらは、従来は計算困難とされていた政策課題や産業課題を、AI との統合により「解ける問題」へと変えていく可能性を示している。研究開発サイクル全体で、モデリング、計算、意思決定の各段階が AI と連動する新しい数理科学の姿が見え始めている。

AI とデータ同化の融合：状態推定と予測の新手法

数理最適化との統合に続き、AI とデータ同化の融合も、数理科学における重要な研究潮流となっている。データ同化は、観測データと数理モデルを統合し、現象の状態推定や短期・中期予測を行う手法として、気象・海洋・環境科学を中心に発展してきた。

近年は、AI 技術の導入により、従来とは異なるアプローチが可能になりつつある。たとえば、ビッグデータを用いたデータ駆動型モデリングで潜在空間を抽出し、その低次元空間で効率的に同化を行う方法が報告されている。また、AI 気象モデルにアンサンブルカルマンフィルタ (EnKF) を組み合わせるなど、AI モデル×伝統的データ同化アルゴリズムのハイブリッド化も進展している。

これらの手法は、非線形性が強く、自由度の大きい複雑系に対して、従来の物理モデルでは得にくかった柔軟な推定を可能にする点で期待が高い。AI が持つ表現力とデータ同化の統計的枠組みを組み合わせることで、研究開発サイクルの「状態推定」、「予測」、「不確実性評価」の各段階が大きく高度化しつつある。

数値解析と AI の接続：PINNs が示す可能性と課題

さらに、数値解析そのものを AI と結びつける研究も活発化している。ビッグデータを活用し、数理モデルの構成と数値計算のプロセスを統合しようとする試みが世界中で報告されており、その代表例が Physics-

Informed Neural Networks (PINNs) である。

PINNs は、支配方程式や境界条件といった物理法則をニューラルネットワークに組み込むことで、データと物理を同時に扱う枠組みを提供する。しかし、伝統的な数値解析手法と比較すると、精度・計算速度・収束性といった評価基準が大きく異なる。したがって、科学技術計算としてどのように「妥当性」を定義し、どの基準で性能を評価するべきかは今後の課題である。

今後の方向性

このように、数学・数理科学分野では、AI と各種数理手法の融合を通じて、研究開発サイクルの基盤そのものが再編されつつある。AI の導入は単なる計算高速化にとどまらず、モデル構築、推定、解析の方法論を根底から問い直す契機となっており、数理科学における新たな研究様式を形づくりつつある。

こうした研究動向を踏まえると、数学・数理科学分野における AI 活用は、まだ萌芽段階にありながらも、研究基盤としての重要性が急速に高まっていくと予想される。特に、数理モデリングと AI の関係は、材料・生命科学など応用分野でのデータ急増を背景に、今後ますます重要性を増すと考えられる。マテリアルズ・インフォマティクスやバイオ・インフォマティクスでは、観測・実験データと数理モデルの接合が不可欠であり、これらの課題に対し、数学・数理科学側からの理論的支援と AI 技術の導入が求められている。

総じて、数理科学における AI for Science は、「証明」、「最適化」、「推定」、「計算」といった数学の中核プロセスそのものに介入し始めており、数理科学の方法論と科学研究基盤を同時に変革する可能性を秘めている。今後は、AI と数学の往復的發展を見据えつつ、透明性・妥当性・信頼性を備えた新しい研究スタイルの確立が求められるだろう。

<通信・ネットワーク分野>

通信・ネットワーク分野における AI for Science の現在地

通信・ネットワーク分野では近年、これまで人手の判断やアルゴリズム設計に依存していた多くの処理が、AI による学習型アプローチへと移行しつつある。AI は単なる効率化の手段ではなく、ネットワークの設計・制御・運用のあり方そのものを再構築する研究基盤として位置づけられ始めている（図 3-4-3）。

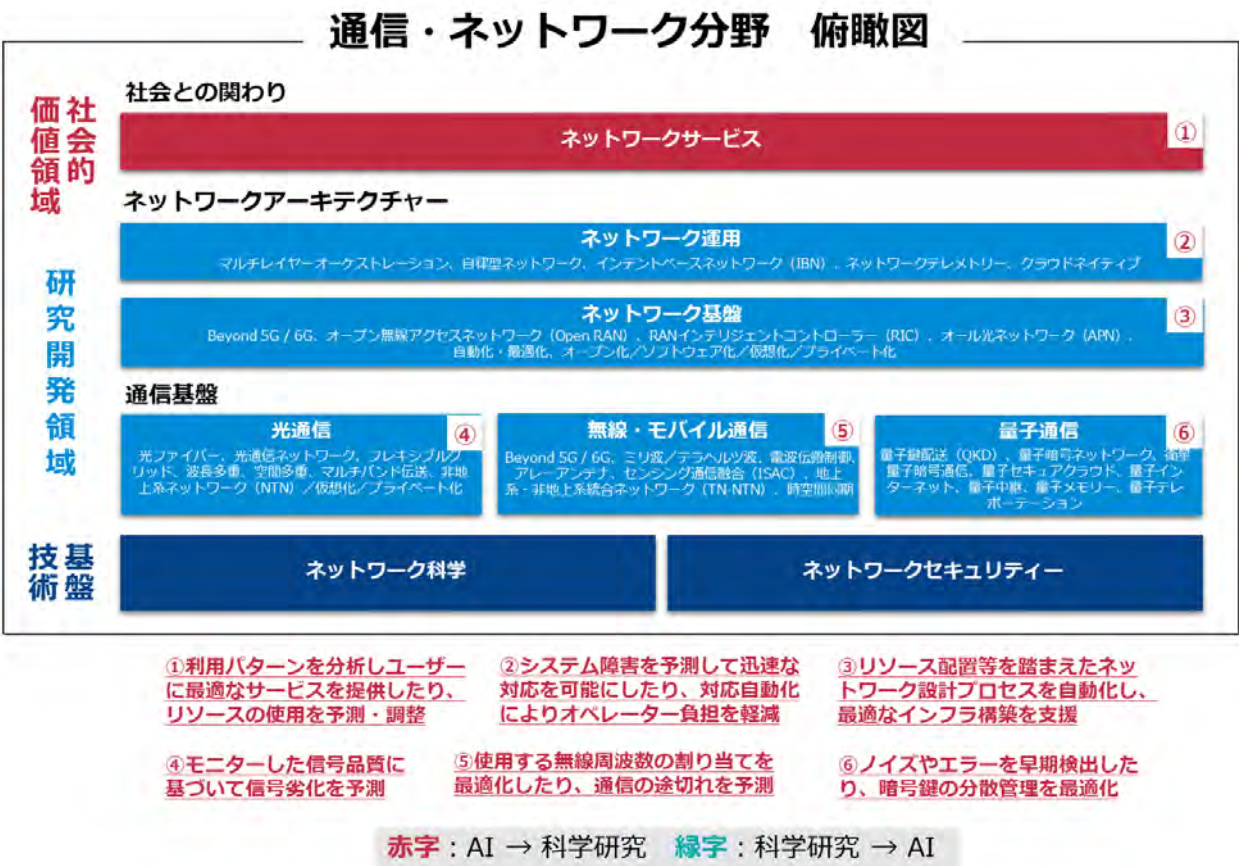


図 3-4-3 通信・ネットワーク分野の全体見取り図と AI の活用

通信・ネットワークにもたらす構造転換

無線・モバイル通信領域においては、無線周波数を割り当てるタスクを AI が実行し、これまで人が設計したルールや最適化手法に基づいていた処理が、運用データに基づく学習型の手法へと移行しつつある。また、ネットワーク運用領域においては、システム障害時の対応を人（オペレーター）が行うのではなく、AI が自動的に検知・判断・対応を行う仕組みが導入され始めている。これらの AI による代替・代行は、研究開発の段階を経て実用性が検証され、すでに実際の製品やシステムに組み込まれ、社会インフラの一部として利用されているものも少なくない。

次世代アーキテクチャ：AI ネイティブネットワーク

こうした流れを受けて、AI 技術はすでに一部の製品・サービスに組み込まれ、社会インフラの中で実運用される段階にまで進展している。ここで重要となるのが、次世代ネットワークが「AI ネイティブ」であるという前提である。AI ネイティブネットワークとは、ネットワークを構成する機能の各所に「知能（インテリジェンス）」を分散的に配置し、運用データを基にネットワーク自体が自律的に最適化し続けるアーキテクチャを指す。これにより、ゼロタッチ運用の実現、ネットワーク負荷のリアルタイム最適化、障害時の自律復旧など、従来の枠組みを超えた研究サイクルの高速回転が期待されている。また、ネットワーク自身が AI モデルの学習・推論を支える「AI 実行基盤」としても機能する 2 重構造が想定されており、通信研究と AI 研究が相互に循環的に発展する新たな構造が形成されつつある。

国内外の関連政策・施策

日本では、総務省が 2024 年 8 月に「Beyond 5G 推進戦略 2.0」を策定・公表し、AI の台頭など新たな

技術潮流を踏まえて、次世代情報通信インフラの開発・実装と国際競争力の強化を進める方針を明確にした。さらに、無線・モバイル通信を中心に通信技術の研究開発を推進する産官学連携組織である XG 推進フォーラムでは、「通信と AI の融合」を掲げて「AI for 通信・ネットワーク」の活動が活発化しており、第 6 世代移動通信（6G）の議論の中で AI ネイティブなネットワーク像が描かれつつある。

諸外国においても、米国や欧州、中国、韓国などが、6G のビジョンに AI ネイティブネットワークを組み込み、技術開発を加速している。その具体例として、無線アクセスネットワーク（RAN）の制御を知能化する RAN インテリジェントコントローラ（RIC）の高度化に向けた取り組みが進められている。

<セキュリティ分野>

セキュリティ分野における AI for Science の現在地

セキュリティ分野では、AI の導入によって、攻撃側・防御側の双方における研究開発の在り方が大きく変化している。従来は専門家による手作業や固定的なルールに依存していた領域に、データ駆動型の探索・推論能力を持つ AI が組み込まれることで、脅威の高度化と防御技術の進化が同時に進んでいる（図 3-4-4）。

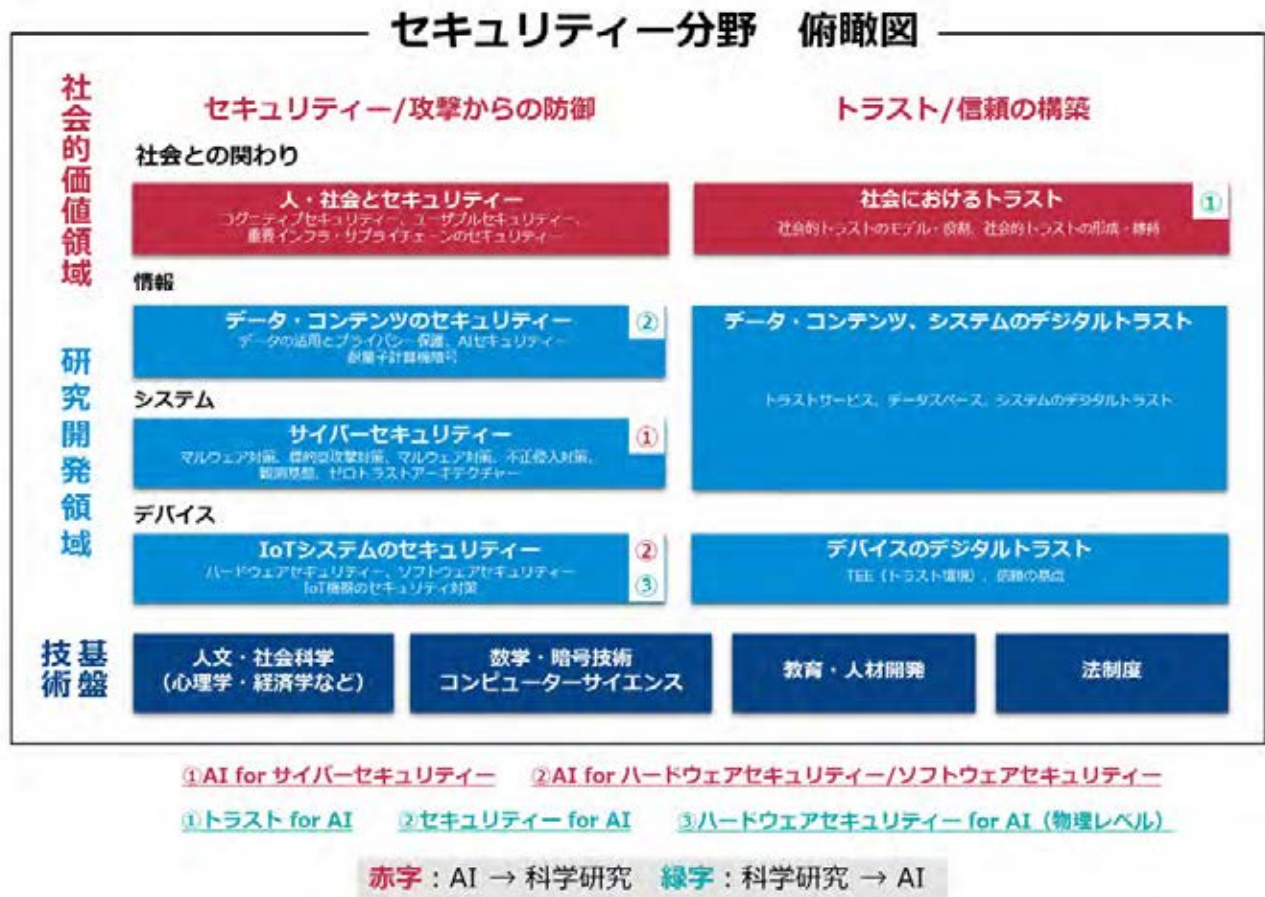


図 3-4-4 セキュリティ分野の全体見取り図と AI の活用

このため、情報科学分野における AI for Science の重要領域として、セキュリティ分野の存在感は急速に増してきている。

AI による攻撃・防御の高度化

サイバーセキュリティの領域では、AI を利用した攻撃と防御の双方に関する研究開発が進展している。特に近年は、LLM を利用する研究が増加している。攻撃手法では、従来からオフENSEンブセキュリティ（Offensive Security）の考え方による攻撃者視点に立った研究が行われてきているが、LLM を利用した攻撃手法の研究が活発に行われている。例えば、自然な文面で書かれたフィッシングメールを自動生成する研究や、マルウェアのソースコードを自動生成したり難読化したりする研究が行われている³²⁴。これにより、従来よりも高度で検出困難な攻撃が短時間で作成できるようになりつつある。防御手法では、LLM を利用してファームウェアの脆弱性を検出する研究や、サイバー攻撃を誘いこみ攻撃の情報などを収集するために設置されるハニーポットの応答に LLM を利用する研究、LLM を利用してソーシャルネットワーキングサービス（SNS）の不正アカウントを検出する研究などが行われている。セキュリティオペレーションでは、自然言語を扱える LLM の特長を利用して、従来、セキュリティオペレーターが人手で行ってきたインシデント情報の収集・要約作業などを自動化する研究や、ログデータなどから能動的に脅威を探索する脅威ハンティングを自動化する研究が行われている。さらに、各種情報をプロファイリングして攻撃者に関する詳細な情報を生成する研究や、サイバー攻撃の演習では疑似攻撃シナリオを自動生成する研究も行われている。

ハードウェア領域の脅威の拡大

ハードウェアセキュリティの領域でも、AI の活用によって攻撃の規模と精度が大きく拡大している。特に TEMPEST（テムペスト）攻撃は、その典型例である。TEMPEST とは、コンピューターや電子機器から漏れ出る電磁波（電磁放射）を盗聴し、画面表示や内部処理情報を復元する攻撃手法で、冷戦期から存在するサイドチャネル攻撃（SCA）の一種である。近年、この電磁波信号を AI モデルに入力することで、画面情報だけでなく、指紋パターンなど生体認証に必要な情報まで復元できる高精度な手法が報告され、TEMPEST の危険性が改めて注目されている³²⁵。また、サイドチャネル攻撃では、DL-SCA により電力波形や電磁波波形から特徴を自動抽出する手法が広がり、さまざまな暗号アルゴリズムへの攻撃が可能になっている³²⁶。フォールト注入攻撃（FIA）では、AI による膨大な注入パラメータの自動探索により、短時間で効果的な注入条件が見つかる事例が多数報告されている。また、ハードウェアトロージャン（HT）の研究では、AI を使って既存の検出技術を回避する HT を自動生成する手法も示されており³²⁷、防御側の対策が追いつかない状況が生じつつある。一方で、防御面でも AI による攻撃検知・緩和技術の開発が進んでおり、攻防両面での研究競争が加速している。

ソフトウェア脆弱性対応の自動化

ソフトウェアセキュリティでは、脆弱性検出の効率化が主要テーマとなっており、AI を導入した研究が増加している。特に、ファジング技術と LLM を組み合わせる手法が新しい潮流として注目されている。

LLM を利用してファジング用の多様な入力を生成したり、探索戦略を高度化したりすることで、従来よ

³²⁴ Alexander Culafi, “Generative AI takes center stage at Black Hat USA 2023,” TechTarget, <https://www.techtarget.com/searchsecurity/news/366547733/Generative-AI-takes-center-stage-at-Black-Hat-USA-2023>, (2025 年 9 月 1 日アクセス)。

³²⁵ Wenhao Li, Jiahao Wang, Guoming Zhang, et al., “EMIRIS: Eavesdropping on Iris Information via Electromagnetic Side Channel,” *Proceedings of 2025 Network and Distributed System Security Symposium* (2025)。

³²⁶ Stjepan Picek, Guilherme Perin, Luca Mariot, et al., “SoK: Deep Learning-based Physical Side-channel Analysis,” *ACM Computing Survey* (2022)。

