



 **TSC Foresight**

Innovation Outlook

Version 1.0 増補版

数理学による産業革新

2026年6月

国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構
イノベーション戦略センター

目次

[2] 数理科学による産業革新	1
3-7-1[2] 数理科学とは	1
3-7-2[2] 解決すべき社会課題(M)	1
(1) ハードウェアの進展	3
(2) AI の活用	4
(3) 人材の蓄積	4
3-7-3[2] 国内外の市場・技術・政策動向	10
(1) 市場動向	10
(2) 技術動向	11
(3) 政策動向	14
(4) 動向のまとめ	15
3-7-4[2] 社会課題の解決のために取り組むべき領域(F): 幾何×情報に基づく産業基盤の高度化.....	16
3-7-5[2] 取り組むべき具体的な手段(T)のテーマ例.....	19

[2] 数理科学による産業革新

3-7-1[2] 数理科学とは

数理科学とは、数学そのものが探究してきた構造や理論を基礎として、自然・社会・産業における複雑な諸現象を構造や因果の観点から捉え直し、理解・予測・制御へと接続するための学術基盤である。文部科学省が2022年に公表した『2030年に向けた数理科学の展開－数理科学への期待と重要課題－』¹では、数理科学は、学問の進展とビッグデータの活用により、社会・産業・文化・自然・環境・生命などあらゆる現象の「根本原理を解明し、重要な変化の兆しを予測」できるようになることにより、より良い社会、Society 5.0 実現に数理科学が重要なイニシアティブを果たすとされている。

数理科学の特徴は、構造・関係・不変量といった本質的特徴を抽象化し、共通言語として扱うことを可能とすることである。具体的には、線形代数や代数的構造論、解析学等により対象の本質的構造や時間的変化を理論的に記述・解析するとともに、不確実性やばらつきを伴う現象に対しては、確率論や統計的推論に基づき、データからの推定や予測を通じて理解を深化させる。さらに、現実問題への展開においては、数理モデルの構築、数値解析や計算科学による近似解法、最適化理論や制御理論を用いた設計・意思決定が重要な役割を果たす。

近年では、データ科学やAIと数理モデルを融合させた手法や、トポロジー・幾何学的手法による高次元・複雑構造の解析など、より現実的な課題に適用する取組が進展している。そこで、出口として産業分野を想定し、「数理科学」と「工学理論・AI(データ駆動)」の長所を組み合わせることによる、日本の産業基盤の高度化について検討する。

3-7-2[2] 解決すべき社会課題(M)

世界的潮流として、グローバルな競争激化、地政学リスクの高まり、労働人口減少、気候変動、サプライチェーンの分断、デジタル化・AI 活用の急速な普及といった複合的な問題が顕在化している。こうした状況の下、産業競争力の強化と社会課題の同時解決を目的とした産業革新の加速が強く求められている。日本においても、『基幹産業・技術の創成による持続可能な社会の実現』『健康／医療・ヘルスケアエコノミー』『健康寿命の延伸』『エネルギー利用時のカーボンニュートラル化』『活動の脱炭素化』『カーボンニュートラルスマートなエネルギーネットワークの構築』『エネルギー脱炭素化・強靱化』『レジリエントな社会・情報インフラ』『持続可能な食料システムの構築』などの社会課題の解決に向けて、イノベーションの社会実装や新産業の創出に向けた取組が進められている。

これまでのイノベーションは、工学理論の発展と産業応用を軸に進展してきた。最近、米国や中国をはじめとする諸外国が、デジタル化・AI を含め先端技術に巨額投資を進めている。2026年1月に開催された世界最大級のテクノロジー見本市、CES では生成 AI 技術が推論を可能にすることを示唆されるなど、本技術は日々進歩している。AI は、国家安全保障の観

¹ 2030年に向けた数理科学の展開－数理科学への期待と重要課題－(文部科学省研究振興局、2022年7月)
https://www.mext.go.jp/content/20220722-mxt_kiso-000184889_1.pdf(2026年3月閲覧)

点でも重要な技術であることは間違いなく、今後も日本も含め各国によるし烈な開発競争が行われることは必然である。

一方、AI は統計的学習と大規模データ活用に強みを有し、データ量や計算資源の拡大に伴って高い性能を発揮してきた。他方で、少量データでの条件や構造的特徴や不変量の明示的把握が重要となる場面では、AI 単独では十分な説明や理論的保証を与えにくい場合がある。また、AI モデルの大規模化・高速化は、高性能な計算資源と消費電力を伴うため、半導体供給、計算コスト、エネルギー制約といった観点も重要性を増している。基盤モデル、学習データ、クラウド基盤といった AI の覇権は海外主導で進む中、日本は有利なポジションを確保できているとは言い難い。

こうした状況の下、日本の産業界における課題解決やイノベーション実現に向けては、AI 開発に併せて、諸外国との差別化戦略を考える必要がある。日本の特徴を考察すると、学術研究の強さの一指標である Nature Index²では日本は世界第 5 位と依然優位なポジションにあり多くの学術的知見を有する。産業についてみると、ハーバード大学のハーバード・ケネディスクールが公表している経済複雑性指標³では日本は約 30 年にわたり世界第 1 位を継続しており、日本は製造業を中心とした輸出産業で、規模と多様性の両面で競争力を維持している。すなわち、日本の強みは、大学における物理学、計測・制御、材料科学といった分野で培われた学理と、産業界における製造・装置・品質管理など高度な現場技術が長年にわたり共存してきた点にあり、今後の日本のイノベーションの鍵は、大学における新学理又は未活用の学理を製造業の現場に効果的に取り込んでいくことにある。

それでは、数理学における新学理又は未活用の学理とは何か。数理学の源流は、紀元前のユークリッド幾何学に代表される数学的枠組みの構築に遡る。例えば古代ギリシアにおいては、比例や調和といった幾何学的概念(例えば、黄金比)が建築や芸術に影響を与えるなど、数学は哲学・芸術・建築と深く結びつきつつ発展してきた。17 世紀後半に成立した解析幾何学や微積分学は、18 世紀にかけて力学理論と結びつき、産業革命に伴って工学・産業分野で広く活用されるようになった。これは、数理学が産業的価値創出に直接結びついた最初の段階と位置づけることができる。その後、20 世紀には計算機の発展とともに数理学の活用領域は大きく拡張した。線形代数や確率論などを基礎とした数理理論が計算科学と結びつき、高度な数式モデル解析の実現や大規模・高次元問題への適用が可能となった。例えば、1940 年代に伊藤清らによって構築された確率微分方程式は、1970 年代に金融工学へと応用され、新たな産業分野の形成に寄与した。一方、数理理論自身は、普遍化・一般化・抽象化を進めていく。20 世紀後半には、確率論・統計学を中核とする数理群から 1990 年代に機械学習が確立・普及し、2010 年代には深層学習が飛躍的に発展した。これらは AI と総称される技術群へと展開し、産業・社会に大きな変革をもたらしている。このように数理学において発展・成

² Nature index(Springer Nature)

<https://www.nature.com/nature-index/country-outputs/Japan> (2026 年 3 月閲覧)

³ Atlas of Economic Complexity 10.0 brings new data and Product Space design(Growth Lab of Harvard Kennedy School)

<https://growthlab.hks.harvard.edu/news/atlas-economic-complexity-100-brings-new-data-and-product-space-design/> (2026 年 3 月閲覧)

熟した学理が順次、産業分野へとスピアウトすることで、工学理論を発展させ、イノベーションを生み出してきた。

次なる打ち手として求められるのが、数理科学による第 4 のイノベーションである。すなわち、現行の AI の限界や課題を克服し、説明可能性・信頼性・汎化性の飛躍的向上を可能とする、次なる数理科学による新しいパラダイムの実現である(図 3-7-2-1)。

