

AletheiaとAI研究者の時代の幕開け： Google DeepMindによる自律的科学発見の 包括的分析

Gemini 3 pro

序論：科学的探究における新たな地平

2026年2月、科学史における分水嶺となる出来事がGoogle DeepMindによって報告されました。同社が開発したAIエージェント「Aletheia（アレテイア）」が、数学界で長年未解決とされてきた「エルデシュ問題（Erdős problems）」を含む一連の難問に対し、自律的に解決策を導き出したのです。この事実は、人工知能が単なる計算の高速化ツールや、既存データの統計的処理装置としての役割を超え、未知の真理を探究する「自律的な研究者（Autonomous Researcher）」としての地位を確立し始めたことを示唆しています¹。

これまでのAI、特に大規模言語モデル（LLM）は、既知の情報の検索や要約、あるいは定型的なコード生成においては卓越した能力を発揮してきましたが、論理的な厳密性が求められる数学的証明や、前例のない科学的発見においては、その信頼性に大きな課題を抱えていました。「幻覚（Hallucination）」と呼ばれる、もっともらしいが誤った情報を生成する傾向は、真理を追求する科学研究において致命的な欠陥となり得るからです³。しかし、今回発表されたAletheiaと、その基盤となる「Gemini 3 Deep Think」は、推論プロセスそのものを再設計することでこの壁を突破しました。

本レポートでは、Aletheiaがいかにして数学的難問を解決したのか、その背後にある技術的アーキテクチャ、具体的に達成された数学的・科学的成果、そして同時に発表された創薬AIエンジン「IsoDDE」によるブレイクスルーについて、利用可能なあらゆる一次資料に基づき徹底的に分析します。また、DeepMindが提唱する「数学的研究の自律性レベル」を検証し、人間とAIが協働する新たな科学的方法論の到来について考察します。

第1章：技術的基盤 - Gemini 3 Deep ThinkとAletheiaの アーキテクチャ

Aletheiaの成功は、単一のアルゴリズムによるものではなく、基盤モデルの推論能力の飛躍的向上と、それを制御する洗練されたエージェントアーキテクチャの統合によってもたらされました。

1.1 Gemini 3 Deep Think：推論時スケーリング則の確立

Aletheiaの頭脳にあたるのが、Googleの最新基盤モデル「Gemini 3」の推論特化モードである「Deep Think」です。このモデルの開発思想における最大の革新は、「推論時スケーリング則（Inference-time scaling law）」の実証と実装にあります³。

従来のLLM開発においては、学習時(Training time)に膨大な計算リソースとデータを投入することが性能向上の主戦場でした。しかし、Deep Thinkは、推論時(Inference time)、つまりAIが問題に直面してから回答を出力するまでの間に、計算リソースを追加投入することで、推論の質を対数的に向上させることができるという法則に基づいています³。これは、人間が直感的に即答する場合(システム1思考)と、時間をかけて深く熟考する場合(システム2思考)の違いに例えられます。Deep Thinkは、難解な問題に対して即座に確率的な回答を出力するのではなく、数千、数万の思考ステップを経て、可能性の探索、自己検証、論理の修正を行う時間を確保します⁶。

このアプローチにより、Deep Thinkは国際数学オリンピック(IMO)レベルの証明問題において、以前のモデルを遥かに凌駕する性能を発揮しました。具体的には、IMO-ProofBench Advancedにおいて95.1%という驚異的な正答率を記録しています³。この数値は、OpenAIのo3やAnthropicのClaude Opus 4.5といった競合モデルを引き離すものであり、推論時計算量のスケールアップが、専門的な数学研究においても有効であることを証明しています⁹。

1.2 Generator-Verifier-Reviser (GVR) ループによる自律性の実現

Aletheiaの核心的イノベーションは、単なる高性能なモデルであることに留まらず、その能力を最大限に引き出すためのエージェントワークフローにあります。Aletheiaのアーキテクチャは、単方向の生成プロセスではなく、循環的な「生成・検証・修正(Generator-Verifier-Reviser)」ループを採用している点が革新的です³。

このシステムは、以下の3つの専門化されたサブエージェントが連携して動作します。

1. **Generator**(生成器): 問題に対する初期の解法案や証明のスケッチを作成します。ここでは創造性と発想の広さが重視され、複数の異なるアプローチ(証明の方針)を同時に提案することもあります。Generatorは、広範な数学的知識ベースから、問題解決に有用な定理や類似問題を想起し、論理の骨組みを構築します³。
2. **Verifier**(検証器): 生成された解法を批判的に検証する役割を担います。ここがAletheiaの信頼性の要です。Verifierは自然言語による論理チェックを行うだけでなく、外部ツールを積極的に活用します。具体的には、複雑な計算が必要な箇所ではPythonスクリプトを生成・実行して数値を検証し、定理の引用や適用に関してはGoogle検索を通じて実際の学術文献と照合します³。この外部環境との相互作用により、LLM特有の「もっともらしいデタラメ(plausible-sounding nonsense)」や「存在しない定理の引用」といった幻覚を劇的に低減させることが可能になりました。
3. **Reviser**(修正器): Verifierからのフィードバックを受け取り、解法の欠陥を修正します。証明の論理的飛躍を埋める、計算ミスを訂正する、あるいはアプローチ自体が誤りであれば最初からやり直す判断を下します。Reviserは、単なるスペルチェッカーではなく、数学的な整合性を保つための「再推論」を行います³。