³²⁷ Antun Maldini, Niels Samwel, Stjepan Picek, et al., “Optimizing Electromagnetic Fault Injection with Genetic Algorithms,” *Automated Methods in Cryptographic Fault Analysis* (Springer, 2019)。

りも高効率で脆弱性を発見する研究が進展している^{328, 329}。また、LLM を利用して脆弱性検出手法の挙動や精度を評価する研究も増えており、ソフトウェア開発プロセスの各段階に AI を統合する動きが見られる。

国内外の関連政策・施策

AI の導入を前提としたセキュリティー体制の構築が、各国で進められている。米国の NIST が 2025 年 4 月に Cybersecurity and AI Profile Workshop を開催し、既存の Cybersecurity Framework (CSF) と AI Risk Management Framework (AI RMF) を組み合わせた Cyber AI profile の策定を開始している。また、NIST は 2025 年 3 月に AI 100-2 E2025 (Adversarial Machine Learning: A Taxonomy and Terminology of Attacks and Mitigations) を策定し、Adversarial Machine Learning (AML) に関する用語や分類体系を定義した。これは AI システムのセキュリティー評価のための基盤となることを目的としている。

日本では、2025 年 5 月に「人工知能関連技術の研究開発及び活用の推進に関する法律」(AI 活用推進法) が施行され、AI の研究開発と社会実装を国家戦略として推進するとともに、生成 AI による偽情報拡散への対処、AI 戦略本部の新設、AI 基本計画の策定などが盛り込まれた。また、2023 年 11 月の英国主催 AI 安全サミットを契機として、英国と米国が AI Safety Institute (AISi) を設立することを発表し、日本も 2024 年 2 月に IPA 内に AISi Japan を設置した。英国では 2025 年 2 月に AISi の名称を AI Safety Institute から AI Security Institute へ変更し、AI の安全性の検証からセキュリティー対策へと重点を移す姿勢を示している。さらに、2025 年 12 月に閣議決定されたサイバーセキュリティ戦略においては、AI 技術の進展と普及に伴う対応・取組として、AI に係る安全性確保 (Security for AI)、AI を活用したサイバーセキュリティ確保 (AI for Security)、AI を悪用したサイバー攻撃への対処の 3 つの観点を挙げている³³⁰。これらの観点で、AI がサイバーセキュリティにもたらすメリットを最大限に享受しつつ、負の側面を最小化するために、国際的な動向及び技術の進展やサイバー攻撃の動向等を踏まえ、研究開発、ガイドラインの整備等のルール形成、社会実装、人材育成等の様々なアプローチを総合的に推進するとしている。

<コンピューティング>

コンピューティング分野における AI for Science の現在地

コンピューティングの分野では、AI とコンピューティングアーキテクチャーの各領域が相互に影響し合う循環構造が形成されている (図 3-4-5)。

³²⁸ Dawei Wang, Geng Zhou, Li Chen, Dan Li, et al., "ProphetFuzz: Fully Automated Prediction and Fuzzing of High-Risk Option Combinations with Only Documentation via Large Language Model," *CCS '24: Proceedings of the 2024 on ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security* (ACM, 2024)

³²⁹ Yansong Li, Paula Branco, Alexander M. Hoole, et al., "SV-TrustEval-C: Evaluating Structure and Semantic Reasoning in Large Language Models for Source Code Vulnerability Analysis," *Proceedings of IEEE Symposium on Security and Privacy* (2025)

³³⁰ 内閣官房 国家サイバー統括室 「サイバーセキュリティ戦略」(2025 年 12 月 23 日閣議決定)
https://www.cyber.go.jp/pdf/policy/kihon-s/cs_strategy2025.pdf (2025 年 12 月 25 日アクセス)



図 3-4-5 コンピューティング分野の全体見取り図と AI の活用

AI と計算基盤の共進化

高度なコンピューター性能が、より大規模で複雑な AI モデルの学習を可能にし、その AI モデルが新たな計算方式やハードウェア設計を促すことで、再びコンピューター技術が進歩する相互依存的な関係が強まっている。

現在主流のディープニューラルネットワーク（DNN）は、リカレント型（RNN）やコンボリューション型（CNN）といった構造を発展させながら、多様なタスクへの適用範囲を広げてきた。さらに近年は、動的な状態遷移を利用するリザーバ・コンピューティングや、神経細胞のスパイク信号を模したスパイク・ニューラルネットワーク（SNN）など、人間の脳のメカニズムを参考にした新しい計算モデルが提案されている。これらは高性能化のための部分的改良にとどまらず、計算そのもののあり方を根本から変える可能性を持ち、将来のコンピューティングパラダイムを再構築する要素として注目されている。

国内外の関連政策・施策

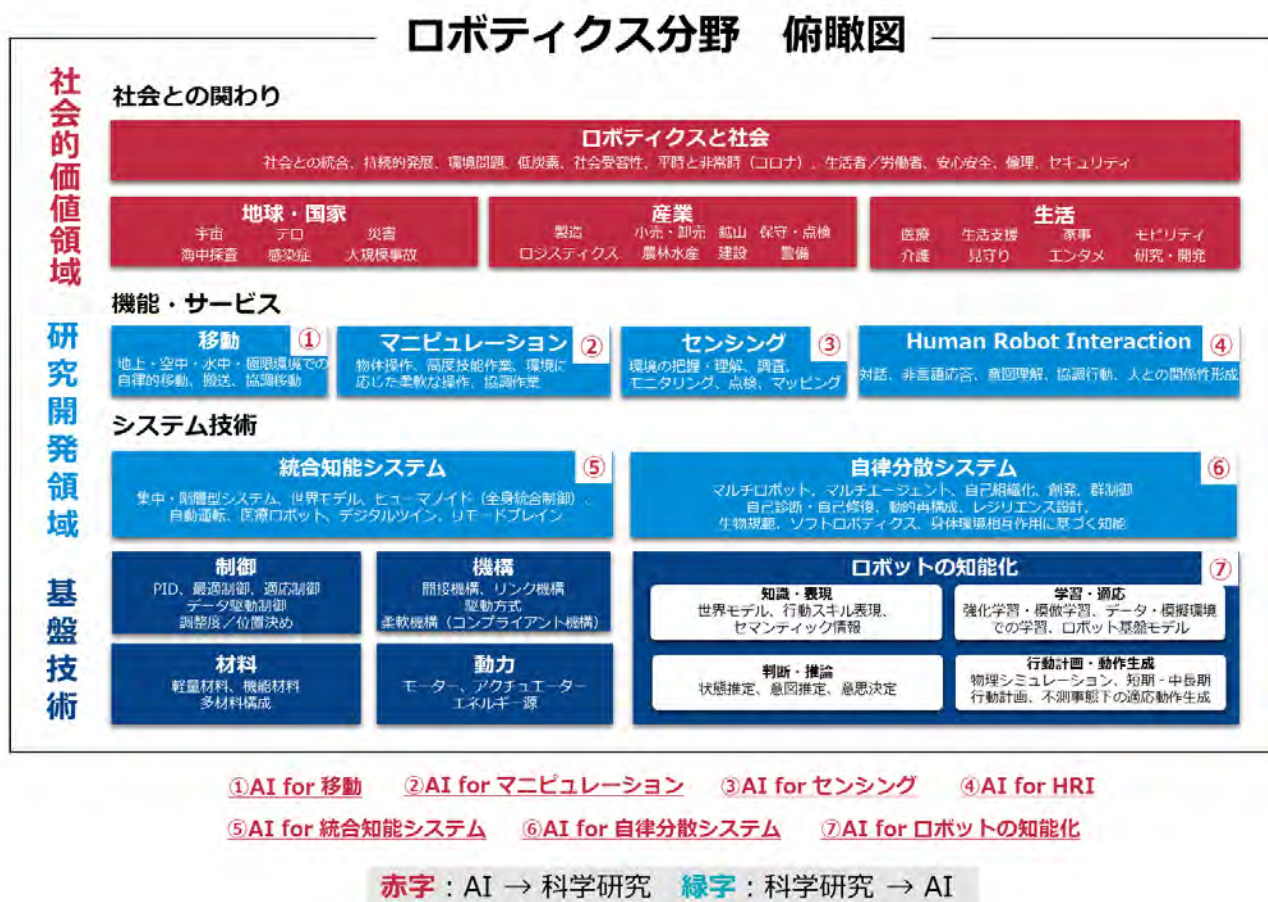
日本では、「人工知能関連技術の研究開発及び活用の推進に関する法律」をはじめとする各種施策に基づき、AI に関する研究開発プロジェクトが実施されている。その中には、次世代の AI モデルや基礎理論を追求するプロジェクトも含まれており、そこから新たな計算方式やコンピューターアーキテクチャへの展開が期待されている。

米国では、NSF や国防高等研究計画局（DARPA）が主導して活発な AI の基礎研究開発を行っており、欧州では Horizon Europe プログラムを通じて、AI・データ・ロボット技術に対する官民連携による大規模な基礎研究投資を継続している。こうした主要国の取り組みの中で、AI コンピューティングは今後も AI とコンピューター双方の発展を駆動する中核領域として位置していくだろう。

<ロボティクス>

ロボティクス分野における AI for Science の現在地

ロボティクス分野でも AI 技術はあらゆる領域で横断的に導入され、これまでロボットが自ら扱うことの難しかった処理や判断が、データに基づく学習により自律的に行われるようになってきている（図 3-4-6）。こうした変化は、ロボットによる「環境の理解」、「状況に応じた判断」、「それに基づく行動調整」といった根本的な能力の向上につながっている。移動、作業、センシング、Human Robot Interaction (HRI)、統合知能、自律分散といった複数の領域において、従来の手設計による固定的な機能から、学習と経験の蓄積によって能力が向上する柔軟なロボットへと変化をもたらしている。この変化の背景には、AI が各処理過程を支える単なる付加技術ではなく、ロボットが実環境に適応し、未知の状況に対しても動作を再構成できるための基盤として機能し始めていることがある。

図 3-4-6 ロボティクス分野の全体見取り図と AI の活用³³¹

計算基盤の進化とロボット知能の高度化

ロボットの知能化は、この十数年で連続的かつ段階的に進展してきた。2010 年代には、深層学習を用いた視覚認識が大きく進歩し、ロボットが物体や地形、人などをより高い精度で認識できるようになった。この結果、歩行や把持といった基礎的動作の安定性が飛躍的に改善し、ロボットが実環境で動作するための最低限の前提条件が整った。2020 年代に入ると、強化学習や模倣学習の実用化が進み、従来はエンジニアが

³³¹ 近年の「フィジカル AI」は、社会的価値領域、研究開発領域、基盤技術の各層にまたがって実現されるロボット知能のあり方として位置づけられる。

細かな調整を行う必要のあった動作生成を、ロボット自身がデータから学び取ることが可能になった。

この流れに加えて、LLM を活用したロボット基盤モデルが登場し、視覚、言語、計画、動作を一体的に扱う統合的な智能アーキテクチャが形成されつつある。ここでは、学習された表現が複数の機能領域を横断的に支えるため、ロボットが未経験の状況に直面しても、蓄積された知識を活用して柔軟に対処できる基盤が整ってきている。こうした計算基盤の進化、ハードウェアの性能向上、大規模データの活用拡大が同時に進んだことで、ロボットの知能化は個別要素の高度化から実世界適応型の総合知能へと移行しつつある。

移動領域と AI

移動領域では、AI 技術はロボットが環境を理解するための基盤として活用され、従来では困難だった複雑な地形や不規則な状況への対応力を高めている。ロボットは深層学習による視覚認識や地形分類を用いて、段差、不整地、人混み、狭隘空間といった多様な環境に対して自律的に動作を調整し、転倒リスクなどを軽減しながら移動できるようになった。

また、強化学習を通じてバランス制御を獲得できるようになり、周囲の状況に応じて姿勢や足運びを細かく調整できるようになったことで、移動の信頼性と安全性は大幅に高まっている。さらに、地図生成・経路選択・障害物回避といった判断処理にも AI が活用され、総合的な移動能力が強化されつつある。これらの進展により、物流・点検・災害対応など高い機動性と安全性が求められる現場での実利用が一段と現実味を帯びてきている。

マニピュレーション領域と AI

マニピュレーション領域でも、AI 技術の導入はロボットが扱える対象と作業範囲を大きく広げている。従来のロボットは、形状や位置があらかじめ固定された部品しか扱えず、少しでも条件が変わると作業が成立しないという制限があった。しかし近年は、画像から物体の把持しやすさを推定するモデル、触覚センサと組み合わせた力加減の制御、人の作業を模倣学習で取り込む手法などが進展し、ばら積み物の仕分け、不定形物の扱い、道具を用いた高度な作業など、より複雑で変動の大きい状況にも対応できるようになりつつある。これにより、製造、物流、医療、介護など、人の技能が求められる現場での代替・補完が可能になり、作業品質の安定化や労働力不足の緩和につながることが期待されている。

センシング領域と AI

センシング領域では、ロボットが取得する膨大なセンサデータの意味解釈に AI が活用されている。ロボットが収集する画像、距離データ、温度、音、触覚などの情報は単独では意味を成しにくいですが、AI を用いて統合的に解釈することで、人間や障害物、異常箇所、劣化の兆候などを高精度で識別できるようになった。また、三次元マッピングや構造物の状態評価にも応用が進み、点検ロボットが広範囲を高速・安全に調査することが可能になっている。さらに近年では、異常の自動検知や劣化進行の予測といった診断レベルの応用も進み、インフラ点検、設備監視、災害現場などで省人化・高精度化・安全性向上を同時に実現するセンシング基盤が構築されつつある。

HRI (Human-Robot Interaction) 領域と AI

HRI の領域では、ロボットによる「人の理解」を担う中核技術として AI が機能している。ロボットが人と同じ空間で協働する状況では、相手の動作、視線、表情、発話などの情報から、意図や次の行動を推定し、安全距離を保ちつつ適切に自らの作業を調整する能力が不可欠である。自然言語処理や視線推定、動作予測モデルが進展したことで、人の曖昧な指示に対しても柔軟に対応できるようになり、対話型モデルの活用に

よって説明、案内、見守り、相談といった対人的サービス領域での応対品質が向上している。これにより、介護、医療、教育、公共サービスなど、人と密接に関わる現場での安全かつ自然な協働が可能になりつつある。

統合知能システム領域と AI

統合知能システムでは、AI が認識、推論、計画、実行を結びつける中心的な役割を果たしている。従来のロボットは、機能ごとに独立して設計されていたため、総合的柔軟性や汎用性に課題があった。現在は、基盤モデルや世界モデルの登場により、画像理解・言語指示・行動計画・動作制御を一体的に扱う枠組みが形成されている。これにより、環境変化に応じた段取りの動的調整や、未経験のタスクにも蓄積された知識を組み合わせ対応したりする能力が高まり、複数のタスクを単一の指示で遂行できるロボット知能の実現に近づいている。

自律分散システム領域と AI

自律分散システムでは、AI が複数ロボット間の協調行動を支える基盤として機能している。複数ロボットが同時に稼働する状況では、相互の位置推定、役割分担、衝突回避、情報共有が不可欠だが、AI によってこれらの判断が自動化され、環境やミッションに応じて最適な協力体制をリアルタイムに形成できるようになった。これにより、単独では困難な広域探索、大規模物流、災害調査などにおいて、作業効率と信頼性の向上が実現されている。

国内外の関連政策・施策

国内外の政策動向を見ると、日本では日本経済再生本部が 2015 年に策定した「ロボット新戦略」以降、産業用ロボットの高度化や人協調ロボットの社会実装を支える研究開発が継続的に行われている。NEDO「革新的ロボット研究開発基盤構築事業」では、ハンドリング、遠隔制御、新素材、動作計画などの基盤技術が開発されており、内閣府 SIP 第 3 期「人協調型ロボティクス」では、HCPS (Human-Cyber-Physical Space) 融合ロボティクスの創出に向けた技術とルール整備が進んでいる。さらに、ムーンショット型研究開発事業 目標 3 では、自ら学習し成長する AI ロボットを目指した長期研究が進行し、身体性と知能の統合設計など、多様なテーマが展開されている。

米国では、ロボット工学の国家ロードマップが更新され、NSF による「Foundational Research in Robotics」が基盤研究を支えている。DARPA による Subterranean Challenge のような大型プログラムは、極限環境での探索能力を大幅に高める成果をもたらしている。中国では、「第十四次五カ年計画」を通じてスマートロボットの開発を推進し、設計、試作、量産を高速で循環させる体制を国家的に整備している。

今後の方向性

ロボティクス分野における AI 活用は、個別機能の高度化にとどまらず、ロボットが実世界に適応し、学習を通じて能力を更新していく「科学的探究の主体」へと近づく変化を生みつつある。移動・作業・センシング・HRI・統合知能・自律分散といった多様な領域で、AI は知覚・推論・行動の基盤として機能し、ロボットが未知環境の構造を理解し、その理解に基づいて行動を再構成するための「科学的方法」に相当するプロセスを実装しつつある。このことは、ロボティクスにおける AI for Science の独自性でもある。すなわち、ロボットはデジタルデータだけでなく物理世界そのものを観測対象とし、そこでの作用を通じてフィードバックを獲得する点で、実験科学に近い構造を有する。そのため、AI を用いたモデル更新は単なるデータ解析ではなく、世界と相互作用することで仮説検証を反復し、知識を蓄積していくプロセスと結びつく。また、

身体性・安全性・協調など、実世界ならではの制約条件が強く働くため、AI・機械学習・計算モデリング・制御工学・センサ工学が高度に統合された研究基盤が不可欠となる。

今後の方向性として日本は、米国や中国のような大規模データや大規模計算資源に依存した物量戦略を採ることが困難である一方、長年にわたり蓄積してきた制御技術、実環境での知見、安全・協調を重視する価値観など、日本固有の強みを有している。汎用ロボットの追求ではなく、分野特化型アプローチを基軸に、現場課題に深く根ざした AI ロボットの開発・実装を進めることが鍵となる。そのためには、AI モデル、身体設計、制御技術、安全性、制度設計を統合的に扱い、実証基盤や共通データ基盤を整備し、限られた資源を最大限に活用できる体制づくりが求められる。こうしたアプローチは、日本がロボティクス分野で持続的に競争力を確保していくうえで現実的かつ合理的な道筋であると考えられる。