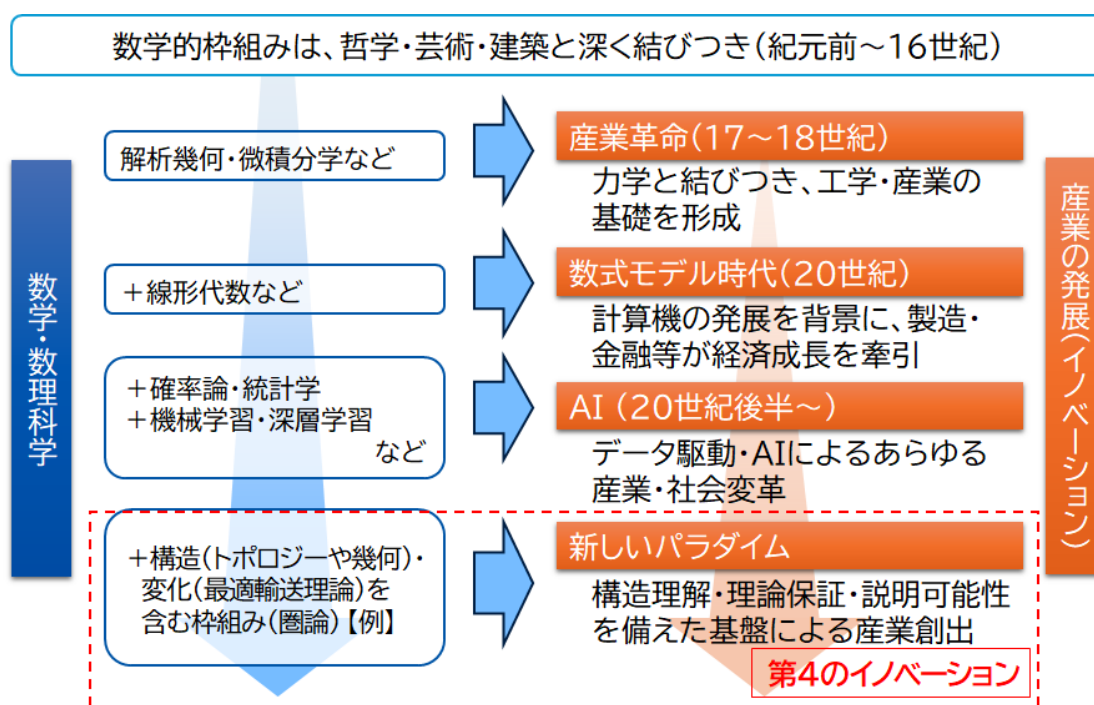


図 3-7-2-1 数学・数理科学によるイノベーションの実現

日本は、世界的に見ても強固なアカデミア基盤と多様で高度な産業群が併存する環境を有している。くわえて、先端ハードウェア、AI 技術、数理理論に通じた人材といった、次なる数理科学を支える要素技術・知的基盤が国内に集積している⁴。

(1) ハードウェアの進展

近年の計算機ハードウェアの飛躍的な進展により、従来は理論的枠組みにとどまっていた高度な数理モデルを、現実の産業・社会課題に対して実装・適用することが可能となった。高性能 CPU・GPU、専用アクセラレータの普及に加え、大規模データを高速に処理可能な計算基盤が整備されたことで、「数理の理論」を単なる解析手法としてでは

⁴ 半導体・デジタル産業戦略(経済産業省、2023年6月)

https://www.meti.go.jp/policy/mono_info_service/joho/conference/semicon_digital/semiconductors_and_digital.pdf (2026年3月閲覧)

令和7年版 情報通信白書の概要(総務省)

<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r07/html/nd112130.html> (2026年3月閲覧)

数学・数理科学研究の加速 ～産学協働・分野融合によるイノベーションの創出・社会課題の解決～(文部科学省)

https://www.mext.go.jp/a_menu/mathematicalsciences/index.html (2026年3月閲覧)

なく、「実環境の課題」を解決するための実用技術として活用できる段階に入っている。これにより、複雑系、非線形現象、多次元データを対象とした課題に対しても、数理科学に基づくアプローチが現実的な選択肢となっている。

(2) AI の活用

生成 AI を中心とする AI 技術の進展は、数理科学と工学という従来は異なる理論体系の間を接続する役割を果たし始めている。AI は、数理モデルの構築やパラメータ探索、近似解の導出を支援するだけでなく、工学的知見や設計制約を踏まえた形で数理的手法を実装へと橋渡しする機能を担うようになってきている。また、生成AIを用いたプログラミングの簡便化により、高度な数理科学のソフトウェア化が効率的にできるようになっている。さらには、生成 AI と Lean 等に代表される定理証明支援系の技術との組合せにより、帰納的な推論に基づく AI に演繹的な証明が可能になりつつある。⁵この結果、「数理科学」と「工学」が分断された専門領域として存在するのではなく、相互に補完し合いながら新たな価値を創出する統合的な研究開発が可能となった。数理科学は、AI によって実装可能性を飛躍的に高められ、産業応用に向けた基盤技術としての重要性を一層増している。

(3) 人材の蓄積

日本では 2006 年に文部科学省科学技術政策研究所が公表した『忘れ去られた科学—数学』において、数学・数理科学が有する潜在力が指摘された。これを契機として、文部科学省や国立研究開発法人科学技術振興機構(JST)が中心となって、数学・数理科学と社会課題を結びつける研究開発が継続的に推進されてきた。これらの取組を担ってきたアカデミアの研究者が現在壮年期を迎え、数学・数理科学を強みとしつつ産業界と連携する動きが着実に拡大してきた。

⁵ 数学セミナー 2024 年 8 月 生成 AI とこれからの数学「対談」数学者・物理学者から見た生成 AI

このような日本の強みを有機的に結び付け、日本において次なる数理科学を先行的に実現することは、日本の「技術」の競争力に厚みを与え、「産業」の基盤を構造的に強化するのみならず、日本発の持続的なイノベーション創出につながる(図 3-7-2-2)。

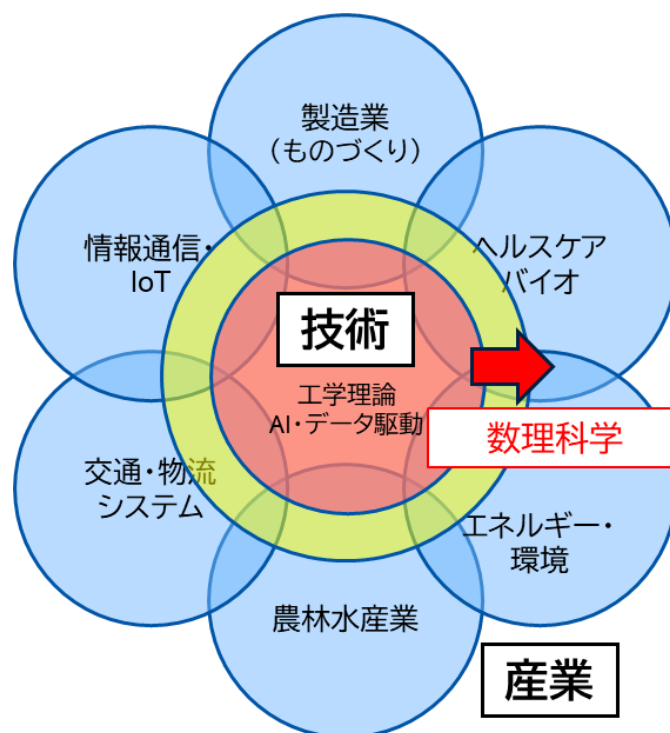


図 3-7-2-2 「数理科学による産業革新」のコンセプト

それでは、次なる数理科学は社会課題に対して、具体的にどのような貢献をするのであろうか。TSC において、現在行われている学術研究の内容を参考に、社会課題例に対して数理科学の活用が可能と思われるものをまとめた(表 3-7-2-1)。例えば、材料開発では、微細構造や工程条件のわずかな違いが性能・寿命に大きく影響するが、幾何学的指標を取り入れることで、設計・製造条件の探索に説明可能性の付加による高度化が期待される。一方、本表で示したものは、課題例、数理科学の活用例ともに全体的一端に過ぎず、今後、産業界と数理研究者との間で、課題や数理科学の活用例や仮説を共有していくことが期待される。