4. 【分野別—動向 2：各分野 → AI】AIへの個別分野の貢献

4.1 「AI 研究」および「AI 研究基盤の研究・整備」への各研究分野からの貢献

第2章で述べたように、AI for Science にはその基盤として、「AI そのものの研究」（ここでは、AI 研究と呼ぶ）と、AI を十分に活用して科学研究一般を実行するための「AI 研究基盤の研究・整備」の両方が不可欠となる。本報告書では、これら2つを総称して、「Science for AI」と呼ぶすることとする。そして本章では「個別分野→AI」方向の研究動向に注目し、Science for AI への各研究分野からの貢献について述べる。

図4-1-1は、Science for AI の中で、本章で扱う各研究分野との対応関係を示している³³²。下層から順に、第1層目：「半導体」と環境・エネルギー分野やマテリアル分野、第2層目：「計算基盤」と情報科学の通信・ネットワーク/コンピューティング分野、第3層目：「知識・データ基盤」と情報科学のセキュリティー/通信・ネットワーク分野やマテリアル分野、第4層目：「基盤モデル」と情報科学のロボティクス/AI 研究分野や数理科学分野やその他分野（物理学、言語学、哲学等）となり、計4層で表現している。

以降ではこれらの関係性について、研究分野ごとにそれぞれ詳細にみていく。

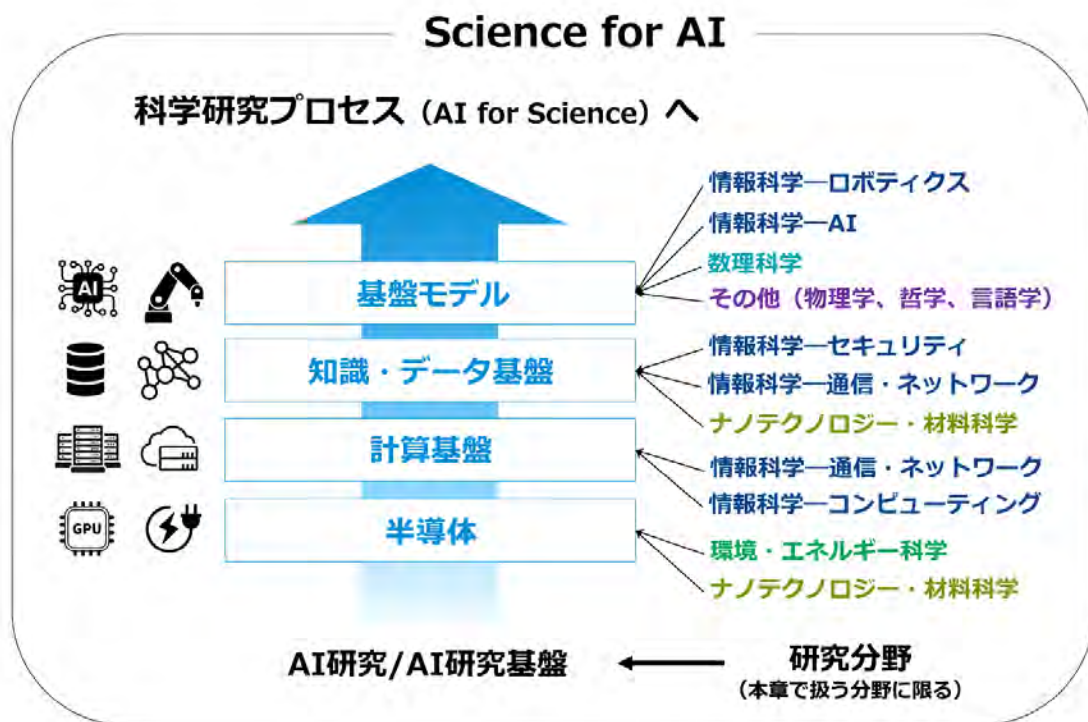


図 4-1-1 Science for AI の全体像

³³² 実際には、他にも多くの研究分野からさまざまなかたちで貢献があると考えられる。本報告書ではまず試験的に、主要な分野を調査したところである。

4.2 情報科学分野 → AI

図 4-2-1 Science for AI と情報科学分野（キーワード³³³）

Science for AI と情報科学分野の役割

情報科学分野の研究開発と AI 関連技術の研究開発とは、もともと同一研究分野における包含関係にあるため、これら 2 つは不可分である。したがって本節では、情報科学分野をいくつかの下位分野に切り分けた上で、それぞれの下位分野における研究開発の動向を示すこととする。

< AI 分野 >

AI 自体の研究開発については、現在主流の基盤モデル（トランスフォーマー型や拡散モデル型など）を用いた生成 AI の発展と、新しい AI モデルの可能性探求という 2 つの面から注目動向を取り上げる³³⁴。

(A) 基盤モデル・生成 AI の発展

(A-1) 推論モデル

大規模言語モデル（LLM）は当初、大量テキストからの学習によって統計的に次の単語を予測する仕組みであったため、複雑な推論課題（数理・計算、論理推論など）に弱かった。この問題に対して、プロンプトに対する応答生成時に時間をかけて多段の推論を行う推論モデルが 2024 年から 2025 年に発表され（OpenAI o1/o3、Gemini Thinking、DeepSeek-R1 など）、数学・科学などの推論課題やプログラミング課題などで従来を大きく超える性能が示された（国際数学オリンピック金メダルに相当する成績達成など）。推論モデルによって生成 AI は、知識の検索・整理だけでなく、深い思考のためにも活用できるようになった。

(A-2) マルチモーダル基盤モデル

当初はテキスト生成や画像生成は別モデルで処理されていたが、テキスト・画像・音声・動画を統合的に処理するマルチモーダル化が急速に進展した。そのベースとなる AI モデルの呼び名も、大規模言語モデルから基盤モデルへと変わった。マルチモーダル化により、人間とより自然で柔軟な対話や自然な動画生成も可能になった。さらに、テキスト系で主流となったトランスフォーマーモデルが画像などにも広がり、また、

³³³ バブルレイアウトのアイデアは、「Fudan University, Shanghai Academy of AI for Science, Nature Research Intelligence, "AI for Science 2025" *Nature* (2025). <https://www.nature.com/articles/d42473-025-00161-3> (2025 年 12 月 10 日アクセス)」から着想

³³⁴ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「研究開発の俯瞰報告書 システム・情報科学技術分野～領域別動向編～（2026 年）」人工知能（AI）AI モデル（CRDS-FR-S102-202602）（2026 年 2 月）

画像系で用いられていた拡散モデルがテキスト系や動作生成系にも導入されるなど、モデルの統合・共通化も進んでいる^{335, 336}。

（A-3）長文コンテキスト処理

In-Context 学習では、当初、数千トークン程度しか扱えなかったが、最近は百万トークン級の長文コンテキスト処理が可能なものも出てきている。これにより、数百ページの文書や巨大なプログラムコード群を一度に読み込み、要約や解析を行うことが現実的になった。これは法務・科学研究・ソフトウェア開発など幅広い応用分野で、知識の断片的検索から体系的理解へと活用が広がると期待される。

（A-4）高効率化アーキテクチャー

基盤モデルの巨大化に伴い、計算負荷や消費電力の急増が問題になるため、高い性能を維持しつつ、より効率的なモデル（規模を抑えたモデル、省電力モデル）とするための工夫やアーキテクチャーの改良が進められている。MoE（Mixture of Experts：専門家混合モデル）³³⁷、モデル圧縮（枝刈り、蒸留、量子化など）³³⁸、状態空間モデル（State Space Model：SSM）³³⁹などが検討されている。

（A-5）世界モデル

世界モデルは、外界（世界）から得られる観測情報に基づいて、外界の構造を学習によって獲得するモデルであり、それを用いることで予測・推論（シミュレーション）などが可能になる。（A-2）に挙げたマルチモーダル化の進展を取り込むとともに、物理法則との整合も重要なファクターであり、複数の切り口から精緻化・高度化が進んでいる。（A-6）のロボット基盤モデル（フィジカル AI）や（A-10）の科学研究向け基盤モデルのための基盤にもなる。

（A-6）ロボット基盤モデル

従来、ロボットの行動・動作はタスクごとに個別にプログラムしたり、模倣学習・強化学習したりすることが必要だったが、基盤モデルを用いることで、さまざまなタスクに対する行動計画や動作生成を行う汎用性の高い枠組みができつつある。ただし、実環境で扱う対象物や場の状況は多様で個別的なので、ロボット実機やシミュレーターで大量の状況・動作を学習したロボット基盤モデルが作られている。AI が身体を持って実環境で動作する「フィジカル AI」（Physical AI、Embodied AI）へ取り組みが活発化している。

（A-7）オープン基盤モデル

OpenAI や Google などの超大規模な最先端モデルが技術情報を非公開としている一方で、Llama や DeepSeek に代表されるオープンウェイトモデルの利用が広がっている。オープンウェイトモデルは、ソースコードや学習データセットは必ずしも公開されないが、ウェイト（パラメーター）が変更可能なので、用途向けカスタマイズや情報セキュリティ確保などが可能になる。また、LLM-jp プロジェクトのように、研究開発のために、ソースコード、学習方法、データ仕様なども公開するオープンソースモデルへの取り組みも行われている。

（A-8）科学研究向け基盤モデル

本報告書の 1 章～3 章で説明してきたように、AI 活用によって科学研究プロセスを加速・革新する、AI for Science の取り組みが活発化している。AlphaFold がタンパク質の構造予測において、それ以前と比べてはるかに高い精度を達成し、2024 年のノーベル化学賞を受賞した。テキストの代わりにアミノ酸配列を学習したタンパク質言語モデルなど LLM・基盤モデルの科学研究応用も進んでおり、生命科学、材料科学、物理学、気象などをはじめ、さまざまな科学分野にこの動きが広がっている。そこでは、ChatGPT や Gemini の

³³⁵ Yifan Li, Kun Zhou, Wayne Xin Zhao, et al., “Diffusion Models for Non-autoregressive Text Generation: A Survey”, *arXiv* (2023)

³³⁶ Rosa Wolf, Yitian Shi, Sheng Liu, et al., “Diffusion Models for Robotic Manipulation: A Survey”, *arXiv* (2025).

³³⁷ Weilin Cai, Juyong Jiang, Fan Wang, et al., “A Survey on Mixture of Experts”, *arXiv* (2024).

³³⁸ Xunyu Zhu, Jian Li, Yong Liu, et al., “A Survey on Model Compression for Large Language Models”, *arXiv* (2023).

³³⁹ Albert Gu and Tri Dao, “Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces”, *arXiv* (2023).

ような汎用基盤モデルだけでなく、各科学分野・研究プロセス向けにカスタマイズした基盤モデルが必要になる。

(A-9) エージェント型 AI

LLM・基盤モデルに基づく生成 AI は、プロンプトに対して応答を返すところまでであるが、エージェント型 AI (Agentic AI、AI エージェント) は、Web 検索など他のアプリケーションを起動したり、ストレージ上のデータを読み書きしたりして、自律的にタスクを遂行する。タスクの遂行のためには、タスクをサブタスクに分解して実行する手順をプランニングすることが必要だが、このプランニングは生成 AI によって可能になった。ソフトウェア開発プロセス、調査業務プロセス、科学研究プロセスをはじめ、さまざまな分野でエージェント型 AI の開発・活用が広がりつつある。

(A-10) AI モデルの安全性・トラスト

AI による判定や応答が人間と判別が難しい、あるいは、人間を上回るものになったことで、さまざまなリスクが生じており、その対策技術が必要になっている。ここでは AI モデル自体の問題を挙げると、もっともらしく聞こえる誤情報の生成 (ハルシネーション) や倫理的・社会的に不適切な応答などを抑制する技術開発、フェイク生成などの悪用をしにくくするための生成コンテンツの出自管理のための技術開発、生成 AI 特有の脆弱性を突く攻撃に対する防御技術などが含まれる。

(A-11) AI モデルのメカニズムの理解

LLM・基盤モデルはめざましい性能向上を示しているが、「なぜこのように動くのか」、「どの部分が何をしているのか」といったモデル内部の仕組み (メカニズム) は、まだ十分に理解されていない³⁴⁰。メカニズムの理解を目指す研究は、AI の機能・性能の改良につながるだけでなく、モデルの信頼性・安全性・制御性の向上や人間の知能との比較という面でも重要な研究テーマである。

その一例として、LLM の性能に関わる興味深い現象 Grokking^{341, 342}の解析が進められている。Grokking は、大量データの学習を進める過程において、丸暗記のような過学習の段階を過ぎて、ある時点から急に、抽象化された構造や規則性を見いだしたような汎化性能が獲得されるように見える現象である。LLM 内部の機能や局所的な性質を調べる取り組みも進められている。モデル内部の活性状態を概念が示唆される多数の特徴に分解するスパース自己符号化 (Sparse Autoencoder : SAE)³⁴³、LLM の中間層の情報を書き換えて動作変化を分析し、機能・役割を解釈するモデル編集 (Model Editing)^{344, 345}などの方法が知られている。

(B) 新しい AI モデルの可能性探求

(B-1) パターン処理と記号処理の融合および二重過程理論

第1・2次AIブームでは記号処理が中心だったが、第3次ブーム以降はニューラルネットワークによるパターン処理が主流となった。両者を統合する試みは古くからあったが、近年は、人間の思考を「即応的思考 (システム1)」と「熟考的思考 (システム2)」に分ける二重過程理論³⁴⁶を踏まえたAI研究が進んでいる

³⁴⁰ Lee Sharkey, Bilal Chughtai, Joshua Batson, et al., “Open Problems in Mechanistic Interpretability”, *arXiv* (2025).

³⁴¹ Alethea Power, Yuri Burda, Harri Edwards, et al., “Grokking: Generalization Beyond Overfitting on Small Algorithmic Datasets”, *arXiv* (2022)

³⁴² Neel Nanda, Lawrence Chan, Tom Lieberum, et al., “Progress measures for grokking via mechanistic interpretability”, *arXiv* (2023).

³⁴³ Hoagy Cunningham, Aidan Ewart, Logan Riggs, et al., “Sparse Autoencoders Find Highly Interpretable Features in Language Models”, *arXiv* (2023).

³⁴⁴ Kevin Meng, David Bau, Alex Andonian, et al., “Locating and Editing Factual Associations in GPT”, *arXiv* (2022).

³⁴⁵ Kevin Meng, Arnab Sen Sharma, Alex Andonian, et al., “Mass-Editing Memory in a Transformer”, *arXiv* (2022).

³⁴⁶ Daniel Kahneman, “Thinking, Fast and Slow” (Farrar, Straus and Giroux, 2011) (邦訳: 村井章子訳, 『ファスト&スロー: あなたの意思はどのように決まるか?』, 早川書房, 2014 年)

³⁴⁷。当初、システム1はニューラルネットワークによる帰納型のパターン処理、システム2はルール記述・プログラミングによる演繹型の記号処理のような2系統が想定されたが、自然言語で対話できる生成AI、さらには推論モデルが登場したことで、システム1だけでなくシステム2も、ニューラルネットワークで実現されつつある。ただし、システム2に関わる長期記憶や知識・経験の蓄積は、まだうまく扱えていない面があり、さらに研究が進められている。

(B-2) 認知発達とAIモデル

人間は、生まれてから幼児期に、明示的な教師データや報酬関数を与えられずとも、身体性および身体的・社会的相互作用を通して、外界のものを認識して行動する能力や、言語を話し理解する能力を獲得していく。基盤モデルに基づく現在のAIモデルは、このような認知発達の仕組みを備えていない。この仕組みを構成論的なアプローチで研究開発するのが、認知発達ロボティクス^{348, 349}と呼ばれる研究分野である。さまざまな認知機能の発達が、感覚・運動情報の予測符号化という共通メカニズムによって理解できそうだということが分かってきた³⁵⁰。予測符号化 (Predictive Coding)³⁵¹とは、現時刻・空間の信号から、将来や未知空間の信号を予測できるように、予測誤差最小化原理に基づいて、その対応関係 (内部モデル) を学習することである。このメカニズムに基づくならば、現在の基盤モデルで不可欠な大規模事前学習は不要になる。言語獲得については記号創発ロボティクス³⁵²としてのモデル化が進められている。

(B-3) 共生・共感のためのAIモデル

生成AIは自然な応答が可能になったが、人間の感情や文脈、文化的背景を十分に理解しているとは言えない。今後、AIが社会で人と共存・協働し、パーソナルAIとして寄り添うには、単体性能の向上だけでなく共生・共感を重視した設計が不可欠である^{353, 354}。相手の感情や心理状態の理解、共有基盤 (コモングラウンド) の形成を目指す研究が進められており、これが人間中心のAI社会実現の鍵となる。

(B-4) 進化的モデルマージ

大量のデータと計算資源をかけて大規模な基盤モデルを構築するのではなく、複数の既存モデルを融合して新しい基盤モデルを作る「モデルマージ」と呼ばれる手法がある。モデルマージでは、もとにする複数モデルのどのモデルからどの部分を抽出して、どのように新しいモデルに反映するかを決めることが必ずしも容易ではない (設計者の直感や経験則に頼っていた)。これに対して、Sakana AI は、進化的アルゴリズムを用いることで、より良いマージ方法を効率よく見つける「進化的モデルマージ (Evolutionary Model Merge)」³⁵⁵を開発した。基盤モデル開発のコストを抑えるとともに、個々のモデルの強みを掛け合わせる事が可能な新しい取り組みである。

(B-5) AGI・ASIの可能性

³⁴⁷ Yoshua Bengio, "From System 1 Deep Learning to System 2 Deep Learning", Invited Talk in *the 33rd Conference on Neural Information Processing Systems* (NeurIPS 2019; Vancouver, Canada, December 8-14, 2019). <https://slideslive.com/38922304/from-system-1-deeplearning-to-system-2-deep-learning>

³⁴⁸ Angelo Cangelosi and Matthew Schlesinger, *Developmental Robotics: From Babies to Robots* (The MIT Press, 2015) (邦訳: 岡田浩之・谷口忠大・他, 『発達ロボティクスハンドブック: ロボットで探る認知発達の仕組み』, 福村出版, 2019 年)

³⁴⁹ Angelo Cangelosi and Minoru Asada (editors), *Cognitive Robotics* (The MIT Press, 2022).

³⁵⁰ 長井志江「認知発達の原理を探索: 感覚・運動情報の予測学習に基づく計算論的モデル」『ベビーサイエンス』(2016)

³⁵¹ Rajesh P. N. Rao and Dana H. Ballard, "Predictive coding in the visual cortex: a functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects", *Nature Neuroscience* (1999)

³⁵² 谷口忠大『心を知るための人工知能: 認知科学としての記号創発ロボティクス』(共立出版, 2020 年) .

³⁵³ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「戦略プロポーザル: 次世代 AI モデルの研究開発」(CRDS-FY2023-SP-03) (2024 年 3 月)

³⁵⁴ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「俯瞰セミナー&ワークショップ報告書: 人・AI 共生社会のための基盤技術」(CRDS-FY2025-WR-08) (2025 年 3 月) .

³⁵⁵ Takuya Akiba, Makoto Shing, Yujin Tang, et al., "Evolutionary Optimization of Model Merging Recipes", *arXiv* (2024)

汎用人工知能（AGI）は、人間と同等の水準で、多岐にわたるタスクを柔軟にこなせるAIであり、超知能（ASI）は、あらゆる分野のタスクで、人間の能力を凌駕するAIである。最近のAIの性能向上・機能拡大が非常に急速であるため、AGI・ASIの実現が近いという論調が強まっている。ただし、そこに至るための技術的な見通しについては、複数通りの見解がある。その一つは、現在のトランスフォーマーをベースとした基盤モデルのアーキテクチャーの延長で、学習データやモデル規模のスケーリングによってAGI・ASIに至り得るというものである。一方、現在のアーキテクチャーの延長だけでは無理で、AGI・ASIの実現には克服しなければならない技術的課題（例えば、物理世界の状況・身体性や物理法則、長期的推論・計画、感情や価値観・常識の理解、内省・メタ認知など）があるという見解もある。

< コンピューティング分野 >

AI はもともとコンピューターサイエンス（Computer Science：CS）の主要な技術領域の一つであり、両者は密接に関係しながら発展してきたことを3章でも述べた。AIの進歩はCSの理論や技術基盤に支えられており、同時にAIの新たな要求がCSの発展を促すという、相互補完的な関係にある。また、CSの発展はAIに限らず、他の多くの科学技術分野の高度化にも寄与している。例えば、大規模なソフトウェア開発や高度なハードウェア設計は、いずれも高性能コンピューター（スーパーコンピューターを含む）の存在を前提としており、これらはCSの成果によって支えられている（コンピューティング分野とAIへの貢献については、図3-4-5も参照）。

プロセッサアーキテクチャー（CPUやGPUなどの計算構造）の例を挙げると、従来のコンピューター性能の向上は、「ムーアの法則（半導体の集積度が約18～24か月ごとに倍増する）」に支えられてきた。しかし近年、この法則の物理的限界が見え始めている。さらに、2010年頃から登場したディープニューラルネットワーク（Deep Neural Network：DNN）によってAIの計算負荷は飛躍的に増大した。AIの処理（ワークロード）はこれまでの汎用計算とは異なり、積和演算（Multiply-Accumulate Operations）が全体の約7割を占めることや、低ビット精度（少ないビット長）で十分な演算が可能であることなど、従来の汎用プロセッサでは効率的に処理しづらい特性を持っている。

こうした背景から、従来のフォン・ノイマン型アーキテクチャー（「メモリ」と「演算装置」を分離して処理する仕組み）を超える、新たな計算構造が登場している。代表的なものには、データの流れに基づいて並列処理を行うデータフロー・アーキテクチャー、脳神経の働きを模倣した省電力型のニューロモーフィック・コンピューティング、データをメモリ上で直接処理するインメモリー・コンピューティングなどがある。これらの技術の中には、大規模な再構成可能型データフロー・プロセッサとして実用化され、AIの学習や推論処理において大幅な高速化と省電力化を実現しているものもある。

日本では、NEDOが主導する「高効率・高速処理を可能とするAIチップ・次世代コンピューティング技術開発」プロジェクトが進められており、AI専用プロセッサ（AIチップ）の研究開発が進行中である。米国では、半導体産業の国内回帰と研究支援を目的とするCHIPS and Science Act（2022年施行）に基づき、国家半導体技術センター（NSTC: National Semiconductor Technology Center）を中心とした開発体制が整備されている。欧州でも、2030年までに世界の半導体市場シェアを20%に引き上げることを目指すEuropean Chips Actが施行され、設計ツール開発や量子研究、スタートアップ支援ファンドなどに重点的な投資が行われている。

このように、AIの進化はコンピューティングアーキテクチャーとそこに必要な半導体デバイスの革新を強く促している。AIとCSの関係は単なる技術連携にとどまらず、両者が互いを高め合う「共進化的関係」にある。今後は、エネルギー効率・柔軟性・スケーラビリティを兼ね備えた次世代アーキテクチャーの開発が、AI研究と産業応用の両面を支える鍵となる。

<通信・ネットワーク分野>

通信・ネットワークインフラには、5G や 6G などの無線・モバイル通信だけでなく、有線や固定通信も含まれる。近年は特に光通信技術の高度化が重要な課題となっている。AI 処理の観点からは、これまで主に遠距離通信に用いられてきた光通信技術を、データセンター内部、さらにはサーバー内部でも活用しようとする動きが進んでいる。これは「オール光ネットワーク（All Photonics Network：APN）」と呼ばれる構想であり、通信の高速化・低遅延化を目的として、情報伝達と計算をより密接に結びつける新たなインフラ像を目指している。

このように、今後の通信基盤の整備においては、通信機能だけでなく計算（コンピューティング）機能も含めた一体的な設計と運用が求められる。例えば、光通信を活用することで通信遅延を大幅に低減できるため、計算資源（演算・記憶・ストレージなど）を物理的に分散配置し、必要に応じてネットワークを通じて柔軟に結合するディスアグリゲーティッド・コンピューティング（Disaggregated Computing）（図 4-2-2①）が研究・開発されている。この手法により、データ通信を行いながら必要な計算リソースを動的に確保し、AI 処理などの目的に応じた分散的かつ効率的な演算が可能になる。

また、セキュリティやプライバシーの観点から、個々の端末（エッジ）でデータを保持したまま機械学習を行い、学習結果のみをサーバー側に送信して統合するフェデレーテッド・ラーニング（Federated Learning）（図 4-2-2②）と呼ばれる手法も注目されている。この手法では、生データを中央のサーバーに送信する必要がないため、個人情報や機密データを保護しながら AI モデルの精度向上を実現できる。

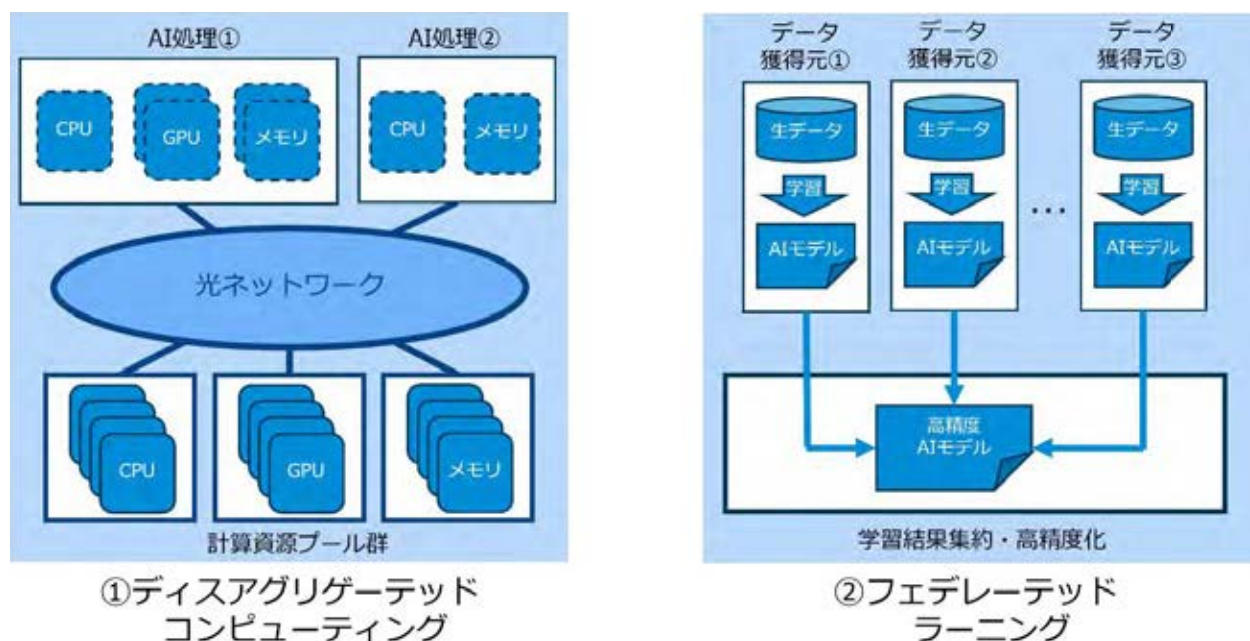


図 4-2-2 通信・ネットワーク分野における Science for AI への貢献

これらの新しい計算・通信手法を実際に成立させるためには、それらを支えるネットワーク構成そのものを AI 処理に最適化する必要がある。このように、AI のための通信・ネットワーク基盤を設計・実装し、効率的な AI 処理を可能にする取り組みが、今後ますます重要になっていくであろう。

<セキュリティ分野>

AI モデルを安全に運用するためには、システム基盤そのものの防御と、AI 特有の脅威への対策の両面が

不可欠である。基盤システムには、外部からの不正侵入や情報漏えいを防ぐためのサイバーセキュリティ、ハードウェアやソフトウェアの改ざんを防ぐハードウェア／ソフトウェアセキュリティの実装が求められる。さらに、AI 自体が攻撃対象となるため、AI を攻撃から守るためのセキュリティ（Security for AI）技術の確立も必須となっている（セキュリティ分野と AI への貢献については、図 3-4-4 も参照）。

Security for AI：AI を守るためのセキュリティ

AI セキュリティ（Security for AI）の研究開発は、AI の進展と合わせて、そのリスク対策として取り組まれており、AI への攻撃の研究と、攻撃から AI を守る研究が平行して行われている。

予測 AI への攻撃と防御

予測 AI³⁵⁶に対する攻撃における攻撃者の目的は主に、可用性低下（例：性能劣化、誤作動の誘発、応答遅延の発生）、完全性侵害（例：予測・診断結果の改ざん）、プライバシー侵害（例：機密情報の抽出）に分類される。これらの目的を達成するために、攻撃者がアクセスして制御可能な対象には、学習データ、テストデータ、ラベル情報、モデル本体、ソースコード、および MLaaS（Machine Learning as a Service）などがある。予測 AI への攻撃は、こうしたアクセスして制御可能な対象の脆弱性を突く形で実行される。

主な攻撃手法には、回避攻撃（Evasion Attack）、ポイズニング攻撃（Poisoning Attack）、およびプライバシー攻撃（Privacy Attack）などがある。回避攻撃は、意図的に人間では判別が難しい小さな摂動を加えた敵対的サンプル（Adversarial Examples）を利用して AI の識別を誤らせる攻撃である。ポイズニング攻撃は、AI モデルの学習データに不正なデータを意図的に追加することで、AI の識別を誤らせる攻撃である。プライバシー攻撃は、学習データに含まれる個人情報や機密情報をモデルから搾取する攻撃である。

これらの攻撃は、学習ステージまたは運用ステージで実行されるかによってさらに区別される。また、攻撃者の知識の範囲に応じて、モデル構造、学習データ、パラメータなどを既知とするホワイトボックス攻撃と、すべてまたは一部が未知であるとするブラックボックス攻撃やグレーボックス攻撃に分けられる。これらの攻撃手法やアクセスして制御可能な対象、ステージ、攻撃者の知識範囲などを対象として、AI の脆弱性を事前に見つける研究が行われている。

防御では、回避攻撃の対策として、防御側で敵対的サンプルの生成と学習を繰り返す敵対的学習がある。ポイズニング攻撃の対策については、攻撃対象がデータ、ラベル情報、モデル本体、ソースコードなど多岐にわたるためその包括的な対策が難しく、データ準備段階での信頼できるデータソースを厳選することが重要である。また、学習段階での異常な学習挙動の監視や、運用段階でのモデル性能劣化の監視、ポイズニング攻撃への耐性が高いモデルを構築する研究が行われている。プライバシー攻撃の対策の基本は、攻撃者による個人情報の推定を困難にすることであり、これを実現する方法としては差分プライバシーや連合学習³⁵⁷を用いる方法が研究されている。

生成 AI への攻撃と防御

生成 AI に対する攻撃者の目的は、予測 AI と同様に、可用性低下（例：応答品質の劣化、出力遅延の発生）、完全性侵害（例：出力コンテンツの改ざんや操作）、プライバシー侵害（例：機密情報の抽出や Application Programming Interface（API）キーやパスワードの漏えい）に分類される。生成 AI に特有なものとして、

³⁵⁶ 米国の国立標準技術研究所（National Institute of Standards and Technology：NIST）の報告書 NIST AI 100-2 E2023 “Adversarial Machine Learning: A Taxonomy and Terminology of Attacks and Mitigations”（2024 年 1 月）では、AI を文字や画像の識別を行う予測 AI（Predictive Artificial Intelligence：PredAI）と文書や画像などの生成を行う生成 AI（Generative Artificial Intelligence：GenAI）に分類している。

³⁵⁷ 連合学習の参加者に攻撃者が含まれる可能性がある場合、別途、対策が必要となる。

誤用（例：不正コンテンツの生成、フィッシング文書の作成、差別・誹謗中傷の誘導）がある。これらの目的を達成するために、攻撃者がアクセスして制御可能な対象には、学習データ、プロンプト入力（例：他の生成 AI や Retrieval Augmented Generation (RAG) などの外部データベース）、補助データ（例：ドキュメントやウェブページ）、モデル本体、生成アルゴリズムのソースコードなどが存在する。生成 AI への攻撃は、これらの制御対象の脆弱性を突く形で実行される。

主な攻撃手法には、プロンプトインジェクション攻撃 (Prompt Injection Attack)、ポイズニング攻撃、モデル抽出や情報漏えいを目的とするプライバシー攻撃などがある。プロンプトインジェクション攻撃では、生成 AI のセーフガードや倫理制約を回避する脱獄 (Jailbreak) プロンプト攻撃がある。プライバシー攻撃では、学習に用いられた個人情報や機密情報が生成文として意図せず出力されるメモリーリークがある。予測 AI と同様に生成 AI でも、攻撃手法、アクセスして制御可能な対象、ステージ、攻撃者の知識範囲など、それぞれのケースを対象として AI の脆弱性を事前に見つける研究が行われている。

プロンプトインジェクション攻撃への対策は、ユーザープロンプトの検証と悪影響を与えるプロンプトを排除するサニタイズが基本である。明確な区切り文字や専用の命令記述言語を用いてユーザーによる指示とシステム命令を明確に分離し、ユーザー入力がシステムの設定を変更させないようにすることが重要である。また、生成された出力を監視し、機密情報や有害なコンテンツが生成されたことを検知することなどにより、必要に応じて出力をフィルタリングすることも重要である。さらに、RAG などの外部データベースや補助データに対する定期的な監査に加え、検索結果の利用方法を制限することも対策となる。

エージェント型 AI のセキュリティ

LLM は、単なるテキストを生成するチャットボットから、メールの送信やカレンダーへの予定登録、データベース操作、ウェブ検索など、外部ツールと連携して自律的にタスクを遂行する「エージェント」へと進化している。この変化に伴い、攻撃もより巧妙でリスクの高いものへと高度化している。LLM への初期の攻撃は、プロンプトインジェクションやジェイルブレイクなどにより、LLM を不正に動作させたり、倫理的・安全上の制約を回避して不適切な応答をさせたりすることを目的としていた。しかし、現在、攻撃者の目的は、LLM を不正に操作して連携しているシステムやデータベースに直接的な被害を与えたり、外部のシステムに不正に侵入して機密情報を搾取したりすることなどにシフトしており、攻撃による影響の拡大が懸念されている。例えば、EchoLeak と呼ばれるプロンプトインジェクション攻撃では、攻撃者がシステムに直接侵入するのではなく、LLM を操作してシステム内の機密情報を搾取したことが報告されている³⁵⁸。

このような攻撃に対処するためには、AI セキュリティの知識データベースを構築し、攻撃者が最終目的を達成するために用いる攻撃の戦術 (Tactics)、テクニック (Techniques)、手順 (Procedures) を理解した上で、包括的な対策を講じることが求められる。

AI セーフティー

AI の普及に伴い、AI への攻撃のリスクに対処するための安全性 (AI セーフティーと呼ぶ) に関する研究が重要になっており、LLM を含む AI セーフティーに関する研究も盛んに行われている。LLM は、利用者が与えた指示文 (プロンプト) に対して回答を出力する。LLM には、プロンプトの指示により学習データセットに含まれる機微な情報が LLM から出力されたり、マルウェアのソースコードが生成されたりすることを防ぐためのセーフガードが実装されているが、これを破る手法も報告されている。任意の要求に全て応える