表 3-7-2-1 社会課題に対する数理科学の活用例

社会課題	技術開発・実装レベルの課題例	数理科学の活用例
基幹産業・技術の創成による持続可能な社会の実現	材料開発では、材料微細構造や工程条件のわずかな違いが性能・寿命に大きく影響するが、従来指標では差異を十分に捉えられない。試作・評価の負担が大きく、設計空間探索が非効率である。	トポロジーなど幾何学的指標により材料組織や工程状態の構造的特徴を定量化し、多重尺度数理モデルや最適化手法と組み合わせて設計・製造条件の探索を高度化。
健康／医療・ヘルスケアエコノミー	医療機器や診断アルゴリズムの性能が患者差やデータ品質に左右されやすく、診断根拠やリスク評価の説明性を確保することが難しい。	生体信号・医療画像を高次元構造データとして解析し、構造的特徴量を抽出。統計数理や機械学習と統合し、診断・評価の信頼性向上に活用。
健康寿命の延伸	ウェアラブル等で取得される行動・生体データはノイズが多く、長期的な変化や予兆を捉えにくい。	時系列データの位相構造解析や確率モデルにより、日常行動や生体状態の遷移・劣化パターンを定量化し、疾病や機能低下の予兆検知、介入タイミング設計に活用。
エネルギー利用時のカーボンニュートラル化	個別設備の更なる効率化が必要であると同時に、システム全体としての最適運用や排出削減効果の評価が難しい。	流体解析の結果及び実機計測データに対してトポロジカルデータ解析等を適用し、流れ構造・渦構造の「構造的特徴」を定量化。これらをエネルギーフローの数理モデルと結び付け、設計条件や運転条件が省エネ性能・排出削減に及ぼす影響の評価に活用。
活動の脱炭素化	産業・都市・生活における行動変容や施策導入の効果を事前に評価する手法が不足している。	人流・物流・活動データを数理モデル化し、構造的変化や削減効果を定量評価。施策設計やシナリオ分析に活用。
カーボンニュートラル・スマートなエネルギーネットワークの構築	再生可能エネルギーや分散電源の導入により、電力・エネルギーネットワークの構成が複雑化し、局所的な設備故障や需給変動が全体に及ぼす影響を把握しにくい。従来の運用指標では、構造的な脆弱性や冗長性を十分に評価できない。	エネルギーネットワークをグラフ構造としてモデル化し、グラフ理論に基づく接続性・冗長性評価と、トポロジカル指標によるループ構造・構造変化の解析を組み合わせることで、システムの脆弱性・安定性を定量評価。分散制御や系統再構成アルゴリズムの設計に活用。
エネルギー脱炭素化・強靱化	水素、アンモニア、合成燃料等を用いた脱炭素社会に向けたエネルギー・インフラの構築において、長期的な設備投資判断と短期的な需給変動・運用制御の整合が難しい。また、燃料製造の効率・コスト・安定性を左右する触媒性能についても、反応機構や劣化要因を踏まえた最適設計が課題となっている。	エネルギー供給網を確率モデルやネットワークモデルとして記述し、シナリオ解析・最適化により水素・合成燃料インフラの投資・運用戦略を設計する。一方で、触媒材料や反応場をミクロな構造データとして解析し、構造指標や反応経路の数理モデル化により高効率・高耐久な触媒設計を支援。マクロなエネルギーシステム設計とミクロな材料・触媒開発を数理的に接続し、安定的かつ強靱な脱炭素エネルギー基盤の構築に活用。
レジリエントな社会・情報インフラ	通信、電力、交通等のインフラや情報システムが複雑に相互依存し、障害や外乱が連鎖的に波及するリスクが高まっている。くわえて、量子通信ネットワークや量子センサー等の新たな量子技術の導入により、従来とは異なる特性をもつインフラが混在する環境での信頼性評価が課題となっている。	社会・情報インフラをネットワーク構造としてモデル化し、確率論・複雑ネットワーク解析・トポロジカル指標を用いて構造的脆弱性や障害伝播特性を定量評価。さらに、量子通信・量子計測に由来する新たな不確実性やノード特性を考慮した数理モデルを構築し、異常検知、系統分離・再構成、復旧戦略設計に活用。
持続可能な食料システムの構築	気候変動等により農作物の生育や収量のばらつきが拡大し、経験則に基づく施肥や生産計画が限界に達している。また、木材利用による炭素固定や、植物工場における高度制御型生産など、新たな技術導入において最適条件の設計・評価が難しい。	農地・森林・生産施設を含む生産システムを数理モデルとして記述し、確率モデルや最適化により施肥量・施肥タイミングの最適化、炭素固定量の評価、環境制御条件の設計を行う。生育データや環境データの構造解析を通じて、収量安定化と環境負荷低減を両立する技術開発に活用。

次なる数理科学として取り組むべき研究開発課題を検討する。文部科学省の2024年度の戦略目標「新たな社会・産業の基盤となる予測・制御の科学(予測数学基盤)」⁶では、解析・評価手法として16の手法を挙げている。この中でも、産業応用のポテンシャル・工学理論と経験的手法(AI や統計)との親和性・数理科学の視点での市場黎明段階を考慮すると、「不確実性定

⁶ 令和6年度戦略目標新たな社会・産業の基盤となる予測・制御の科学，文部科学省，2024年3月，https://www.mext.go.jp/content/20240315-mxt_chousei01-000034470_4.pdf (2026年3月閲覧)

量化・確率論」「幾何学・代数幾何学」「離散数学」「トポロジカルデータ解析」「流体数理」「ネットワーク理論・グラフ理論』などの学理的手法が注目される。本手法を活用することで、従来のアプローチでは把握困難であったデータ群の特徴(かたち、うごき、つながり)の理解を可能にし、大量のデータに依存しない説明可能な推論基盤の構築が期待される。さらに、産業界の実課題への適用を考えると、工学理論の中心となる数式モデルや AI に対して、幾何学的手法の組合せ・融合を図ることが重要となる(表 3-7-2-2 及び図 3-7-2-3)。

表 3-7-2-2 数式モデル/AI/幾何学的手法の特徴

	数式モデル	AI	幾何学的手法
概要	自然法則や原理に基づいて現象をモデル化し、設計・制御に応用する方法	実際の観測データや経験からパターンや関係性を学習する方法	対象の「形」「つながり」「構造」を数理的にとらえ、全体の構造的特徴を抽出する方法
基礎となる理論	物理学・力学等に基づく数式モデル	統計学・確率論に基づく統計的学習理論・最適化理論	トポロジーや幾何学を基盤とする数理科学(トポロジカルデータ解析、最適輸送理論など)
特徴	得意な点	<ul style="list-style-type: none"> 大量データからのパターン抽出・予測 複雑な関係性の学習 幅広い応用分野への展開 	<ul style="list-style-type: none"> データに内在する「形」「つながり」「構造」の把握 ノイズに埋もれた全体構造の抽出 AIや数式モデルとデータのギャップの橋渡し
	不得意な点/留意点	<ul style="list-style-type: none"> 複雑で要因が多い現象の記述 未知要素が多い現象への柔軟な対応 モデル化が困難な実データの扱い 	<ul style="list-style-type: none"> 結果の直感的理解に一定の専門性が必要 実装・活用方法が分野ごとに異なる

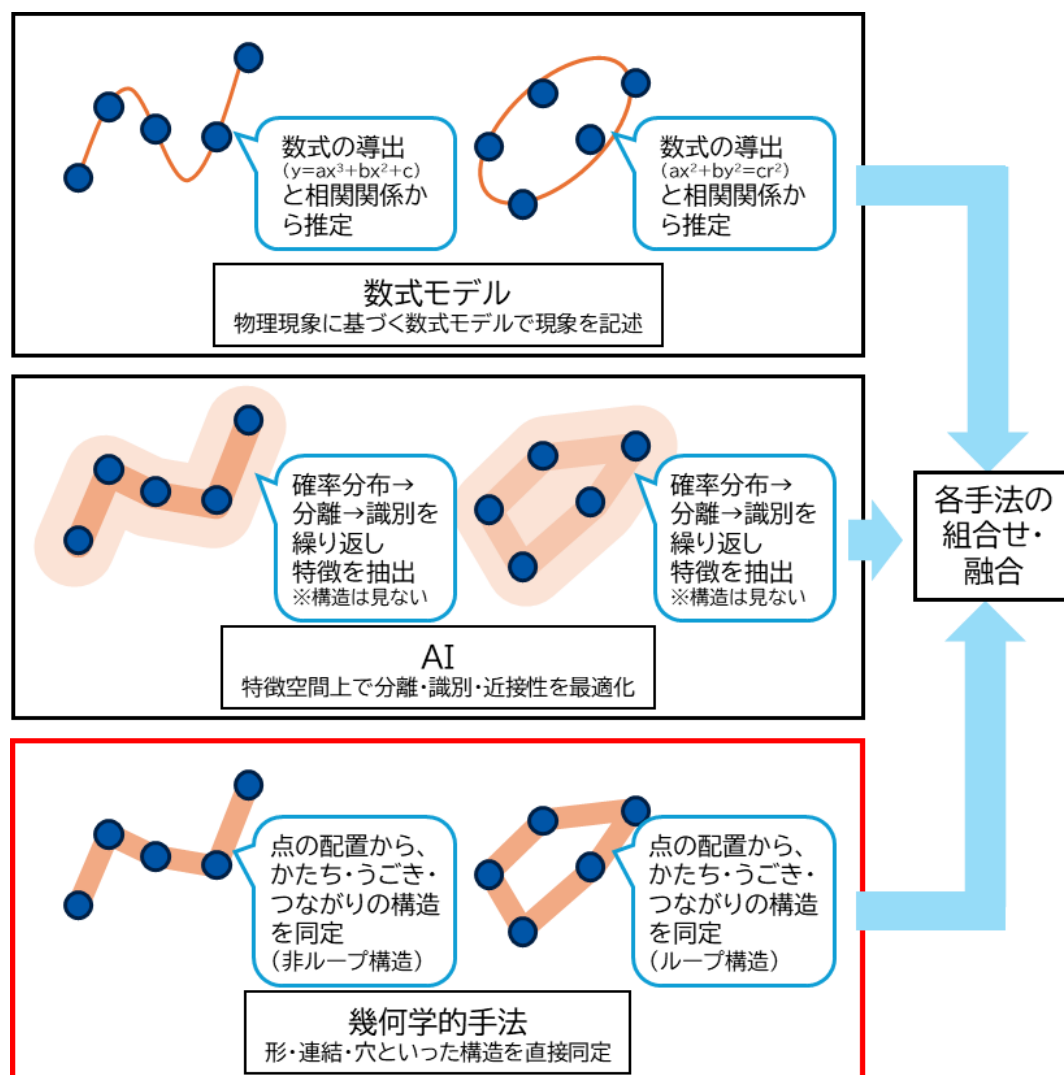


図 3-7-2-3 数式モデルや AI と幾何学的手法の組合せ・融合

以上のことを踏まえ、日本の産業界の課題解決及び産業革新の実現に向けて、取り組むべきフロンティア領域等として、『数理科学による産業革新』を提案する。そして、AI 開発でも幾何学的手法の取り込みが始まっていること、トポロジー等の研究がここ数年で大きく活性化していることを踏まえ、まずは、「幾何学・代数幾何学」の手法を、工学理論や AI などの情報と融合させることが有効と考え、次なる数理科学の構築に向けて、『幾何×情報に基づく産業基盤の高度化』に取り組むべき研究開発課題として提案する。