³⁵⁸ Erfan Shayegani, Yue Dong, Nael Abu-Ghazaleh, "Jailbreak in pieces: Compositional adversarial attacks on multi-modal language models," *Proceedings of the Twelfth International Conference on Learning Representations (ICLR 2024)* <https://iclr.cc/media/iclr-2024/Slides/17767.pdf> (2025 年 9 月 1 日アクセス)。

ような役割を与える方法や、質問形式で誘導していく方法、特定の入力トリガーとなるようなバックドアを事前に会話の中でインプットする方法などがあり、プロンプトを巧妙に設計することで、セーフガードを回避して悪性の挙動を行うような指示ができる可能性がある。

このような問題に対処するために、LLM を利用した AI サービスから機微な情報が漏えいするリスクを評価した研究³⁵⁹や LLM を利用したシステムに対する攻撃手法を評価した研究³⁶⁰、セーフガードを回避する悪性のプロンプトを検知・防止する研究³⁶¹などが行われている。LLM の安全性は重要な研究テーマであり、安全性の強化が進められている。

ハードウェアセキュリティー for AI

AI への攻撃から守るための研究開発は、ハードウェアセキュリティーの分野でも行われている。AI システムへの攻撃では、電磁波として漏えいするサイドチャネル情報を利用することで、AI モデルの高精度な逆解析手法が提案されている。AI への物理的な攻撃は、AI モデルの機密性、完全性、可用性を脅かす脅威であり、TEMPEST、SCA、FIA、HT に対する対策が急がれる（3.4 節のうち、＜セキュリティー分野＞を参照）。

AI とトラスト

2025 年は「AI エージェント元年」といわれているように、AI は単なる道具というよりも、助手や秘書のような役割を担えるエージェント型 AI（AI エージェント）として、自律性・汎用性を高めつつある。これまで、道具としての AI であっても、生成 AI がしばしば出力するハルシネーション（もっともらしく感じられる誤情報）、生成 AI の悪用によって作られるフェイク画像・動画・音声、深層学習 AI のブラックボックス性がもたらす予測困難で動作保証されない振る舞いなどは、人々が AI をトラストすることを妨げる要因になっている。そのため、「信頼される AI」（Trustworthy AI）に向けて、ハルシネーション抑制・自己検証技術、フェイク検出技術、説明可能 AI（Explainable AI：XAI）技術などの研究開発が進められている。

しかし、自律性・汎用性の高まったエージェント型 AI が広く活用されるようになると、上述のような AI 単体のトラストという観点だけでなく、複数のエージェント型 AI が連携・協調・交渉したり、エージェント型 AI が人同士の場合と同じように人々とやり取りしたりといったことが起こる中でのトラスト、いわば人・AI 共生社会におけるトラストの観点が必要になる。例えば、エージェント型 AI や生成 AI が、人や他の AI との交渉・対話において、目的を達成するために相手を欺く応答をすることが観測されており、そういった欺瞞や裏切りの検知・対処方法が研究されている。また、人とエージェント型 AI（あるいはロボット）との間のトラスト形成のために、両者の間の価値整合（Value Alignment）が有効であることも指摘されている。このように「信頼される AI」から「人・AI 共生社会におけるトラスト」へと、AI に関わるトラスト研究が広がっている。

＜ロボティクス分野＞

AI 研究において、ロボティクスは単なる応用領域ではなく、深く相互に作用し合う研究基盤としての重要性を高めつつある。AI 関連学会では、以前からロボットを対象とした研究が一定の存在感をもっていたが、近年では「フィジカル AI」や「AI ロボット」といった概念の登場に象徴されるように、実世界での身体性・

³⁵⁹ Nils Lukas, Ahmed Salem, Robert Sim, Shruti Tople, et al., "Analyzing Leakage of Personally Identifiable Information in Language Models," *Proceedings of 2023 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)* (IEEE, 2023)

³⁶⁰ Zhuo Zhang; Guangyu Shen; Guanhong Tao, et al., "On Large Language Models' Resilience to Coercive Interrogation," *Proceedings 2024 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)* (IEEE, 2024) <https://doi.org/10.1109/SP54263.2024.00208>.

³⁶¹ Xinyue Shen, Zeyuan Chen, Michael Backes, et al., "Do Anything Now: Characterizing and Evaluating In-The-Wild Jailbreak Prompts on Large Language Models," *Proceedings of the 2024 on ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security* (ACM, 2024)

環境との相互作用を前提とした AI 研究が、AI の本流の 1 つとして位置づけられつつある。ロボットは、AI にとってタスクの適用先であると同時に、実世界での行動を通じて学習や推論の妥当性を検証する実験環境であり、AI の能力・限界・課題を明らかにする研究インフラでもあるとも言える。

ロボティクスは、AI がこれまで必ずしも十分には扱ってこなかった「物理法則」、「制約」、「不可逆性」、「安全性」などの実世界の特性を明示的に扱う学問体系であり、その蓄積は AI 研究に新たな視点をもたらす。特に、ロボット制御や最適化、フィードバック制御、力学モデル化といった分野は、大規模モデルであっても避けられない実世界の誤差・不確実性・ノイズと向き合うための理論的基盤として価値を有する。また、ロボットが直面する「限定的データ」、「安全性制約」、「リアルタイム性」などの実装要件は、AI モデルが現実世界でどのように振る舞うべきかという問いに具体的な形を与え、AI 研究の視座を拡張する。

さらに、ロボティクスは「身体性 (embodiment)」が知能の形成にどのように寄与するかを検証可能な実験場であり、行動モデルや世界モデルに必要なデータ構造・表現・学習過程を明確化する役割を果たす。単なる模倣や最適化を超えて、知能が環境の変化に応じて自身を更新し続けるためには何が必要か、という問いに対して、ロボットが実世界で失敗し、再計画し、適応する過程そのものが重要な研究機会となる。こうした「環境と身体の相互作用を通じた学習」は、シミュレーションのみでは獲得しきれない、AI 研究に不可欠な洞察を生成し得る。

また、ロボティクスは、AI 研究の倫理・安全性・社会受容性に関する課題を先行して経験してきた領域でもある。協働ロボットや介護ロボットの開発では、人との距離、危険推定、説明可能性、社会規範との整合が古くから議論されており、これらの知見は AI 全般のガバナンスや制度設計を考える上で貴重な参照点となる。AI が社会の中で安全に運用されるためには、ロボティクスが培ってきた工学的安全設計や、人の意図推定・行動予測に基づく協調設計の知識が不可欠である。

このように、ロボティクスは AI に対して、単なる応用先にとどまらず、研究方法、思考様式、課題設定、評価基準に至るまで、多面的に影響を与える存在となっている。AI とロボティクスは相互補完的な関係にあり、AI の発展はロボットの能力を拡張し、ロボットの存在は AI 研究に実世界を理解するための視座を提供する。両者を往復しながら研究が深化する構造は今後さらに強まり、実世界で動く知能の設計に向けた学術的融合が、次世代の AI 研究の重要な潮流となっていくと考えられる。

4.3 数理科学分野 → AI



図 4-3-1 Science for AI と数理科学分野（キーワード）

Science for AI と数理科学分野の役割

AI の進化を支えるのは、アルゴリズムやデータだけではなく、それらを理論的に裏付ける数理科学の知見も重要である。AI が高性能化・大規模化するほど、その内部構造を理解し、信頼性・透明性・安全性を確保するための数学的基盤が重要となる。数理科学は、AI の「説明可能性」や「セーフガード技術」などの概念を体系化し、論理・確率・最適化といった多様な枠組みを統合することで、より信頼できる AI 社会の構築に貢献している（数理科学分野と AI への貢献については、図 3-4-2 も参照）。

AI における説明可能性の向上

AI の説明可能性（Explainability）の欠如を数学的に克服するためには、現在主に、現象を精密に記述する数理モデルの構築と、データの特徴をより豊かに表現できる高表現力のデータ記述子（データ表現）の設計の、2つのアプローチが有力視されている。前者は、生命科学、材料科学、気象学などの分野で機械学習手法と数理モデルを融合させて進展している。後者は比較的新しい試みであり、幾何学やトポロジーといった先端数学を応用し、データがもつ構造的特徴を反映した新しいデータ表現を設計しようとするものである。例えば自然言語処理では、単語をベクトルとしてユークリッド空間に埋め込む「表現学習（embedding）」が行われているが、近年では、データがもつ幾何的・位相的構造を反映させた埋め込み空間を設計することで、AI の学習能力を向上させる研究が進められている。これらの取り組みは、すでに個別の応用領域で顕著な成果を挙げており、今後の理論的整理と一般化が期待されている。

また、機械学習、特にディープラーニング（深層学習）の学習過程を微分方程式としてモデル化する研究も活発化している。これは、学習を連続時間の最適制御問題や偏微分方程式として記述することで、学習の理論的理解や設計を数学的に支える試みである。実際、ディープラーニングの学習過程は「平均場ゲーム方程式」と呼ばれる数理モデルと同様の構造をもち、同分野で発展した解析手法が AI の学習過程の解釈や改善に応用されている。

AI システムのセーフガード技術

AI システムの安全性や信頼性を保証するための「セーフガード技術」においても、数学の論理的枠組みが

重要な役割を果たしている。従来の情報システムでは、安全性を形式的な論理手法で保証してきたが、近年主流となっている統計的 AI（確率的推論や学習に基づく AI）はその動作原理が異なるため、両者の統合は容易ではない。この「論理」と「統計」を橋渡しする考え方として提案されているのが、論理的セーフガードの概念である。すなわち、AI による出力は最終的な意思決定ではなく「提案」ととどめ、その提案を論理的・ルールベースの仕組みで検証し、採用または却下を判断するという構成である。これにより、AI の提案内容に対して透明性や解釈可能性、説明可能性を確保することができる。

このようなアプローチは、AI による判断の正当性や公平性の検証が困難であるという現実的課題に対する有力な解として注目されている。言い換えれば、統計的 AI と論理的技術を組み合わせたハイブリッド型のシステムアーキテクチャが求められている。具体的な事例としては、英国の新たな研究支援組織 ARIA（Advanced Research and Invention Agency）が 2024 年に開始した「Safeguarded AI プログラム」が挙げられる。また、自動運転の分野でも、統計的 AI による制御の上に論理的セーフガードを重ね、安全基準や国際規格への適合を目指す研究が国内外で進められている。

統計的 AI システムの設計論

統計的 AI がもつブラックボックス性を克服し、安全で信頼できる AI システムを構築するためには、数理的に裏付けられた新たなシステム設計論が必要である。上記のセーフガード技術が個別の対策であるのに対し、ここで目指すのはより一般的な「ブラックボックスシステム設計論」としての体系化である。これには、離散的なプログラムモデルだけでなく、連続値を扱う最適化理論や確率統計など、統計的機械学習に対応する新しい数学的枠組みを取り入れる試みが進んでいる。

また、学習済みの深層ニューラルネットワークを対象として、その性質を形式的に検証するホワイトボックス的手法も研究されている。代表的な手法として、SMT ソルバ（充足可能性モジュロ理論）、最適化手法、抽象解釈などを用いた形式検証があり、AI モデルの整合性や安全性を数理的に保証することを目的としている。さらに、学習済みモデルだけでなく、学習データや学習過程を含めた包括的検証の枠組みを構築しようとする研究も始まっている。

もっとも、統計的 AI の複雑な振る舞いを完全にホワイトボックス化することは困難である。そのためテストやモニタリングなどの経験的手法を組み合わせ、実用的な信頼性を確保する軽量形式手法（lightweight formal methods）が現実的な解として注目されている。このように、統計的 AI を安全かつ信頼性の高い形で運用するためには、論理的手法と統計的手法を統合した新しい数理体系の構築が不可欠である。

AI などに見られる最適化問題への貢献

AI やデータサイエンス分野では、しばしば超大規模最適化問題が現れる。これは、膨大なデータやパラメータを扱う際に、最適解を探索するための計算が極めて複雑化する問題であり、その効率的な解法の開発は AI 技術の基盤的課題の 1 つである。特に、精度と計算効率の両立を実現するアルゴリズムの設計は、AI の性能向上に直結する。

この分野では、確率的最適化（stochastic optimization）と呼ばれる手法が重要な役割を果たしている。アルゴリズムにランダム性を導入することで、決定論的（完全に規則に基づく）手法では回避が難しい「病的なケース」（＝直感的な理解が成り立たない特異的な不安定挙動）を避け、より安定した計算を可能にする。このアプローチは、ディープラーニングの学習アルゴリズムにも応用され、学習効率や汎化性能の向上に寄与している。現時点では、日本の貢献は世界的に突出しているとは言えないものの、今後強化すべき重要な研究領域であると考えられる。理論数学、応用数学、計算科学の連携を通じて、次世代 AI の基盤を支える数理的最適化技術としての発展が期待されている。

4.4 マテリアル分野 → AI



図 4-4-1 Science for AI とマテリアル分野（キーワード）

Science for AI とマテリアル分野の役割

急速に発展する AI 技術の基盤となるのが、大規模な学習や情報処理を支えるデータセンターである。しかし現在、世界的にコンピューティング能力の逼迫が進むとともに、データセンターが消費する膨大な電力・水資源による環境負荷が顕在化しており、その持続的な整備が喫緊の課題となっている。こうした課題の解決には、ナノテクノロジーや材料科学の進展による貢献が強く期待されている。

高性能・省電力化を両立する半導体・光通信技術

データセンターのコンピューティング能力を飛躍的に向上させつつ、消費電力を削減するには、低消費電力かつ高速処理が可能な半導体デバイスや、大容量・低遅延・低エネルギー通信を実現する光通信技術の導入が不可欠である。また、これらのデバイスやシステムを安定稼働させるには、半導体チップ内部からサーバーラック全体に至るまでの精密な熱管理技術（放熱技術）の確立が重要となる（次節に詳述）。

中央処理装置（Central Processing Unit : CPU）や画像処理装置（Graphics Processing Unit : GPU）などの先端ロジックチップの高性能化に向け、世界各地で研究開発が加速している。ベルギーの IMEC（Interuniversity Microelectronics Centre）、台湾の TSMC（Taiwan Semiconductor Manufacturing Company）、日本の Rapidus などが代表的な研究機関・企業であり、2 ナノメートル世代以降の半導体に対応する GAA（Gate-All-Around）構造、新材料、製造プロセスの研究が進められている。

さらに、AI 処理を高速化するために設計された専用ハードウェア（＝AI アクセラレータ）の開発も進展している。代表例として、GPU（NVIDIA）やテンソル処理装置（Tensor Processing Unit : TPU、Google など）が挙げられる。AI アクセラレータは今後、クラウドだけでなくエッジデバイス（スマートフォンや IoT 機器など）にも搭載が広がる見込みであり、さらなる高速化と省電力化の両立が技術開発の焦点となっている。

次世代 AI チップ：脳型コンピューティングと新材料技術

従来の半導体設計を超え、AI アクセラレータと比較した際の桁違いの低消費電力化の実現を目指して、人間の脳の情報処理を模倣する回路（ニューロモルフィック技術）や、自然現象・生体機能を利用した回路をAI コンピューティングに応用する研究も進んでいる。具体的には、抵抗変化型メモリ（Resistive Random Access Memory : ReRAM）や磁気抵抗型メモリ（Magnetoresistive Random Access Memory : MRAM）を用いた3次元積層型コンピュータ・イン・メモリ（Compute-in-Memory : CIM）、ニューロモルフィック・チップによるクラウドサーバシステムの試験運用、リザーバー・コンピューティング（動的システムを利用した情報処理）などが注目されている。

これらの技術により、小型・省電力なAIチップの実現が進み、スマートフォンやIoT機器などのエッジデバイス上で、AIを直接実行できるようになる。これにより、クラウドへの通信を必要としないリアルタイム応答やプライバシー保護が実現され、将来的にはエッジ側でのAI学習処理も可能となることが期待されている。

光通信と熱管理技術の革新

AIの高効率処理を支える技術として、データセンター内の光通信技術の重要性が一層高まっている。特に、サーバラック間やボード間を接続する大容量・低遅延・低消費電力通信の実現が課題であり、これを支える技術として次のような研究が進展している。

- ・ 高速光変調器などの光通信装置の開発
- ・ 光デバイスと電子回路を一体化するシリコンフォトニクス
- ・ 新素材を組み合わせたヘテロ集積技術（異種材料集積技術）の高度化

これらの光技術は、従来の電気通信に比べて消費電力を大幅に削減できるため、データセンター全体のエネルギー効率向上に寄与すると考えられる。また、これらのシステムを安定稼働させるためには、マルチスケールの熱管理が不可欠である。半導体チップ内部から、2次元・3次元のパッケージング、演算・通信ボード、さらにはラックへの実装に至るまで、階層的に熱を制御する技術が求められている。さらに、日本が強みを有する高効率かつ高信頼性のパワーデバイス技術は、電力効率の向上が喫緊の課題となっている現状において、AIの持続可能な発展を支える基盤技術として期待される。

カーボンニュートラルと資源循環への貢献

AIを含む次世代情報通信システムの持続可能な発展のためには、カーボンニュートラルと資源循環の推進が不可欠である。

カーボンニュートラルに関してわが国は、再生可能エネルギーの導入に向けたエネルギー変換・貯蔵技術として、次世代太陽電池の実証および量産体制の整備が進展している。また、従来型の太陽電池についても、国土面積当たりの導入実績では世界1位となっている。蓄電池に関しては、基礎研究から製造基盤の強化に至るまで、幅広い領域で取り組みが進められている。電解・燃料電池においては、貴金属触媒の使用量削減に向けた技術開発が進展している。さらに、CO₂の分離回収および炭素循環技術に関しても、材料およびプロセスの両面から研究開発が推進されている。資源循環の観点では、未利用資源や使用済み製品からの有用物の抽出・回収、ならびに太陽電池セル、リチウムイオン電池、合金・複合材料、希土類磁石、高分子材料など各種材料・デバイスのリサイクル技術に関する研究開発が展開されている。