本研究開発課題で代表的手法であるトポロジカルデータ解析は、データの次数や表現形式の違いに対して比較的頑健に、データに内在する構造的特徴や関係性を捉える特性を有している。この特性により、計測データ、設計情報、運転データなど、産業現場で生成される多様かつ異質なデータを対象として、形状や構造に着目した分析を行うことが可能となる。特に、統計的相関やテキストチャの違いでは把握しにくい、幾何構造や連結性、破断といった構造的特徴の抽出において、トポロジカルデータ解析は有効な分析手段となる。

さらには、生成 AI の急速な普及に伴う GPU への依存や、学習や推論に要する電力消費の増大が、今後の社会実装における制約要因となる可能性が指摘されている。こうした状況に対して、「幾何×情報に基づく解析技術」は、構造に着目した特徴抽出やモデル設計を通じて、AI の適用範囲や計算負荷を適切に制御し得る補完的な役割を果たす。また、対象とする課題や構造特性に応じて、計算アルゴリズムと計算基盤を適切に選択・最適化する余地を提供する点でも意義を有する。数理科学的アプローチを AI や工学理論と組み合わせることで活用することにより、性能向上にとどまらず、説明性、信頼性、持続可能性を備えた知能基盤の構築が可能となる。

3-7-3[2] 国内外の市場・技術・政策動向

(1) 市場動向

AI・デジタル市場は、製造業、ハイテク、素材、物流・輸送、半導体など多様な産業分野で急速に拡大している。McKinsey & Company は、2040 年には、AI による潜在的な付加価値創出額として、390 兆円から 660 兆円規模に達するとの試算をまとめている⁷。この巨大市場の中で、幾何×情報に基づく産業基盤の高度化は、AI が得意とする「大量データのパターン認識」だけでなく、「形・構造・つながり」といった本質的特徴を捉える領域で、AI の補完・代替となる可能性がある。

数理研究者へのヒアリングを行った結果等から、高度製造分野では AI 市場 25.5～43.5 兆円のうち 25～40%、ハイテク分野では 36～69 兆円のうち 10～15%、素材分野では 18～30 兆円のうち 20～30%が「幾何×情報に基づく解析技術」に適合すると仮定すれば、本技術による付加価値創出の規模感としては、40 兆円から 120 兆円と推計される。ただし、実際にこのような付加価値の創出が可能かは、今後のユースケース形成とともに精査していく必要がある。

当該研究開発課題に関する諸外国の動きを見ると、米国では、IBM Research⁸ が、材料科学、複雑ネットワーク解析、システムの信頼性評価や異常検知などを対象に、トポロジカルデータ解析を研究開発に取り入れている。IBM Research におけるトポロジカルデータ解析の利用は、特定の製品やサービスとして外部提供するというよりも、材料構造やネットワーク構造といった対象の「構造的特徴」を把握するための解析技術として、AI や統計的手法と組み合わせて用いられている点に特徴がある。このアプローチは、大規模データや複雑システムを扱う企業内 R&D において、構造理解や仮説生成を支援する基盤技術として位置づけられている。

また、米国国立科学財団 (NSF) 及び米国国防高等研究計画局 (DARPA) が Stanford University におけるトポロジカルデータ解析を支援し、これに基づき Stanford University 発のスタートアップとして設立された Ayasdi (現 SymphonyAI)⁹ は、金融、製造、医療分野における複雑データ解析に位相的手法を導入してきた。Ayasdi は、金融取引データや製造プロセスデータ、医療データなどを対象に、従来の特徴量設計やクラスタリングでは捉えにくい構造的関係を可視化・抽出する技術としてトポロジカルデータ解析を活用した点に特徴がある。特に、因果関係や業務プロセスのつながりを重視する領域において、説明性を備えた意思決定支援ツールとし

⁷ The economic potential of generative AI: The next productivity frontier (McKinsey & Company, 2023)
<https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier#> (2026 年 3 月閲覧)

⁸ IBM Research - AI for IT Infrastructure,
<https://research.ibm.com/projects/ai-for-it-infrastructure> (2026 年 3 月閲覧)

⁹ SymphonyAI, Topological Data Analysis and Machine Learning: Better Together, 2020 年 7 月,
<https://www.symphonyai.com/wp-content/uploads/2020/07/SAI-Topological-Data-Analysis-and-Machine-Learning-Better-Together-vf.pdf> (2026 年 3 月閲覧)

て展開されてきた。このように、大学で生まれた数理的アイデアを起点に、スタートアップが特定業務にフォーカスした形で事業化を進める動きが活発である。

欧州では、例えば、ドイツのフラウンホーファー研究機構¹⁰を中心とする応用数理・データサイエンス系研究拠点において、産業課題を起点とした高度な数理解析手法の研究開発が進められている。とりわけ、材料構造解析、生産・製造データ、エネルギーシステム、画像・センサーデータ等を対象に、「幾何×情報に基づく解析技術」の観点を取り入れたデータ解析手法や最適化理論が、実証研究や技術コンセプトの実証(PoC)として産業応用を見据えて展開されている点に特徴がある。これらの取組は、特定企業による単独事業化を目的とするというよりも、研究機関が中核となり、複数の産業パートナーと連携しながら応用可能性や実装性を段階的に検証するモデルが主流である。こうした欧州型の枠組みは、数理理論そのものの深化を大学等に委ねつつ、フラウンホーファーが橋渡し役となって産業課題との接続点を丁寧に探索・具体化していく点に特徴がある。

こうした諸外国の動きを踏まえると、日本は、製造業を中心とする大規模な産業基盤と、長期にわたり蓄積されてきた高品質な現場データを併せもつことで、幾何×情報に基づく解析技術を、直接的に産業分野に展開するに適した条件を有している。

一方で、日本では、個別企業内の解析業務や研究プロジェクトがクローズとなっているケースが多く、解析手法や知見が業界横断的に共有・再利用される仕組みは十分に整っていない。幾何×情報に基づく解析技術についても、品質管理、外観検査、予兆保全、材料微細構造解析、医療・バイオ分野の高次元データ解析、エネルギー・インフラ分野のネットワーク解析など、適用可能性の高い業務領域は多いものの、AI や物理シミュレーションと統合された共通的な技術基盤として定着していない。

海外事例に見られるように、幾何×情報に基づく解析技術は単独の解析技術としてではなく、AI や統計、物理モデルと組み合わせられることで、構造理解に基づく説明性の高い分析や、運用・制御につながる判断支援を可能にしている。日本においても、既存のAI 活用やデジタルエンジニアリングの枠組みに幾何×情報に基づく解析技術を組み込み、現場データを用いた実証と改善を繰り返すことで、汎用的な構造抽出レイヤーとしての位置づけを確立していくことが重要である。

以上を踏まえると、日本は、「数理理論」「実運用データ」「長期的な産業適用」を同時に結び付けることが可能なポテンシャルを有し、幾何×情報に基づく解析技術を核とした構造理解型 AI の社会実装において、独自の役割を果たし得る立場にある。

(2) 技術動向

近年、産業・社会のあらゆる分野において、センサーデータ、シミュレーションデータ、設計情報、運転ログなど、多様かつ高次元なデータが蓄積されている。一方で、これらのデータはノイズや欠損を含み、観測条件やスケールの違いによって表現が大きく変化する

¹⁰ Fraunhofer IWM, Software solutions in materials informatics
<https://www.iwm.fraunhofer.de/en/services/manufacturing-processes/materials-informatics.html>
 (2026年3月閲覧)

るため、単純な統計処理や機械学習手法では、本質的な構造や変化を安定的に捉えるためには、十分な学習データを必要とするなどの制約がある。

これに対して、「幾何×情報に基づく解析技術」に代表されるトポロジカルデータ解析は、データの位相的構造、すなわち連結性、穴、空洞といった性質を抽出し、ノイズやスケール変化に対して頑健な不変量として記述する技術群である。

例えば、パーシステントホモロジーは、点群データに対してスケール(半径)を段階的に変えながら、点のつながり方や穴の有無といった形の特徴を調べる。その結果を、特徴(穴)が現れたタイミングと消えたタイミングとして整理し、パーシステンス図にまとめる。この方法により、ノイズの影響を受けにくいデータの構造的な特徴を捉えることができる。(図 3-7-2-4)