政策的支援と国家的取り組みの展開

これらの研究開発を後押しする政策として、2020 年度に創設された「グリーンイノベーション (GI) 基金事業」が挙げられる。NEDO が主導し、「2050 年カーボンニュートラルに伴うグリーン成長戦略 (2021 年、閣議決定)」および「GX 実現に向けた基本方針 (2023 年、閣議決定)」に基づいて、研究開発の成果を社会実装へと展開する企業等を対象に、最長 10 年間にわたる支援を行っている。

2023 年には「脱炭素成長型経済構造への円滑な移行の推進に関する法律 (GX 推進法)」が制定され、2024 年からは「脱炭素成長型経済構造移行債 (GX 経済移行債)」の発行が開始された。これにより調達された資金は、GI 基金を含むさまざまな脱炭素関連事業に活用されている。JST が 2023 年度に開始した「革新的 GX 技術創出事業 (GteX)」では、「蓄電池」や「水素」などを重点領域とし、多様な専門性をもつ研究者が結集し、統合的なチーム型研究が遂行されている。

さらに、経済産業省は 2024 年、半導体および AI 分野に対し、2030 年度までの 7 年間で 10 兆円以上の公的支援を行う「AI・半導体産業基盤強化フレーム」を策定した。この枠組みの財源にも GX 経済移行債が活用されており、本フレームを活用した事業として、JST の「次世代エッジ AI 半導体研究開発事業」や、NEDO の「ポスト 5G 情報通信システム基盤強化事業」が進められている。「次世代エッジ AI 半導体研究開発事業」は 2025 年に開始され、文部科学省と経済産業省が共同で策定した研究開発計画に基づき、超低消費電力等の革新的な次世代エッジ AI 半導体の実現に向け、アカデミアが行うべき技術の産業界への橋渡しを意識した研究開発が推進される。「ポスト 5G 情報通信システム基盤強化研究開発事業」においては、2024 年より、産業技術総合研究所 (AIST) のスーパークリーンルーム産学官連携研究棟を主要拠点とする技術研究組合最先端半導体技術センター (Leading-edge Semiconductor Technology Center: LSTC) が、研究プロジェクト「2nm 世代半導体技術によるエッジ AI アクセラレータの開発」を開始している。

また、文部科学省では 2025 年 7 月より、マテリアル先端リサーチインフラ (ARIM) の枠組みのもとで新たに「半導体基盤プラットフォーム (ARIM-SETI)」を開始した。本プラットフォームは、従来の ARIM の体制に豊橋技術科学大学を加えた全国 26 法人によって構成され、日本の半導体分野における研究基盤の連携・強化を目的としている。加えて、「次世代 X-nics 半導体創生拠点形成事業」(2022 年度～) では、2035 ～2040 年頃の社会に必要とされる革新的半導体の創出を目指して研究が推進されている。

4.5 環境・エネルギー分野 → AI



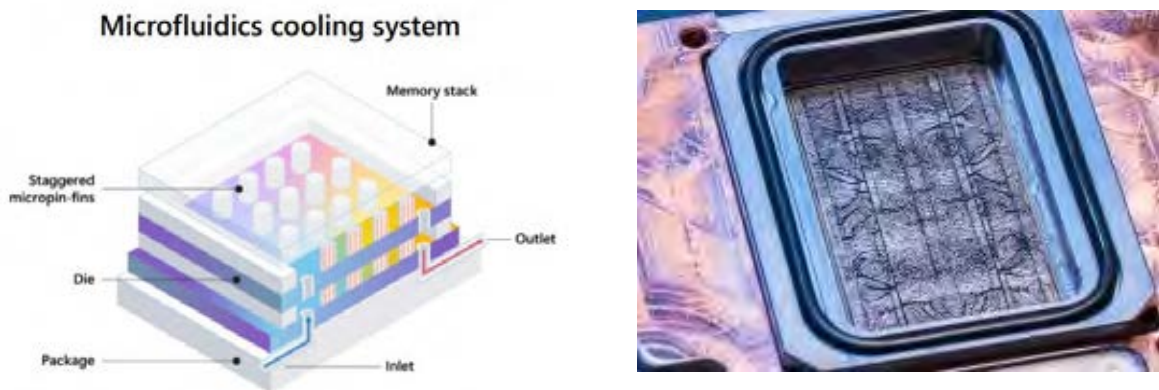
図 4-5-1 Science for AI と環境・エネルギー分野（キーワード）

Science for AI と環境・エネルギー分野の役割

AI の開発・運用には、増え続ける電力消費や環境負荷への対処の問題がつかまとう。近年、大規模モデルに代表される AI モデルの高性能化に伴い、計算資源の需要は急増し、データセンターの電力需要や冷却負荷が環境へ与える影響の大きな要因となっている。このため、冷却・熱制御の革新が、環境・エネルギー分野における研究開発の重要テーマとなっている。

チップからラックまで：冷却・熱制御技術の進展

AI チップの高密度化（集積度向上）に伴って発熱量の著しい増大を迎えるなか、その対策として従来の空冷に代わって、液体冷却や熱電素子による局所冷却技術が注目されている。たとえば「マイクロ流体冷却」を用いれば、シリコンチップ裏面に微細流路（マイクロチャネル）を形成し、冷却液を直接流して熱を除去することができる。この方式は、空冷に比べて伝熱面積と熱伝達率を大きく取れるため、冷却効率が低いとされる。また、チップごとの熱特性（発熱分布や負荷変動）を AI で推定し、冷却液の流量・流路切替をリアルタイムで最適化して、エネルギー効率を高めることができる（AI 冷却最適化）（図 4-5-2）。

図 4-5-2 AI チップ発熱対策—マイクロ流体冷却³⁶²

³⁶² Microsoft, “AI chips are getting hotter. A microfluidics breakthrough goes straight to the silicon to cool up to three times better.”, <https://news.microsoft.com/source/features/ai/microfluidics-liquid-cooling-ai-chips/> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

さらに材料側からのアプローチとして、ダイヤモンド・ブランケット構造による熱伝導および熱拡散の強化も進んでいる。ダイヤモンドは極めて高い熱伝導率を持つため、チップ間に多結晶ダイヤモンドのサーマルビア（熱伝導柱）を形成して垂直方向の放熱経路を確保することで、3D 積層でも冷却性能を飛躍的に向上させることができる（図 4-5-3）。

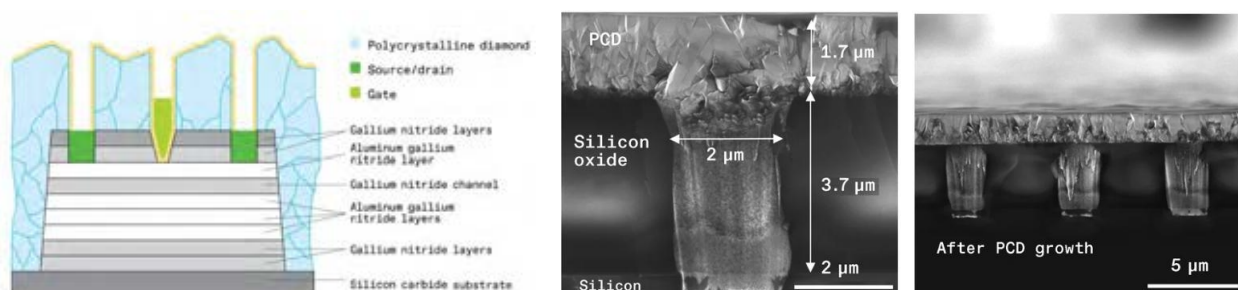


図 4-5-3 AI チップ発熱対策—ダイヤモンド・ブランケット³⁶³

電力システムの高度化：デジタルツインと AI の協調

AI は、電力システムの予測や制御、さらには障害発生時の対応の高度化にも大きく貢献している。再生可能エネルギー（再エネ）は天候や季節によって出力が大きく変動するため、電力システムの運用に不確実性をもたらす。これに対し、AI を活用した運用シナリオの自動生成や、現実のシステムを仮想空間で再現するデジタルツイン技術の導入が進んでいる。

ここでいうデジタルツインは、発電機、送電網、電力需要（負荷）、再エネ出力の変動など、電力システムを構成する要素を高精度にモデル化し、仮想空間上で物理的な挙動を再現する技術を指す。これにより、実際のシステム運用を模擬した膨大なケーススタディを行うことが可能になる。たとえば、極端気象（台風・猛暑など）や設備障害を想定したシナリオを AI が多数学習し、その結果をもとに実運用データでファインチューニング（微調整）を行うことで、モデルの予測精度と信頼性を大幅に向上させることができる（図 4-5-4）。

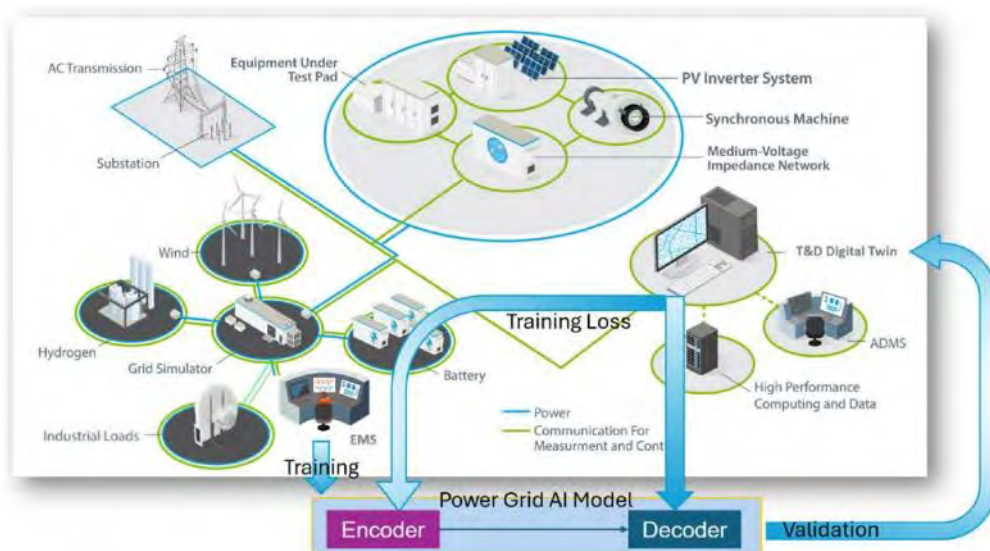


図 4-5-4 電力システム予測・制御高度化³⁶⁴

³⁶³ IEEE Spectrum, “Diamond Blankets Will Keep Future Chips Cool” (2025 年 10 月 20 日), <https://spectrum.ieee.org/diamond-thermal-conductivity> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

³⁶⁴ Seong Lok Choi et al, Generative AI for Power Grid Operations, US National Renewable Energy Laboratory (NREL) Technical Report (2024 年 11 月) <https://docs.nrel.gov/docs/fy25osti/91176.pdf> (2025 年 12 月 9 日アクセス)

このように、AI とデジタルツインを組み合わせることで、電力需給の安定化、停電などの障害時の迅速な復旧対応、さらには再エネ導入拡大に伴うリスクの低減が実現されつつある。AI は単に電力の需給予測を支援するだけでなく、リアルタイムの系統制御やエネルギーマネジメント全体の最適化にも寄与し、次世代の持続可能な電力インフラの中核を担う技術となりつつある。

4.6 その他分野（物理学、哲学、言語学） → AI

本節では、その他の研究分野から、特に注目すべきと考えられる研究事例をピックアップして紹介する。ただし、ここで取り上げるのは各分野内の全体を俯瞰して導いた代表例ではなく、あくまで個別の事例である点にご留意いただきたい。

4.6.1 物理学（個別分野） → AI

物理学分野で注目したい個別事例として、「学習物理学」を取り上げる。「学習物理学」³⁶⁵は物理学と AI（機械学習）を融合して基礎物理学を変革し、新法則の発見や新物質の開拓につなげることを目指す先駆的な研究領域であり³⁶⁶、科研費・学術変革領域研究（A）「学習物理学の創成」（2022 年度～2026 年度）（領域代表：橋本幸士）³⁶⁷で研究が進む。

AI for Science の視点から、学習物理学の特徴は、大きく 3 つに分けられると考えられる。

1 つ目は、物理学と AI の双方向性である。「AI → 物理学」としては、計算物理学における量子配位生成の革新的な加速を目指す AI 計算物理、素粒子物理学における大型加速器実験の発見感度向上と対応する理論の精密化を目指す AI 素粒子物理、物性物理学における量子複雑領域までの拡張/量子ゆらぎ量子縫いの解明を目指す AI 物性物理、といった研究が進められている。一方で、「物理学 → AI」としては、物理学のドメイン知識を用いた深層学習の機構の数理解明と課題対処法の分類、統計力学による学習計算困難の問題の克服/理論と実践を通貫する枠組みの整備、位相幾何学による物理学親和的なニューラルネットワーク学習手法の開発といった研究が進められている。

2 つ目は、物理学と AI の類似性への着目である。ここでの「類似性」が指し示す意味はさらに、①方法論的類似性と、②構造的類似性の 2 つに分けられると思われる。前者の方法論的類似性では、仮に物理学を「何らかの観測データから数式で表される経験則を導出して、さらにその経験則を体系的に説明できる自然法則を発見する知的営み」と評するとするならば、AI を同様に、「データにもとづく計算をする（推論する）ことによって高度な知見を得る技術」と評することもできる。したがって、両者は研究の方法論レベルでの類似性が見込まれ、これゆえ AI と物理学との共進化を期待することができるとの考え方である³⁶⁸。

続いて後者の概念的類似性では、物理学をはじめとした自然科学においてこれまでに発見されてきた知見や手法と AI の技術とのあいだで、概念的な類似性が認められる事象が多く存在する^{369, 370}（図 4-6-1）。たとえば、AI の拡散モデル（Diffusion model）は、画像、音声、動画の生成において注目を集める生成モデルであり、データにノイズを徐々に加えていきデータを完全なノイズに変換する拡散過程と、さらにこの完全なノイズから徐々にノイズを除去するデノイズの逆拡散過程によって、データを生成する³⁷¹。そして重要なことにこの両方の過程で、物理学のブラウン運動等での粒子のランダムな動きを数学的に記述するランジュバン方程式や、粒子の経路を評価する経路積分などの手法が活用されている。このような概念的類似性の発見は、物理学と AI 双方の研究のさらなる探究や、開発のためのヒントとなる。

³⁶⁵ 「「学習物理学」という名前は私たちの造語であって、機械学習と物理学をくっつけて「楽しく物理学をやる」ためのキーワード」とであると述べられている（橋本幸士「「学習物理学」の創成：AI と物理学の融合研究領域」『日本神経回路学会誌』（2025））

³⁶⁶ 橋本幸士（編）『学習物理学入門』（朝倉書店、2024）。

³⁶⁷ 科学研究費助成事業（科研費）・学術変革領域研究（A）「学習物理学の創成」（2022 年度～2026 年度）

<https://mlphys.scphys.kyoto-u.ac.jp/>（2025 年 12 月 10 日アクセス）

³⁶⁸ 東京大学次世代知能科学研究センター連続シンポジウム第 11 回「物理学者の価値観を揺さぶる AI の台頭」（2022 年 10 月 3 日）

<https://www.ai.u-tokyo.ac.jp/ja/activities/act-archive/act-20221003>（2025 年 12 月 10 日アクセス）

³⁶⁹ 科学技術振興機構研究開発戦略センター「機械学習と科学」（CRDS-FY2020-WR-13）（2021 年 3 月）

³⁷⁰ 学術変革領域研究 A「学習物理学」の創成、シンポジウム「AI と物理学の融合：学習物理学から生成科学へ」（2025 年 6 月 22 日）<https://mlphys.scphys.kyoto-u.ac.jp/GS/GS.html>（2025 年 12 月 10 日アクセス）

³⁷¹ 岡野原大輔『拡散モデル データ生成技術の数理解』（岩波書店、2023）

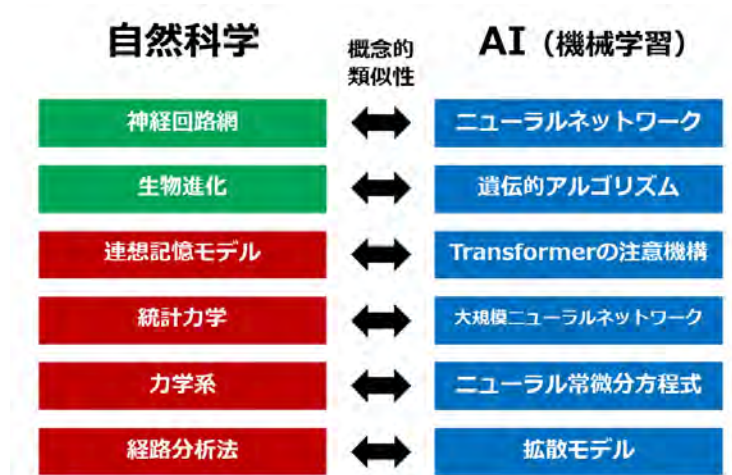


図 4-6-1 自然科学と AI のあいだの概念的類似性³⁷²
 （緑は生物学、赤は物理学、青は AI の知見や技術を表している）

またさらに、AI をキーワードとして、AI との概念的類似性を示す複数の自然科学の分野間における類似性や関連性の発見も期待され、普段話さことのなかった異分野の研究者たちをつなぐバウンダリー・オブジェクトとしての役割を果たす可能性もある³⁷³。

3 つ目は、AI による自律的な新奇知見の発見である。2 つ目の特徴で「物理学と AI の類似性」を挙げたように、両者は方法論的にも概念的にも、類似の性質を抱える。このような背景を踏まれば、AI が物理学の過去の研究を再現したり、法則性を経験則的に予言したりすることの次のステップとして、AI がアブダクション（仮説生成）までもも実行することが想定される。AI によるアブダクションの達成を以て、本領域が目標とする、物理学の新法則の発見や新物質の開拓を実現することができるようになる（図 4-6-2 左）³⁷⁴。

さらにこのような考えを推し進めていけば、AI という巨大なニューラルネットワークそのものが科学理論あるいはモデルの総体であると仮定することもできるかもしれない。すなわち、アブダクションの対象はもはや物理学だけに限られることなく、あらゆる科学分野を対象として適用され、その結果、AI が観察、仮説、実験、査読、引用までも含めた科学の社会的な営み全体を生成する、「生成科学 (Generative Science)」^{375, 376, 377}へとつながる可能性がある（図 4-6-2 右）。科学的創造そのものを包括的にモデル化しようとする生成科学は、いわば、「AI = “Science”」（AI が「科学」そのものを生成する）と換言することもできるかもしれない。したがって、学習物理学や生成科学の取り組みは、AI と科学の共創によってもたらされる新たな知の創造体系の構築に向けた、現行の科学観を再構築しようとするモデルケースとして、位置づけることができる。

³⁷² 図は、筑波大学 広野雄士准教授による「AI と共に実験データから物理を抽出する」の講演スライドを基に CRDS が改変

³⁷³ 広野雄士「学習物理学から生成科学へ 物理学と AI 技術の融合による科学の未来」『数理科学 2026 年 1 月号 生成科学～人間と AI が共創する新たな科学のかたち～』（サイエンス社, 2026）

³⁷⁴ 学術変革領域研究 A「学習物理学」の創成 第二期公募研究応募のための説明会資料より
<https://www.youtube.com/watch?v=s445EeC-j78>

³⁷⁵ Tadahiro Taniguchi, Shiro Takagi, Jun Otsuka, et al., “Collective Predictive Coding as Model of Science: Formalizing Scientific Activities Towards Generative Science”, *arXiv* (2024)

³⁷⁶ 谷口忠大「生成科学 (Generative Science) へようこそ！」『日本神経回路学会誌』(2025)

³⁷⁷ 橋本幸士「巻頭言～物理学を「生成する」とはどういうことか～」『数理科学 2026 年 1 月号 生成科学～人間と AI が共創する新たな科学のかたち～』（サイエンス社, 2026）



図 4-6-2 学習物理学から生成科学へ

4.6.2 哲学（個別分野） → AI

哲学はAIの研究開発における、概念的（知能とはなにか）・方法論的（どう作るのか）・認識論的（信頼に足るのか）・倫理的（どうあるべきか）基盤を提供し、技術的・工学的アプローチを補完する役割を担うと考えられる。本節では、中でも特に、概念的・方法論的側面を中心に述べる。

AI研究の「善き批判者」としての哲学

AI研究の黎明期には科学的な動機から、「知能とはなにか」、「知能の働きをコンピューター上で実現できるのか」といった、哲学的な議論が活発に行われた。当時（1970年代後半～90年代はじめ）の議論の焦点は、AIにできないことを明らかにすることにあり^{378, 379}、「コンピューターで人間のような思考を実現する」と標榜するAI研究者と、それを批判する哲学者との対立構造があった³⁸⁰。しかしながら古典的AI研究の停滞に伴って哲学者からの関心が低下していくと、こうした議論もしだいに立ち消えになっていった³⁸¹。一方で、第3次AIブーム以降、AIを用いたさまざまなアプリケーションが実用化されるにつれて、工学的な動機からの取り組みが活発になっている³⁸²。そして現在は、生成AIや大規模言語モデルの登場とその急速な発展を背景に、AIが人間の知能に近づいていくなか、AIと人間・社会との関係はどうあるべきか、（人間およびAIにおける）知能とは何か、といった哲学的な問いが再び沸き上がりつつある。こうして哲学とAI研究とは再接近を迎え、改めて、AI研究を前に進める善き批判者として役割が期待されている。

AIフロンティアへと導く原動力

人工知能学会が作成した「AIマップβ2.0」³⁸³のマップDでは、「知能とはなにか？」を探究するAI研究のキーワードをマッピングして示している（図4-6-3）。

³⁷⁸ 科学技術振興機構社会技術研究開発センター「インタビュー「人工知能の哲学2.0」に挑む（鈴木貴之）」（2021年7月16日）
<https://www.jst.go.jp/ristex/hite/topics/459.html>（2025年12月9日アクセス）

³⁷⁹ ヒューバート・L. ドレイファス（著）、黒崎政男（翻訳）、村若修（翻訳）『コンピューターには何ができないか：哲学的人工知能批判』（産業図書、1992）

³⁸⁰ 松尾豊『人工知能は人間を超えるか ディープラーニングの先にあるもの』（KADOKAWA/中経出版、2015）

³⁸¹ 鈴木貴之、大澤博隆、清田陽司、三宅陽一郎、大内孝子「レクチャーシリーズ：「AI哲学マップ」〔第10回〕SFから読み解く人工知能の可能性と課題」『人工知能』（2022）

³⁸² 科学技術振興機構研究開発戦略センター「次世代AIモデルの研究開発」（CRDS-FY2023-SP-03）（2024年3月）

³⁸³ 人工知能学会「AIマップβ2.0（2023年5月版）」<https://www.ai-gakkai.or.jp/aimap/latest-ja>（2025年12月9日アクセス）

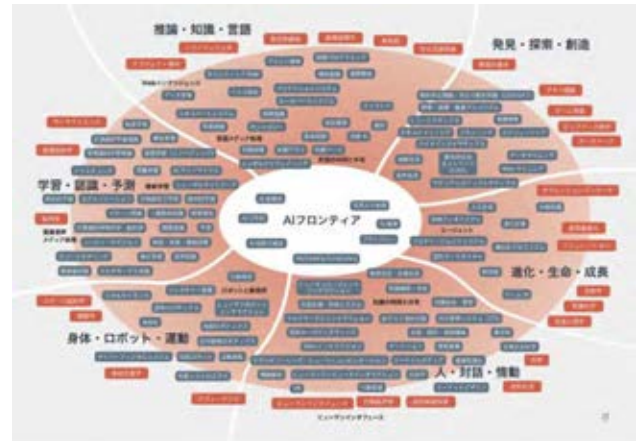
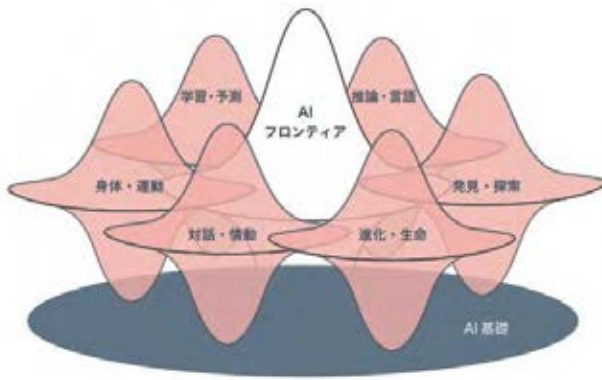


図 4-6-3 多様な AI 研究と中心に位置するフロンティア（「AI マップ β 2.0」マップ D）

マップ D が描く AI 分野の中空構造は、他の科学分野と比較した際の当該分野の特異性を浮き彫りにする。多くの科学分野では一般に、基礎的な理論を分野の中心に置いてそこからの広がりによって、関連する周辺分野が派生して、外へ外へと発展していく傾向にある。これに対し、AI 分野は逆の構造をとる。AI 研究では、主に構成論的アプローチ、すなわち「システムをつくって動かす」ことによって、知能の本質に迫ろうとする方法がとられる。そのため中心の探求は一旦保留としつつ、まずは周辺分野の厚みを増しながら研究が進み、そこから徐々に、中央に位置する「AI フロンティア（＝知能とはなにか）」へと探究が向かう流れを形成している。そして、現状、未だ空白地帯となっているこの「AI フロンティア」へと向かわせる原動力の一つが、哲学であるかもしれない³⁸⁴。理論的前提を揺さぶり、思考の枠組みの見直しを迫ることで、AI 研究においてこれまで当たり前だと思われ見逃してきた部分に光を当てる。このような新しい基礎理論の導出は、知の前提を問い直す哲学の力がフックとなって為されることが多いとも言われる³⁸⁵。

コラム：古典的 AI 研究への貢献

第 2 次 AI ブームの際には、哲学から AI 研究への批判が積極的に繰り広げられた。ここでは有名な 3 つの問題を取り上げて紹介する（図 4-6-4）。

古典的 AI への哲学的批判（例）

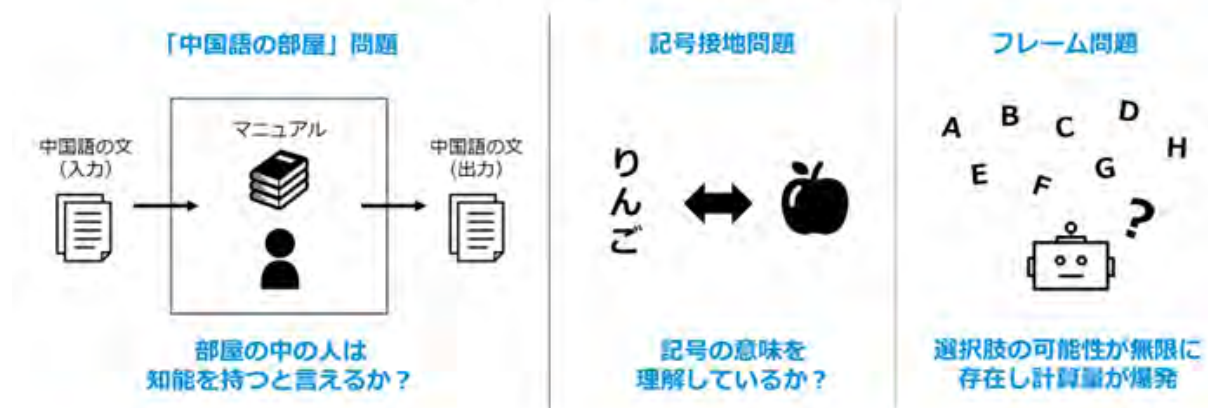


図 4-6-4 古典的 AI への哲学的批判（例）

³⁸⁴ 清田陽司、三宅陽一郎「レクチャーシリーズ「AI 哲学マップ」開始にあたって」『人工知能』（2021）

³⁸⁵ 三宅陽一郎、清田陽司「レクチャーシリーズ「AI 哲学マップ」【中間報告】—哲学と人工知能を結ぶ空間—」『人工知能』（2022）

ジョン・サールによる「中国語の部屋」(The Chinese Room)の思考実験³⁸⁶では、アラン・チューリングが提案したチューリングテスト (Turing Test)³⁸⁷の枠組みを厳しく批判した。チューリングテストは、対話の相手が人間であるかコンピューターであるかを推定する仮定のテストであるが、ここで人間かコンピューターか見分けがつかないほど自然な会話ができるのなら、そのコンピューターは知能を持つと操作的に定義する。これに対して中国語の部屋では、中国語をまったく知らない人間が部屋の中にいるとして、部屋の外から送られてくる中国語の文に対して、マニュアルにしたがって適切な応答となる中国語の文を生成し、外へ送り返す作業を行う。この場合、部屋を通した中国語の入出力の対応は適切であるため、客観的に見れば、チューリングテストに合格しているように見える。しかしその内実は、部屋の中の人間は中国語を理解せず、あたかも理解しているかのように機械的に振る舞うばかりであり、これは知能を持つことの判定には不十分である。その後、サールのこのような主張に対して複数の批判が寄せられ、これに対してサールからも再反論が繰り返されることで、AI の知能と意味理解に関する議論が深められる結果となった。

次に、ハルナッドによる「記号接地問題」(The Symbol Grounding Problem)³⁸⁸では、認知システム内に存在するある記号 (シンボル) が、どのようにして実世界における意味と結びつけられるかといった問題が提起された。たとえば中国語を理解しようと思っても、辞書で中国語のある語 (記号) の意味が中国語の別の語 (記号) で説明されるばかりでは、いつまで経っても、記号の外側にある現実世界の实体には触れられない (= 記号のメリーゴーランド)。すなわち、メリーゴーランドから降りて記号の意味を獲得するためには、記号は何らかの方法で身体的な経験に直接接地されなければいけない。どのようにすればこれが実現できるか。記号接地の問題は、現在の AI 研究における身体性の議論にもつながる重要な問い立てとなった。

最後に、ジョン・マッカーシーとパトリック・ヘイズが提起し、ダニエル・デネットによって思考実験の形で検討が深められた「フレーム問題」(The Frame Problem)^{389, 390}である。この問題は、自律ロボットが現実世界で状況を判断し行動を決定するために注目する情報の範囲 (フレーム) を定める際に、無数にある関係のない情報を無視し、関係のある情報だけを選び出すことの困難性を指摘している。ある行動によって何が変化し、何が変化しないのかといった情報をすべて明示的に表現するためには、知識は膨大な量となり、実時間的な制約の下での適切な意思決定は不可能となる。この問題は AI 研究における最大の難問の 1 つとされ、現在に至るまで、完全な解決には至っていない。

現在の AI から見ると、「中国語の部屋」は、まさに LLM そのものである。したがって、この問題は「LLM は意味を理解しているのか」という問題に再定義される。「記号接地問題」は、フィジカル AI・マルチモーダル学習の中で取り組みが進んでいる。また、「記号接地問題」という設定が不適切であって、むしろ、「記号創発問題」(集合的予測符号化仮説など)として捉えるべきとの主張もある。「フレーム問題」は、現在の LLM におけるトランスフォーマーのアテンション機構などで部分的に取り組まれているとも言える。このようなことからこれら古典的な問題は、現在の AI 技術の発展を踏まえて、再解釈・再定義されるべき時期にあるのかもしれない。これは、「AI → 哲学」への問い・議論でもある。

³⁸⁶ John R. Searle, "Minds, brains, and programs", *Behavioral and Brain Sciences* (1980)

³⁸⁷ Alan M. Turing, "Computing machinery and intelligence", *Mind* (1950)

³⁸⁸ Stevan Harnad, "The Symbol Grounding Problem", *Physica D: Nonlinear Phenomena* (1990)

³⁸⁹ John McCarthy and Patrick J. Hayes, "Some Philosophical Problems from the Standpoint of Artificial Intelligence", *Machine Intelligence* (1969)

³⁹⁰ Daniel C. Dennett, "Cognitive Wheels: The Frame Problem of AI", *Minds, Machines and Evolution* (1984)

現代の AI 研究への貢献

前述のとおり、過去には AI 研究に関して強い関心を持った哲学者が、AI 研究者を挑発するような批判を積極的に展開していた³⁸¹。哲学によるこのような知的作用は、当該分野が扱う問題に変容はあれども、現代の AI 研究においても引き続き期待することができるだろう。

たとえば現在、AI エージェントの登場によって、AI の「自律性」がますます注目される状況にある。そこで、本来的にどのような状態のことを「自律」と呼び、見かけ上の自律（＝他律）と真の自律との境界がどのように規定されるのか、批判的な検討がなされる余地があるかもしれない³⁹¹。ほかにも、汎用人工知能の実現を前にして、求められる真の「汎用性」とは一体何と考えればよいのか、難しい問いが残されている。特化型 AI の複数接続による見かけ上の汎用性を超えて、どのような能力を想定すれば良いか。哲学には、AI 研究に携わる研究者皆を「AI フロンティア」の最深部へと誘う、触媒としての役割が期待される。

4.6.3 言語学（個別事例） → AI

科学技術振興機構研究開発戦略センターは 2020 年、戦略プロポーザル「第 4 世代 AI の研究開発－深層学習と知識・記号推論の融合－」を発行した³⁹²。本プロポーザルでは第 4 世代 AI の研究開発の方向性として、第 2 次ブーム（1980 年代）で中心となったシンボリズム AI（記号の操作によって知能を実現しようとする立場）と、第 3 次ブーム（2000 年代から 2010 年代）以降中心的となったコネクショニズム AI（人間の脳からヒントを得たニューラルネットを用いて知能を実現しようとする立場）との融合の姿を提案した。融合型 AI はニューロシンボリック AI³⁹³とも呼ばれ、現在盛んに研究が行われている^{394, 395}。その核心的問いの 1 つが、記号処理、とくに自然言語の特徴である再帰的・階層的構造がニューラルネットの内部で表現可能かという点である。本項では、この問いに関わる理論言語学からの貢献を説明する。

言語の階層性

現代言語学が自然科学としての地位を確立した背景には、ノーム・チョムスキーによる言語学理論「生成文法」の提唱がある。従来の比較・記述中心の言語学とは異なり、生成文法は個別言語に共通する抽象的な仕組み（普遍文法: Universal Grammar, UG）を明らかにし、人間の知能の本質に迫ろうとした。理論は改訂を経て、現在はミニマリスト・プログラムと呼ばれる研究戦略に基づき、単純性の原理（優れた理論はより単純化した理論であるべき）を志向し、併合（Merge）という単一の基本操作によって言語能力を説明する方向へと統合されている^{396, 397}。併合とは 2 つの要素（記号）を結合し新たな集合を作り出す再帰的な演算操作のことを指し、その出力は次の併合の入力となることで階層構造（統語構造）を生み出す

³⁹¹ 河島茂生『AI 時代の「自律性」：未来の礎となる概念を再構築する』（勁草書房, 2019）

³⁹² 科学技術振興機構研究開発戦略センター「第 4 世代 AI の研究開発－深層学習と知識・記号推論の融合－」（CRDS-FY2019-SP-08）（2020 年 3 月）

³⁹³ Artur S. d'Avila Garcez, Krysia B. Broda, Dov M. Gabbay, “Neural-Symbolic Learning Systems: Foundations and Applications”（Springer, 2002）