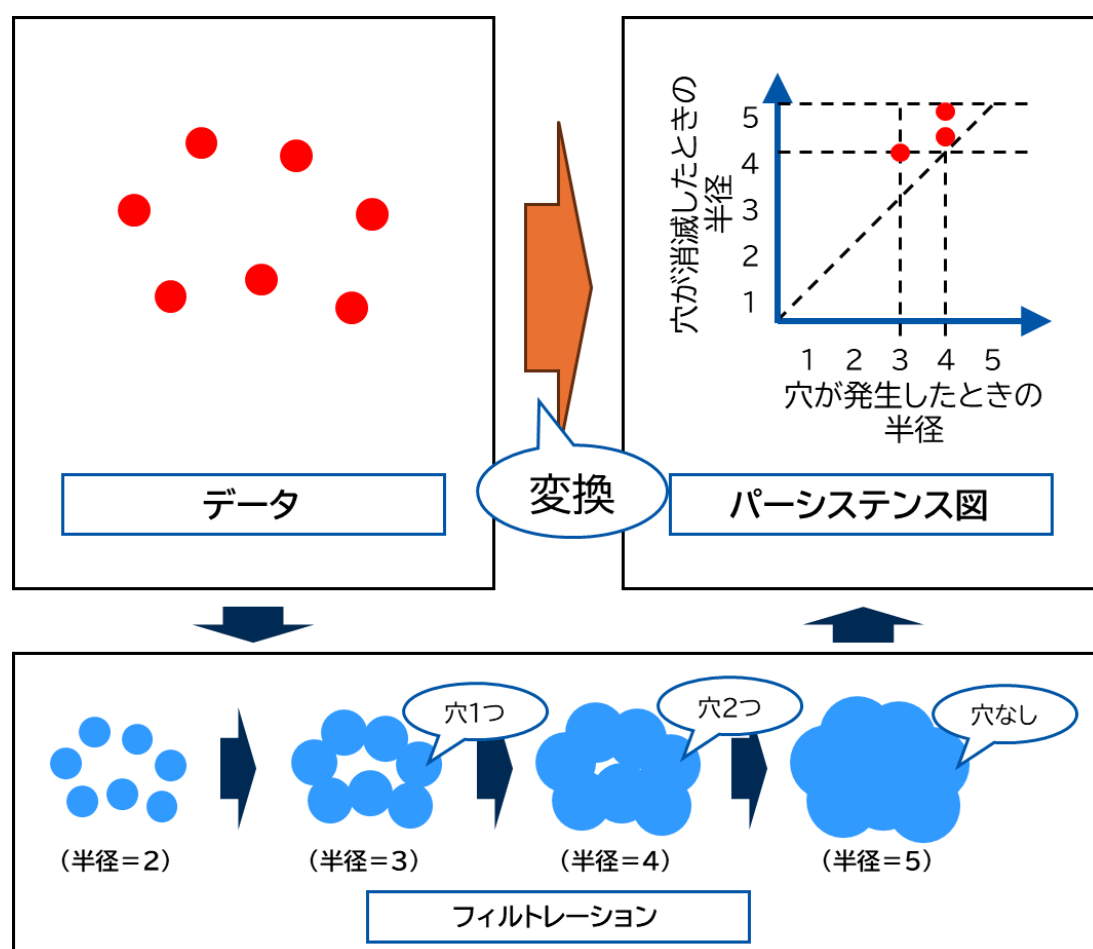
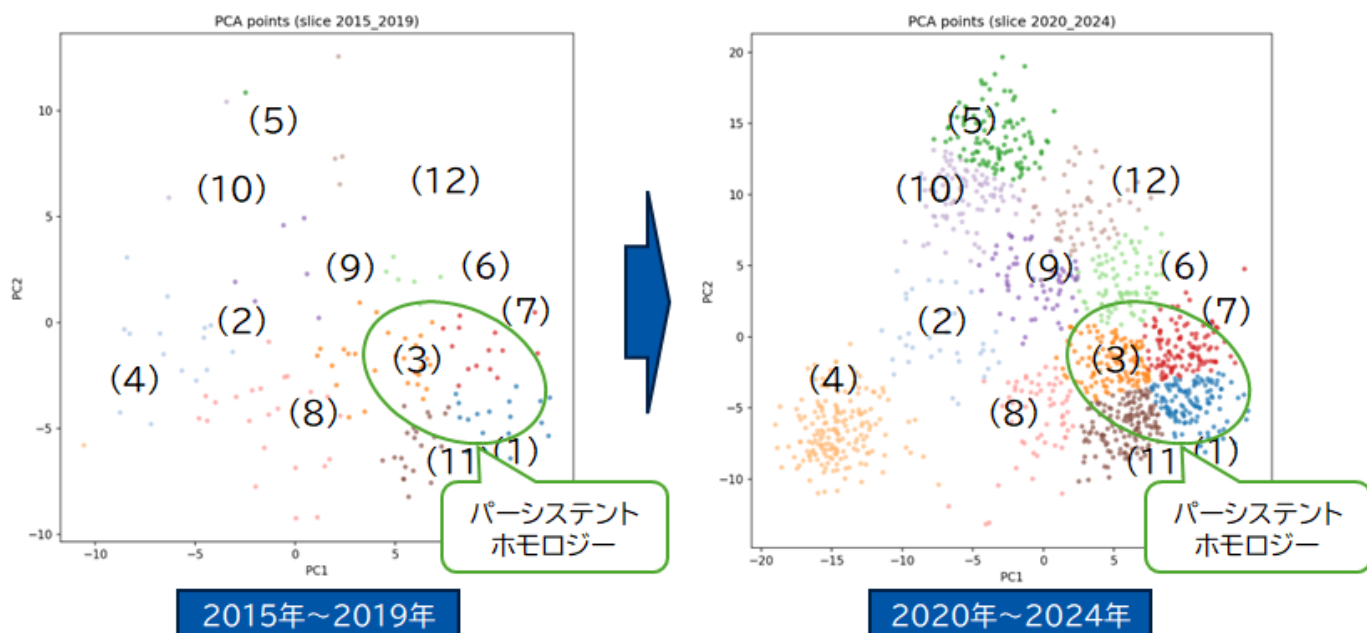


図 3-7-2-4 パーシステントホモロジーの基本的な考え方

トポロジカルデータ解析は、2000 年代以降、データの形や構造に注目する新しい解析手法として発展してきた。オープンアクセスの論文公開サーバーである arXiv に掲載された論文を対象に、2000 年以降のトポロジカルデータ解析関連論文について、論文要旨を Sentence Transformer によりベクトル化し、主成分分析 (PCA) によって二次元空間に配置して分析を行った。その結果、2015 年～2019 年と比較して、2020 年～2024 年では当該分野に関する投稿数が増加しており、特にパーシステン

トポロジーに関連するトピックが高密度な領域を形成していることが確認された。これらの結果は、近年におけるトポロジカルデータ解析分野、特にパーシステントホモロジーを中心とした研究テーマの広がりを示唆するものである(図 3-7-2-5)。



参照元
arXiv

検索キーワード

"topological data analysis" OR "persistent homology" OR
"computational topology" OR "simplicial complex" OR
"discrete differential geometry" OR
"discrete exterior calculus" OR "discrete Laplacian" OR
"Ricci flow" OR
"geometric deep learning" OR "hypergraph Laplacian" OR
"sheaf learning"

凡例	内容
(1)	パーシステントホモロジーを用いたトポロジカルデータ解析と特徴抽出
(2)	計算幾何における離散ラプラシアンと外微分計算
(3)	パーシステントホモロジー解析のためのアルゴリズムと学習手法
(4)	多様体上のリッチフローと曲率解析、幾何進化の研究
(5)	単体複体と組合せ的グラフトポロジー
(6)	高次単体構造とネットワークの持続的トポロジー
(7)	グラフに基づくパーシステントホモロジー解析
(8)	リッチフローや多様体に関連する幾何・ニューラルネットワークモデル
(9)	複体トポロジーにおける離散モース理論と単体ホモロジー
(10)	単体複体の数理基礎と代数トポロジーを用いた証明理論
(11)	3次元データ表現におけるディープシオメトリックラーニング
(12)	単体複体における高次相互作用とトポロジカルダイナミクス

図 3-7-2-5 パーシステントホモロジーに関する研究動向

幾何×情報に基づく解析技術に関連する手法として、最適輸送理論は、18 世紀のモンジュ問題に起源を持ち、20 世紀後半に分布間の距離や構造差を定量化する手法として重要である。流線トポロジーは、流体やベクトル場における流れの分岐・循環・特異点などを構造的に把握する手法として位置づけられる。これらはいずれも、単なる数値比較では捉えにくい、「構造の特徴」や「状態遷移」を記述する点で共通している。

このような「幾何×情報に基づく解析技術」は、近年、AI や統計、工学理論を融合する試みも活発化している。これにより、学習モデルが物理的・構造的に不合理な解を出力することを抑制し、単なる予測精度の向上にとどまらず、説明性や信頼性を備えた判断・制御への発展が期待されている。幾何×情報に基づく解析技術は、ブラックボックス化しがちな AI に対して、数理的な意味づけを付与する役割としても期待される。

(3) 政策動向

近年、社会課題や産業課題の高度化・複雑化が進んでいる。こうした課題に対して、単なる計算能力や経験的手法に依存するのではなく、現象の背後にある構造や因果関係を数理的に捉え、予測や制御へと接続する学理の重要性が改めて認識されている。特に、幾何×情報に基づく解析技術は、ノイズや不確実性を含む実世界データから本質的な構造を抽出する基盤技術として、政策的にも注目されている。

日本においては、文部科学省科学技術政策研究所が 2006 年に『忘れ去られた科学—数学』報告書を公表し、これを踏まえ、文部科学省が 2007 年に戦略目標「社会的ニーズの高い課題の解決に向けた数学／数理科学研究によるブレークスルーの探索」を掲げた。以降、JST において、「さきがけ」「CREST」「未来社会創造事業」といった競争的研究資金を通じて、純粋数学・応用数学の成果を、工学、情報科学、生命科学など社会・産業と結びつける研究を一貫して支援してきた。

近年では、戦略目標「新たな社会・産業の基盤となる予測・制御の科学(予測数学基盤)」に代表されるように、単なる解析技術の高度化にとどまらず、将来の変化や不確実性を事前に捉え、意思決定や制御へとつなげる数理基盤の構築が重視されている。この枠組みでは、確率論、最適化、力学系、トポロジー、幾何学といった数理分野が、AI やデータ科学と並ぶ中核技術として位置づけられており、数理科学を社会実装に耐える形で発展させる政策的意図が明確化されている。

このような政府の動きに呼応して、東北大学や京都大学では、数理科学を社会課題や産業課題に適用する取組が本格化しつつある。

東北大学材料科学高等研究所(AIMR)に設置された「トポロジカルデータ解析コミュニティ」¹¹では、トポロジカルデータ解析を中心に、材料科学、物理、情報科学、データ科学などの研究者が分野横断的に連携し、複雑なデータ構造の理解や特徴抽出を通じた新たな知見創出に取り組んでいる。とりわけ、材料開発や計測データ解析において、従来手法では捉えにくかった構造的特徴を数理的に把握し、データ駆動型研究を高度化することを目的とした研究交流や人材育成が進められている。

また、京都大学の「京大と企業の対話を促進する専門チーム」や「諸分野のための数学よろず相談室(Math Clinic)」では、企業や社会が抱える具体的課題を起点として、大学の数理研究者が課題構造を数理的に整理・定式化し、解決の方向性を探索する実践的な場を提供している¹²。数学・数理科学を「解法提供」にとどめず、「課題の構造理解」や「モデル化」に重点を置き、産業界と学術界の対話を通じて、数理的思考を社会実装へと橋渡しする役割を果たしている。

¹¹ データの「かたち」を捉えて理解する「トポロジカルデータ解析コミュニティ」(東北大学)

<https://www.wpi-aimr.tohoku.ac.jp/TDA/> (2026 年 3 月閲覧)

¹² 諸分野のための数学よろず相談室(Math Clinic)(京都大学)

<https://www.sci.kyoto-u.ac.jp/ja/academics/programs/macs/clinic> (2026 年 3 月閲覧)

京大と企業の対話を促進する専門チーム(京都大学)

<https://philo.saci.kyoto-u.ac.jp/2023/08/kuo11/> (2026 年 3 月閲覧)

さらに、近年は経済界においても数理学の重要性に対する認識が高まり、日本経済団体連合会(経団連)と東北大学による「数理活用産学連携イニシアティブ」など、企業ニーズと大学の数理的知を結び付ける枠組みが整備されつつある。これらの取組では、共同研究の推進に加え、企業課題を理解した数理人材の育成や、数理的視点を備えた技術者の育成が重視されており、数理学を社会・産業の基盤技術として定着させるための環境整備が進展している。

前述のとおり、米国では政府の支援を得た大学発スタートアップによる事業化が活発である。ドイツでは、フラウンホーファーが数理学の産学連携の接続点となるなどの取組が進展しており、日本における数理学の社会実装を見据えた政策動向を考える上でベンチマークしておく必要がある。

このように、日本では数理学の基礎研究と社会課題接続のための萌芽的な枠組みは整いつつある一方で、産業現場の実データを核として、幾何×情報に基づく解析技術を継続的に実装・標準化・展開するための橋渡し機能は、なお十分ではない。

(4) 動向のまとめ

日本は、基礎数理の蓄積に、社会課題解決を結び付ける長期的視点により取り組んできた。一方、世界では数理学を産業に結び付ける取組が、大企業の研究開発、大学発のスタートアップ、研究機関を拠点とした産学連携により始まっている。日本は、世界的な社会課題の複雑化や AI 開発の競争激化に対処する必要があるものの、幾何×情報に基づく解析技術を含む数理学はポテンシャルを有するにもかかわらず、産業への活用という点では黎明期にある。日本においても、新たなイノベーションの実現に向け、産業の課題起点で、数理学を産学連携により社会実装に結び付けていく政策的枠組みを整備することが期待される。

3-7-4[2] 社会課題の解決のために取り組むべき領域(F): 幾何×情報に基づく産業基盤の高度化

以上のことを踏まえ、数理科学による日本産業の革新に向けて、数理科学の幾何学・位相・代数的手法を、工学理論及び AI と融合し、構造理解に基づく解析・予測・制御等を可能とする研究開発領域として、『幾何×情報に基づく産業基盤の高度化』を提案する。

ロジックモデルで見た取り組むべき領域の俯瞰を改めて図 3-7-2-6 に示す。

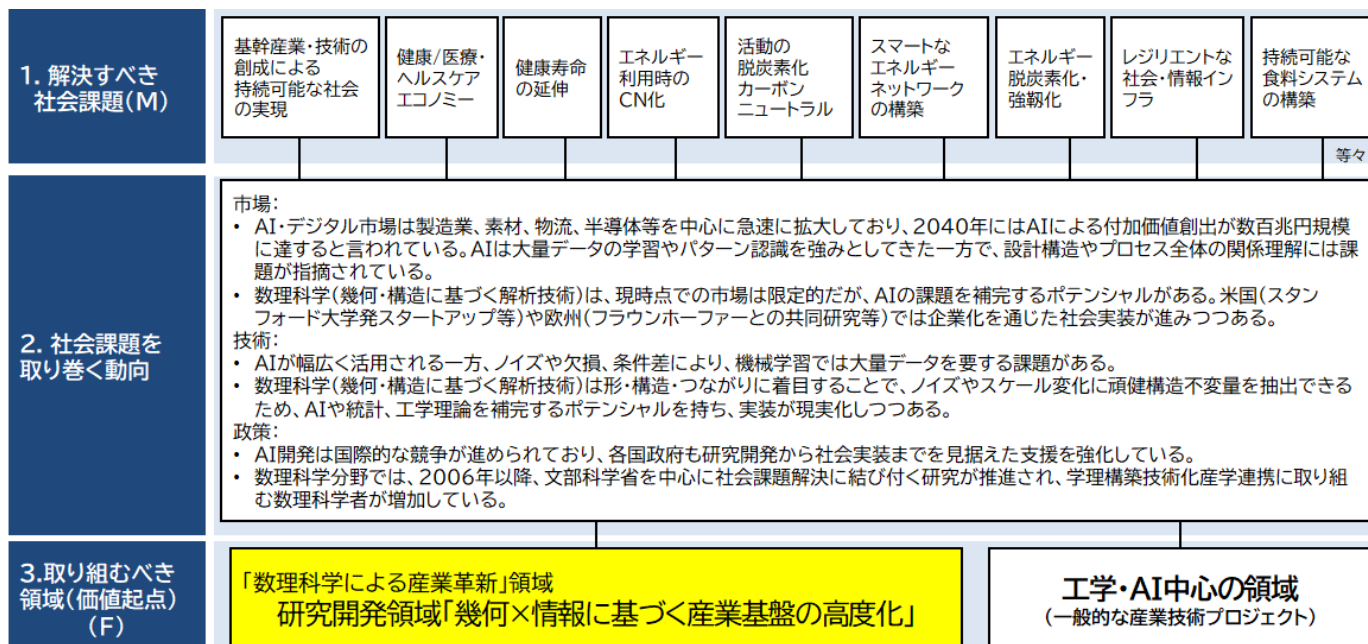


図 3-7-2-6 数理科学による産業革新に関する MF ロジックモデル

①将来性(成長性・社会課題)

- 幾何×情報に基づく解析技術は、材料・製品・設備・インフラ・医用画像など、形状・構造・つながりといった「構造情報」を本質的に扱える点に特長があり、従来の統計・AI技術との差別化要素を有する。
- 本技術は、AI が苦手とする「少量データ条件」「構造的特徴の抽出」「因果関係に近い形の理解」「ノイズに強い判断」を補完する基盤技術であり、AI の適用範囲そのものを拡張する役割を果たす。
- McKinsey & Company が2040年のAIによる潜在付加価値を約390～660兆円と試算している中、幾何×情報に基づく解析技術は、特に高度製造、材料開発、医療機器、インフラ保全、ハイテク分野と適合性が高い。これら分野への波及を踏まえると、本技術による付加価値創出規模は約40兆円～120兆円程度に達する可能性がある。
- 製造業を中心とした日本の産業構造と親和性が極めて高く、デジタル化・DX の次の競争軸として、日本の競争力強化に直結する技術領域である。
特に、本技術は、試作・実験回数の削減、設備異常の構造的要因の理解、熟練技術者