³⁹⁴ Pascal Hitzler, Aaron Eberhart, Monireh Ebrahimi, et al., “Neuro-symbolic approaches in artificial intelligence”, *National Science Review* (2022)

³⁹⁵ “How good old-fashioned AI could spark the field's next revolution”, *Nature* (2025). <https://www.nature.com/articles/d41586-025-03856-1>（2025 年 12 月 9 日アクセス）

³⁹⁶ ノーム・チョムスキー、成田広樹（訳）『チョムスキー 言語の科学——ことば・心・人間本性』（岩波書店, 2016）

³⁹⁷ 福井直樹『自然科学としての言語学 生成文法とは何か』（大修館書店, 2001）

³⁹⁸。これにより有限の語彙と規則から無限の文を生成できる。この操作は言語のみならず、人間の創造的推論や創造的行為一般に、広く関わる認知基盤としてみなされることもある^{399, 400, 401, 402} (図 4-6-5)。

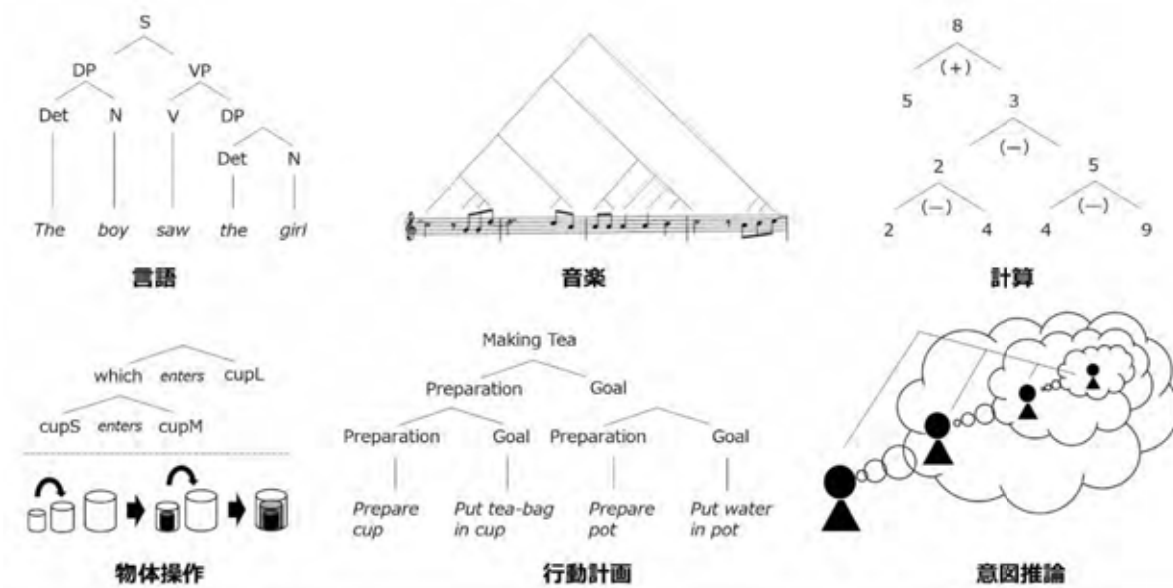


図 4-6-5 人間の創造的行為と再帰的な階層構造 (外谷、2025⁴⁰³を基に CRDS が作成)

したがって第 4 世代 AI の問いは、このような再帰的階層構造を生成する演算がニューラルネットで実現し得るか、という問題へと収斂する。チョムスキーは 2023 年の寄稿⁴⁰⁴で、LLM は膨大なデータに基づき「何が起きているか」、「次に何が起きるか」を記述・予測することはできても、「なぜそうなるのか」という原理的説明能力を欠くと論じた。また、人間が少数データで規則を獲得できるのに対し、LLM は確率的蓄積に依存する点も批判している⁴⁰⁵。同じく生成文法学派のホースティンも、「人工知能という分野が謙虚であったことなど一度もない」という刺激的なタイトルの論考を寄稿し、同様の見解を示している^{406, 407}。

言語の構成性と体系性

人間が少数のデータから言語を学習できるのは、言語が「構成性 (Compositionality)」や「体系性 (Systematicity)」を持っており、人間は生まれつき、この 2 つの性質を前提とした型 (統語構造) を脳内に持っているためであるとの考え方がある⁴⁰⁸。構成性とは、文の意味が単語の意味とそれらを結びつける構造によって決まるという性質であり、人間は表面的な語の並びではなく、背後にある統語構造を抽出す

³⁹⁸ 操作は単純に聞こえるが、ヒト以外の動物においては一般に、このような操作を伴う行動はほとんどみられないと言われる。

³⁹⁹ 遊佐典昭、杉崎鉦司、小野創ほか『言語の獲得・進化・変化 (言語研究と言語学の進展シリーズ 3)』(開拓社, 2018)

⁴⁰⁰ 東大新聞オンライン「脳・言語・音楽から見る人間の創造性 酒井邦嘉教授インタビュー」(2025 年 11 月 5 日)

https://www.todaishimbun.org/neuroling-music_20251105/ (2025 年 12 月 10 日アクセス)

⁴⁰¹ 酒井邦嘉「人間が無限に思考できる理由」『MOKU』(2009) <https://www.sakai-lab.jp/media/20200423-165302-666.pdf> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

⁴⁰² 中井智也『数学を生み出す脳 (岩波科学ライブラリー)』(岩波書店, 2025)

⁴⁰³ 外谷玄太「自己家畜化——相互依存としての社会性の進化」『科学 (2025 年 5 月号)』(岩波書店, 2025)

⁴⁰⁴ Noam Chomsky, “The False Promise of ChatGPT” (The New York Times, 2023)

<https://www.nytimes.com/2023/03/08/opinion/noam-chomsky-chatgpt-ai.html> (2025 年 12 月 10 日アクセス)

⁴⁰⁵ チョムスキーと、2024 年のノーベル物理学受賞で有名となった AI 研究者のジェフリー・ヒントンの対立は、興味深い知見を得られるかもしれない (参考: Anatol Wegner, “Hinton vs Chomsky”, Medium (2025) <https://medium.com/@AIchats/hinton-vs-chomsky-a8cfdcc86feb> (2025 年 12 月 26 日アクセス))

⁴⁰⁶ ノバート ホースティン、折田奈甫、藤井友比呂ほか「人間の言語能力とは何か：生成文法からの問い(2)人工知能という分野が謙虚であったことなど一度もない」『科学』(岩波書店, 2023)

⁴⁰⁷ 折田奈甫、藤井友比呂、小野創ほか『言語能力は人工知能で解明できるか』(岩波書店, 2025)

⁴⁰⁸ Jerry A. Fodor, Zenon W. Pylyshyn, “Connectionism and cognitive architecture: A critical analysis, *Cognition*”, *Cognition* (1988)

ることによって、文の仕組みを理解する。この抽象化能力により、人間は限られた入力から規則そのものを推論できる。一方、体系性とは、ある文を理解できれば、同じ構造をもつ別の文も理解できるという構造的な一貫性を指す。例えば「A が B を追う」を理解できるなら、「C が D を追う」も理解できるように、学習は個別例ではなく構造全体へと広がり、広範に一般化することが可能となる。このようにして、人間は極めて乏しいデータからでも言語の規則性を学習できると言われる。

したがって、このような構成性や体系性をもたらす統語論的操作が、ニューラルネット AI にも可能かどうか焦点となる。たとえばコネクショニズムの考え方の1つに分布意味論があり、単語の意味をベクトルとして扱い類似度を捉えるが、分散表象は明示的な構造分解が難しいため、統語的構造を保持できないとの批判がある⁴⁰⁹。一方で、ニューラルネットが潜在的に構成的構造を獲得しているとの主張もあり、研究者間の議論は分かれている。現在のところ、賛否さまざまな議論が巻き起こっており^{410, 411}、理論言語学と人工知能研究とのあいだの対話とさらなる架橋が期待される。

⁴⁰⁹ 谷中瞳『ことばの意味を計算するしくみ 計算言語学と自然言語処理の基礎』（講談社サイエンティフィク, 2024）

⁴¹⁰ 岡野原大輔『大規模言語モデルは新たな知能か ChatGPT が変えた世界』（岩波科学ライブラリー, 2023）

⁴¹¹ 折田奈甫、藤井友比呂、小野創ほか『言語能力は人工知能で解明できるか』（岩波書店, 2025）

5. 【総括】AI for Scienceのための政策デザイン

本報告書では、2025 年末現在における AI for Science の動向をまとめた。第 1 章では、AI 技術の浸透が社会・産業・生活の在り方を根本的に変革する「AI トランスフォーメーション (AX)」の潮流を踏まえ、科学研究における新たなパラダイムシフト —AI for Science／第 5 の科学研究パラダイム— の到来を示した。また、AI と科学研究の関係性を「AI → 科学研究」と「科学研究 → AI」の双方向で捉え、科学技術・イノベーションエコシステムの視点から論じた。第 2 章では、研究分野を問わず共通する論点として、①研究主体の違い、②研究環境の違い、など、AI for Science を推進する際に考慮すべきポイントを整理した。さらに、あらゆる分野に AI が浸透する上での研究基盤として、データ基盤および AI システムの動向を取り上げ、分野ごとの特徴の違いを示唆した。加えて、科学の在り方が変容する可能性を見据え、メタサイエンス (AI for Science の科学) の視点にも言及した。第 3 章では「AI → 科学研究」方向の動向を、第 4 章では「科学研究 → AI」方向の動向を整理し、主要分野の研究事例から、科学研究プロセス全体への AI の急速な浸透と、AI 研究基盤の発展への各科学研究からの貢献を示した。

これら 1～4 章の内容を踏まえ、今後の AI for Science に向けた政策デザインを試案した全体像が、図 5-1-1 である。

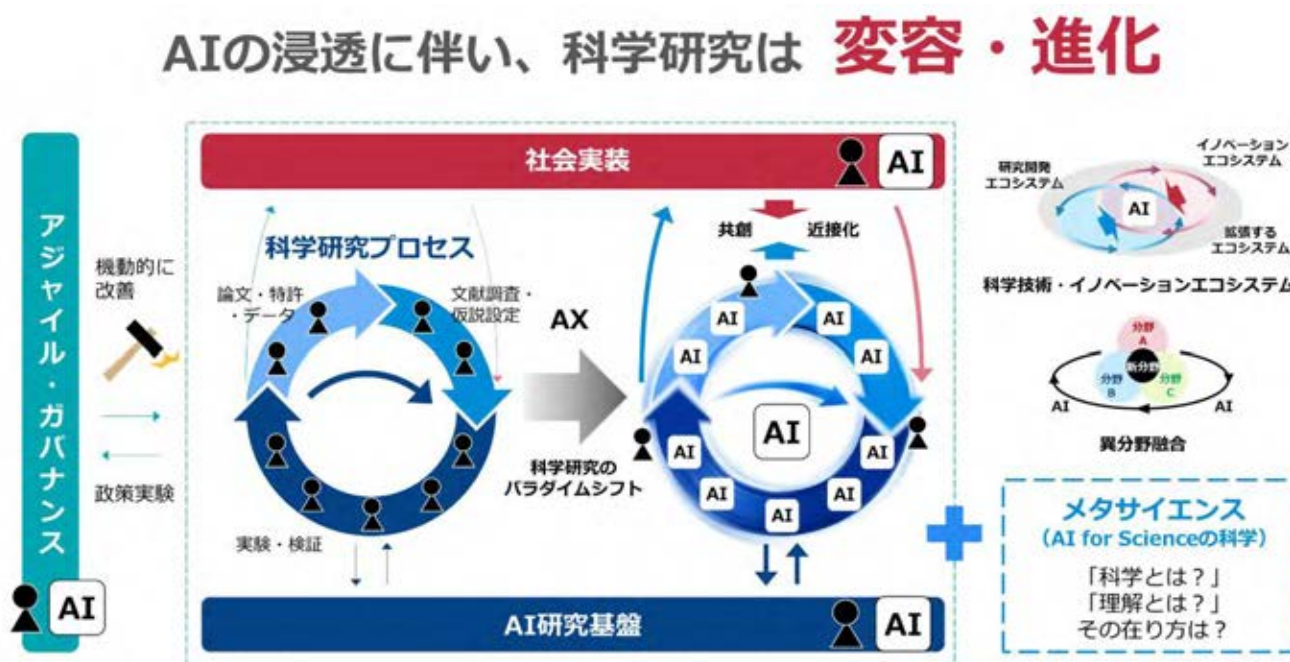


図 5-1-1 今後の AI for Science に向けて

本図では、AI が科学研究プロセスのあらゆるシーンに入り込んでいくことに伴い、探索空間を拡張しつつ、研究プロセス全体が効率化・高速化する姿を表現した。このプロセスは AI 研究基盤によって支えられる一方、科学研究そのものがさらに革新的な AI 研究基盤の発展を促す。また、科学の成果は社会へと展開され、その展開の過程では一部 AI も活用される。さらに、社会・産業のニーズが研究開発プロセスにフィードバックされる。これらの新たな動きをメタ的に観測・認識し、メタサイエンスとして科学的に分析することで、科学の現在地を精緻化し、その意味づけを問い直すことにつながっていく。

ただし、これらの変化はいずれも予見することが難しいものであり、また AI は活用を通じて⁴¹²、より多

⁴¹² とはいえ 2.2 節でも述べたように、AI を使うためには、その前にまずは AI 活用を前提としたデータ基盤の整備も不可欠である。データ品質の確保やメタデータの整備、利用条件の整理などが求められる。

くの当事者による多くのフィードバックループを通じて改善される性質を持つ。内閣府「人工知能基本計画」では、AI 関連技術の研究開発及び活用の推進に関する施策についての3原則の1つとして、「アジャイルな対応」を掲げ、変化に即応しつつ物事に柔軟かつ迅速に向き合うアジャイルな対応を志向する姿勢が示されている⁴¹³。また、OECDの基幹報告書「Science, Technology and Innovation Outlook 2025」においてもアジャイルな政策立案の必要性が指摘されており、新たな政策アプローチを試行する実験を通じて、先見的・即時的・応答的な対応が求められている⁴¹⁴。たとえば、政策イノベーションラボのように、小規模な実験を重ねながら施策の効果を検証し、有効な政策手段を見極めていくアプローチも考えられる。したがって、AIを適切に活かすためには、政策・制度設計において機動性と柔軟性を確保するような、アジャイルなガバナンスを導入することが不可欠となってくるだろう。

⁴¹³ 内閣府 人工知能戦略本部 「人工知能基本計画」(2025年12月23日閣議決定)

https://www8.cao.go.jp/cstp/ai/ai_plan/aiplan_20251223.pdf (2025年12月25日アクセス)

⁴¹⁴ OECD “Science, Technology and Innovation Outlook 2025” https://www.oecd.org/en/publications/oecd-science-technology-and-innovation-outlook-2025_5fe57b90-en/full-report/tools-for-agility-actionable-strategic-intelligence-and-policy-experimentation_288971cb.html#chapter-d1e22927-fdeecce737 (2025年12月9日アクセス)

■作成メンバー■

総括責任者	永野 智己	総括ユニットリーダー／横断・融合グループ	リーダー
メンバー	阪口 幸駿	フェロー	横断・融合グループ
	杉村 佳織	フェロー	横断・融合グループ
	尾崎 翔	フェロー／ユニットリーダー	システム・情報科学技術ユニット
	福島 俊一	フェロー	システム・情報科学技術ユニット
	大淵 真理	フェロー	ナノテクノロジー・材料ユニット
	戸田 智美	フェロー／ユニットリーダー	ライフサイエンス・臨床医学ユニット
	丸 智香子	フェロー	ライフサイエンス・臨床医学ユニット
	馬場 智義	フェロー	環境・エネルギーユニット
	濱田 志穂	フェロー	STI 基盤ユニット
	柳沼 義典	フェロー	STI 基盤ユニット
	村野 文菜	フェロー／グループリーダー	エビデンス分析グループ (～2025/6)
	野澤 龍介	フェロー／グループリーダー	エビデンス分析グループ
協力	高島 洋典	フェロー	システム・情報科学技術ユニット
	平池 龍一	フェロー	システム・情報科学技術ユニット
	福井 章人	フェロー	システム・情報科学技術ユニット
	茂木 強	フェロー	システム・情報科学技術ユニット
	吉脇 理雄	フェロー	システム・情報科学技術ユニット

The Beyond Disciplines Collection

AI for Science の動向 2026

— AI トランスフォーメーションに伴う科学技術・イノベーションの変容 —

Trends in AI for Science: 2026:

How AI Transformation Is Reshaping Science, Technology, and Innovation

令和 8 年 2 月 February 2026 発行予定

国立研究開発法人科学技術振興機構 研究開発戦略センター

Center for Research and Development Strategy, Japan Science and Technology Agency

〒102-0076 東京都千代田区五番町 7 K's 五番町

電話 03-5214-7481cc

E-mail crds@jst.go.jp

<https://www.jst.go.jp/crds/>

本書は著作権法等によって著作権が保護された著作物です。

著作権法で認められた場合を除き、本書の全部又は一部を許可無く複製・複製することを禁じます。

引用を行う際は、必ず出典を記述願います。

なお、本報告書の参考文献としてインターネット上の情報が掲載されている場合、当該情報は URL に併記された日付または本報告書の発行日の 1 ヶ月前に入手しているものです。上記以降の情報の更新は行わないものとします。

This publication is protected by copyright law and international treaties.

No part of this publication may be copied or reproduced in any form or by any means without permission of JST, except to the extent permitted by applicable law.

Any quotations must be appropriately acknowledged.

If you wish to copy, reproduce, display or otherwise use this publication, please contact crds@jst.go.jp.

Please note that all web references in this report were last checked on the date given in the link or one month prior to publication.

CRDS is not responsible for any changes in content thereafter.