の経験知の数理化など、製造現場の意思決定プロセスそのものを高度化する可能性を有する。

②技術・アイデアの革新性

- ・ 数理学はこれまで、「産業革命を支えた数学的基盤」、「数式モデルに基づく設計・制御」、「AI・機械学習」という三つの大きな産業変革を下支えしてきた。
- ・ 現在は、AI の急速な普及の一方で、ブラックボックス性、構造理解の弱さ、理論保証の欠如が産業応用上の制約となっており、これを克服する次なるイノベーションが求められている。
- ・ 幾何×情報に基づく解析技術は、構造理解・理論的裏付け・説明可能性を備えた新たな産業基盤として、AI の延長ではなく、数理学(幾何学・トポロジー)の視点からこの課題に正面から応えるものである。
- ・ 実際、トポロジカルデータ解析分野では 2020 年以降、論文投稿数が急増しており、学術的にも研究テーマの広がりや国際的関心の高まりが顕著である。
- ・ しかしながら、産業課題を起点に幾何×情報に基づく解析技術を体系的に実装・展開する施策は、国内外を見ても未整備であり、今が先行投資・主導権確保の好機である。

③日本の優位性

- ・ 日本は、数学・数理学における世界水準のアカデミア基盤と、材料・製造・機械・医療・インフラといった多様で高度な産業群が同時に存在する、国際的にも稀有な環境を有する。
- ・ くわえて、半導体・先端ハードウェア、AI 技術に通じた研究者・技術者といった、次世代数理学を支える要素技術・人材が国内に集積している。特に、2007 年以降、文部科学省の政策により、数学・数理学を社会課題に結び付ける研究が推進され、産業界との接続に関心を有する研究者層が厚みを増しており、この領域の産学連携を加速する機会にきている。
- ・ AI 分野で各国が大規模投資競争を行う中、単純な計算資源・モデル規模競争では不利な日本でも、幾何×情報に基づく解析技術による差別化戦略を通じて、日本独自のポジションを確立する余地が大きい。
- ・ 現在は、幾何×情報に基づく解析技術が、学術研究段階から実装・基盤化段階へと移行し始める転換点にある。ここで主導権を取れなければ、将来的には海外で開発された解析基盤やソフトウェアを利用する「後追い」構造に陥る可能性が高い。

④民間のみで取り組む困難性

- ・ 幾何×情報に基づく解析技術の産業応用は黎明期にあり、例えば、国が、数理学・情報工学・現場産業を結び付けるようなマッチングの仕掛けを作るなど、分野横断的連携が不可欠である。
- ・ ソフトウェア技術であるため将来的なスケール展開・波及性は高い一方、初期段階では市場が未形成であり、民間単独ではリスクが高い。

- ・ 実証プロジェクトを通じたユースケース創出、産業界への橋渡し、分野横断人材の育成には、官による中長期的支援が不可欠である。
- ・ さらに、本領域を担う人材は、数理科学と情報工学、産業課題の理解を横断的に備える必要があり、民間単独では計画的な育成が難しい。

⑤重要経済安保技術

- ・ 幾何×情報に基づく解析技術は、政策でも極めて優先順位が高い「AI・半導体」に関連する基盤技術であり、AIを補完・高度化する役割を担う。
- ・ アルゴリズム・ソフトウェアを先行的に開発し、オープン／クローズ戦略を適切に設計することで、日本がグローバルなサプライチェーン・バリューチェーン上のチョークポイントを押さえることが可能となる。
- ・ 特に、産業データの解析基盤を海外に全面依存しないという観点からも、経済安全保障上の重要性が高い。
- ・ さらには、解析アルゴリズムに加え、データ表現や評価指標の標準化を主導することで、事実上の国際標準を形成し、日本の技術がグローバル市場でチョークポイントを押さえる環境を作る必要がある。

⑥その他特筆すべき理由

- ・ 幾何×情報に基づく解析技術は、疎行列処理や離散構造計算など、深層学習とは異なる計算特性を有する。
- ・ 技術と市場が成熟した段階では、FPGA／ASIC など専用計算ロジックの開発による高速化・省電力化も視野に入り、ソフトウェアにとどまらないハードウェアイノベーションへの波及可能性をもつ。

3-7-5[2] 取り組むべき具体的な手段(T)のテーマ例

「数理科学による産業革新領域(研究開発課題:幾何×情報に基づく解析技術)」の実現のための具体的な手段について、具体的な技術例と方法論について、それぞれ説明する。

まず、具体的な技術例は以下のとおりである。

(1) トポロジカルデータ解析

トポロジカルデータ解析には、データの多スケールな構造を抽出するパーシステントホモロジーや高次元のデータの全体構造をグラフ的に可視化するマップパーなどの手法がある。パーシステントホモロジーは、従来の解析手法に対して数理的な構造情報を付加することで、解析精度や信頼性の向上を可能とする。

以下では、パーシステントホモロジーに関する代表的研究例として、点群、時系列、画像に適用したものを示す。これらは、製造業をはじめとする多様な産業分野への展開可能性を示すものである。

(i) 材料構造解析への適用

アモルファス材料であるガラスは長距離秩序を欠くため、その原子配置の構造的特徴を記述することが困難であった。本手法を原子配置データに適用し、ガラスに内在する中距離秩序を多スケールで特徴づける手法を提案した。原子配置を点群データとして解析し、パーシステンス図によりリング構造や空隙構造を抽出することで、結晶やランダム配置とは異なるガラス特有の階層的構造が可視化・定量化されることを示した。(図 3-7-2-7)¹³

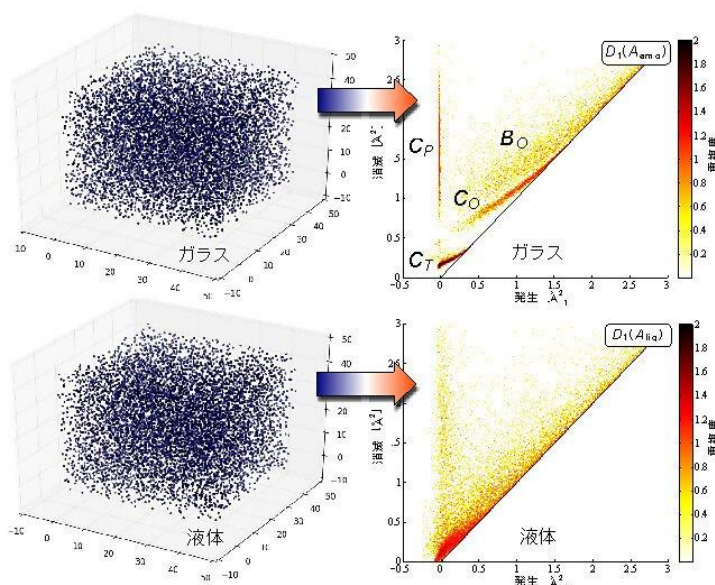


図 3-7-2-7 SiO₂の原子配置(左)とそのパーシステントホモロジー(右)

¹³ ガラスの「形」を数学的に解明～トポロジーで読み解く無秩序の中の秩序～(東北大学 原子分子材料科学高等研究機構他、2016年6月)
<https://www.jst.go.jp/pr/announce/20160614/index.html> (2026年3月閲覧)

(ii) 時系列解析への適用

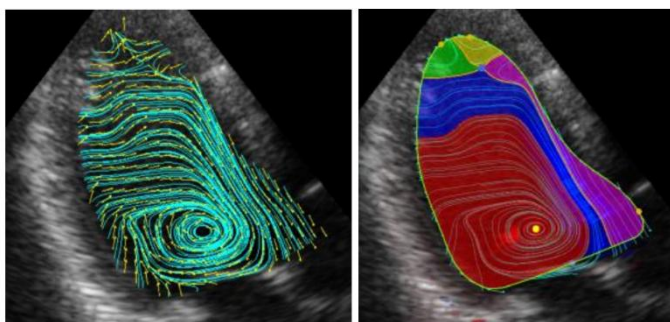
時系列解析において、本手法を適用することで、時系列データに内在する構造的特徴量の抽出が可能となる。富士通と仏 Inria による共同研究では、本手法を脳波の実データに適用し、せん妄検出を行った。脳波時系列を幾何学的特徴として解析することで、せん妄状態に特有の Slowing 現象に対応する波形構造が抽出されることを確認した¹⁴。

(iii) 画像診断への適用

画像診断においては、本手法と深層学習を融合することで、解析精度の向上が可能となる。Yu-Min Chung らは、皮膚画像から病変領域を抽出し、深層学習により画像特徴を学習するとともに、パーシステントホモロジーに基づき病変形状の幾何・トポロジー情報を抽出した¹⁵。これらを統合して皮膚腫瘍を 7 分類した結果、幾何情報を付加しない場合と比べ、正解率は 80.6%から 85.1%へと向上した。

(2) 流線トポロジー解析

流線トポロジー解析は、流体や場に現れる流線の分岐・合流や渦構造といった位相的特徴を解析することで、複雑な物理現象の本質的な構造を把握することを目的とする。JST 未来社会創造事業では、本手法を心血流に適用し、心臓内血流場に形成される流線や渦構造を解析することで、拍動に伴う複雑な血流パターンの構造を抽出・可視化している。工学分野においても、流体力学に基づく数値シミュレーションや計測データに適用することで、流れの特徴を構造的に抽出することが可能であると考えられる(図 3-7-2-8)¹⁶。



$$s_{01} \{ [\infty_{\bar{r}}, \lambda_{\sim}, a_{\sim} \{ \sigma_{\sim}, \infty_{\sim} \}], \lambda_{\sim}, \lambda_{\sim}, \lambda_{\sim} \}$$

図 3-7-2-8 心臓エコーのベクトルフロー図(左上)から特徴的な位相構造を文字列で表現し(下)、心臓血流内部の特定渦領域を表現(右上)

¹⁴ 異常要因を特定する世界初の時系列 AI 技術を開発 専門家でも気づきにくい異常の根本原因発見を支援(富士通株式会社他、2021年7月)

<https://pr.fujitsu.com/jp/news/2021/07/16.html> (2026年3月閲覧)

¹⁵ Persistence Curves: A canonical framework for summarizing persistence diagrams(Yu-Min Chung et al., 2021年8月) <https://arxiv.org/abs/1904.07768> (2026年3月閲覧)

¹⁶ 心臓内の「渦血流」を同定する理論を世界に先駆けて構築～心血流の渦のパターンを文字化し、早期に心不全を発見する可能性～(京都大学他、2027年8月)

<https://www.jst.go.jp/pr/announce/20230818/index.html> (2026年3月閲覧)

(3) 最適輸送理論

最適輸送理論は、異なる状態や分布の間における対応関係や変化の構造を、距離やコストに基づいて定量的に捉える数理科学的手法である。単なる最適化手法ではなく、分布がどのように変化・対応しているかを構造的に記述できる点に特徴がある。

医療・生命科学分野では、単一細胞 RNA シーケンス(scRNA-seq)により得られる細胞集団データを確率分布として表現し、異なる時点における細胞状態分布の変化を最適輸送により連続的に捉える研究が進められている¹⁷。

工学・産業分野においても、材料組織の統計的分布変化や、製造プロセス中に生じる状態遷移など、分布として記述される現象を比較・追跡する数理基盤としての活用が期待される。

(4) トポロジー・幾何学的手法と工学・AI(データ駆動)が融合する場の構築

現状、産学連携志向の数理研究者であっても、産業界が抱える課題との接点はほとんどない。したがって、製造、材料、インフラ、医療などの産業分野において、産業界が抱える課題を起点に、設計情報、計測データ、運転データ、シミュレーション結果を横断的に扱い、トポロジー・幾何学的手法に関する数理研究者を含めた産学体制の下で、幾何×情報に基づく解析技術を開発する。

特に、物理法則に基づく数値シミュレーション(流体解析や材料シミュレーション等)と、センサーデータ、画像、時系列データなどの実測データを対象に、幾何×情報に基づく解析技術として、トポロジカルデータ解析、流線トポロジー解析、最適輸送理論等を適用し、従来の指標では捉えにくかった形状、構造、遷移、流れの違いなど構造的特徴量を、数理的手法を含めて表現すると同時に、計算手法の最適化を図る。

これらの構造的特徴量を、機械学習、統計モデル、最適化手法と融合することで、「異常兆候の早期検知」「状態分類・劣化進行の把握」「条件変更に対する挙動予測」「制御・設計パラメータの最適化」といった工学的判断・制御に直結するユースケースの創出を目指す。単なる解析精度の向上にとどまらず、現象理解と意思決定の説明性を伴うデータ駆動技術として実装する点を重視する。

(5) 産業データの構造的特徴を把握する幾何学的手法の開発・改良

データの表現形式やスケールに依存しない構造把握を可能とするため、以下のようなトポロジー・幾何学的手法の高度化及び産業適用を進める。

- ・ パーシステントホモロジーを用いた、点群、画像、時系列、ネットワークデータからの多スケール構造(連結、穴、空隙)の抽出と比較

¹⁷ 時系列 scRNA-seq データから細胞分化ダイナミクスを推定-包括的軌跡推定フレームワーク scEGOT の開発-(東北大学、2025)
<https://www.sci.tohoku.ac.jp/news/20250206-13593.html> (2026年3月閲覧)

- ・ 流体、ベクトル場、場データに対する流線トポロジー解析による、渦構造、循環構造、分岐構造の記述と状態診断
- ・ 最適輸送理論を用いた、分布間の変化、遷移、整合の定量化による構造変化の距離評価及びトラジェクトリ推定

これらを通じて、従来のクラスタリングや統計量では見落とされがちであった中間構造、遷移構造、不連続な変化点を捉え、産業データに内在する「構造的意味」を可視化・定量化する技術基盤の確立を目指す。

(6) 理論的枠組みの発展・深化

幾何×情報に基づく解析技術を産業側の実データに適用すると、ノイズや欠測を含む実データに対する理論的保証、高次元・大規模データに対する計算安定性、ならびに抽出された構造指標と物理的・機能的特性との関係付けといった新たな学理的課題が顕在化する。

これらの課題に対応するためには、トポロジカルデータ解析等における構造指標について、統計的保証や不確実性評価を伴う理論的枠組みを整備するとともに、物理モデルや工学的知見と整合的に解釈可能な構造量として再定式化することが求められる。さらに、こうした構造量を機械学習や制御理論と接続することで、単なる解析結果の可視化にとどまらず、予測、最適化、制御といった工学的意思決定に資する数理基盤へと発展させる必要がある。

そのため、本領域では、基礎数理と産業応用の往復を可能とする学理の深化を図る観点から、文部科学省のプロジェクト等において取り組まれている不確実性定量化・確率論、幾何学、代数幾何学、力学系理論などの先進的研究動向を継続的に把握し、必要に応じて連携・知見の導入を図る。

(7) ハードウェア及び計算基盤の検討

幾何×情報に基づく解析技術は、疎行列演算、組合せ的探索、離散的な構造処理を含むなど、従来の深層学習とは異なる計算特性を有している。このため、GPU を前提とした汎用的な AI 計算基盤においては、対象とするデータ構造やアルゴリズムの選択によっては、計算効率や資源利用の面で課題が顕在化する場合がある。

このような特性を踏まえ、FPGA や ASIC 等の専用ロジック、グラフ処理や疎構造計算に適したアクセラレータ、ならびに分散計算や近似アルゴリズムを含む多様な計算アーキテクチャについて、海外の研究動向及び産業動向を体系的に把握し、その適用可能性を検討することが重要である。

(8) 共通基盤・人材・実装を見据えた横断的取組の効果検証基盤の構築

上記(5)～(7)で掲げた方法論を進めていくため、以下の横断的要素を組み込む。

- ・ 共通データ・共通評価基盤の整備:分野横断で利用可能なソフトウェア開発、ベンチマークデータ、評価指標、電力消費量の削減効果、検証手法を整備し、技術の再利用性・比較可能性を高める。
- ・ 技術コンセプトの実証(PoC)から社会実装への接続支援:産業界の実課題に適用可能な数理学手法を開発・実証すること(PoC)にとどまらず、当該手法を企業の課題解決に実際に活用するために必要となるコンサルティングの仕組みや、成果物がソフトウェアであることを踏まえたオープン/クローズ戦略の設計を行う。さらに、プラットフォーム化までを視野に入れた社会展開を想定し、社会実装につなげる戦略を構築する。
- ・ 数理人材と実装人材の循環促進:数理研究者、データサイエンティスト、エンジニアが協働する体制を構築し、産業課題を理解した数理人材と、数理を実装できる企業内人材の育成を図る。
- ・ 数理学の活用裾野の拡大:トポロジカルデータ解析に基づく特許戦略分析や医療診断の精度向上、治療法選択や薬剤開発への応用、マーケティングに加え、トポロジカルデータ解析ではないが、数理統計手法を発展させた実験計画法を製造業や材料開発に応用している例がある。このような取組にも注目し、数理の活用の裾野を増やすことが重要である。

TSC Foresight

Innovation Outlook Version 1.0 増補版

数理科学による産業革新

2026年6月1日発行

作成メンバー

国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構
イノベーション戦略センター(TSC)

■センター長

岸本 喜久雄

■事務局長

田辺 雄史

■統括課

・課長

幸本 和明

・研究員

三浦 由紀子

●本書に関する問い合わせ先
電話 044-520-5200(イノベーション戦略センター)

●本書は以下 URL よりダウンロードできます。
<https://www.nedo.go.jp/library/foresight.html>

本資料はイノベーション戦略センターの解釈によるものです。
掲載されているコンテンツの無断複製、転送、改変、修正、追加などの行為を禁止します。
引用を行う際は、必ず出典を明記願います。