このサイクルは、Verifierが解法を完全に承認するか、あるいは予め設定された計算予算や試行回数(ハイパーパラメータ)の上限に達するまで繰り返されます³。さらに特筆すべき点として、Aletheiaは「解けない」と判断した場合に、正直に「解けなかった(admission of failure)」と報告する能力を持っています。これにより、人間の研究者が誤った証明や無駄なアプローチの検証に時間を浪費す

ることを防ぎ、研究プロセス全体の効率を大幅に向上させました⁴。

1.3 形式言語と自然言語の融合

AlphaProofやAlphaGeometryといった先行研究が、Leanなどの形式証明言語 (Formal Language) に依存していたのに対し、Aletheiaは主に自然言語 (Natural Language) を用いてエンドツーエンドで推論を行います³。形式言語は絶対的な厳密性を保証しますが、記述コストが高く、既存の数学文献の大部分が自然言語で書かれている現状では、扱える問題の範囲が限定されるという課題がありました。Aletheiaは、自然言語の柔軟性を活かしつつ、GVRループによる厳格な自己検証を組み合わせることで、形式化されていない広範な数学問題 (博士課程レベルの演習問題や未解決問題) への対応を可能にしました³。

第2章: 数学的偉業の詳細分析 - エルデシュ問題への挑戦

Aletheiaの能力を実証するための最大の試金石として選ばれたのが、20世紀を代表する放浪の数学者ポール・エルデシュ (Paul Erdős) が遺した未解決問題群「エルデシュ問題」です。これらは数論、組合せ論、グラフ理論など多岐にわたり、数学的な直感と創造性を試す究極のベンチマークとされています¹。

2.1 プロジェクトの規模とフィルタリングプロセス

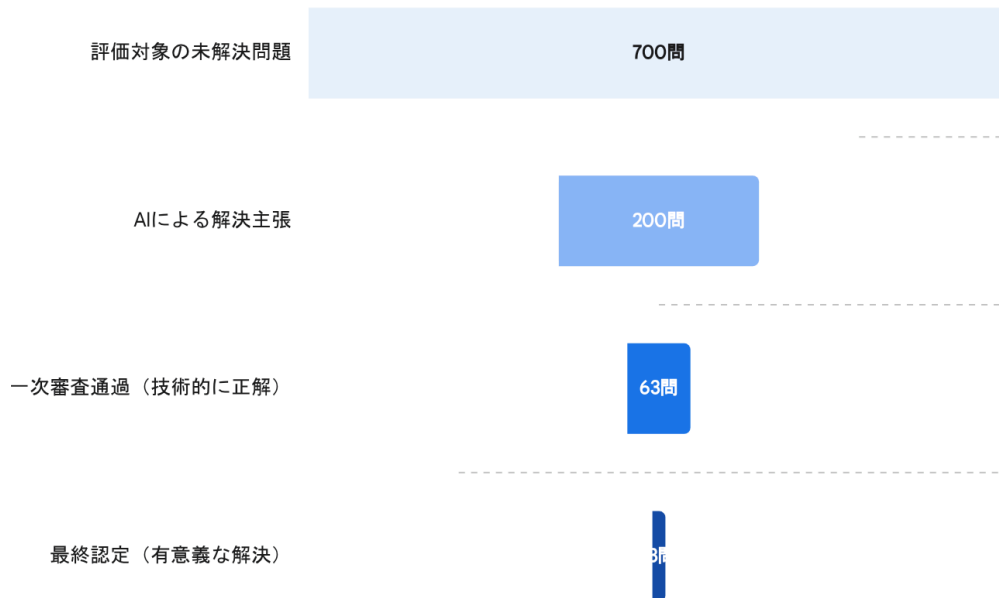
DeepMindの研究チーム (韓国高等科学院のKim Sang-hyun教授、ブラウン大学のJung Junhyuk教授、DeepMindのTang Luong氏らを含む国際チーム) は、ブルームのエルデシュ予想データベース (Bloom's Erdős Conjectures database) にある約700の未解決問題をAletheiaに入力しました¹。

このプロジェクトの特筆すべき点は、AIが生成した膨大な出力の中から、真に数学的価値のあるものを抽出するための厳格なプロセスにあります。Aletheiaは約1週間の計算期間を経て、約200の問題に対して「解決した」と主張する回答を生成しました。しかし、人間の数学者による詳細な査読の結果、その多くは問題の解釈ミスや自明な解であることが判明しました。最終的に、数学的に有意義であり、かつ正しいと認定されたのは13問でした²。

エルデシュ問題への挑戦：解決に至るファネル分析

プロセス段階 (問題数)

● 解決数



Aletheiaは約700の未解決問題に挑戦し、約200の解法を生成しましたが、専門家による厳格な査読を経て、数学的に真に有意義と認められたのは13件でした。これはAI研究における「量から質へ」の転換プロセスを示しています。

Data sources: [Dong-A Ilbo](#), [KM Journal](#), [DeepMind Blog](#)

2.2 解決された13の問題の内訳と意義

「解決された」とされる13の問題は、その解決の質によって大きく4つのカテゴリーに分類されます⁴。これは、AIの貢献が単一ではないことを示しています。

1. 自律的解決 (**Autonomous Resolution**): Aletheiaが数学的に新規かつ実質的な証明を自律的に構築した事例です。これには **Erdős-652** および **Erdős-1051** が含まれます。特に **Erdős-1051** の解決は、AIが既存の文献にはない新しい論理を組み立てた点で画期的です⁴。
2. 部分的AI解決 (**Partial AI Solution**): 複数のパートからなる問題の一部をAIが解決した事例です。 **Erdős-654**、 **Erdős-935**、 **Erdős-1040** がこれに該当します。これらは、人間が全体像を描き、その構成要素となる補題や部分問題をAIに解かせるという協働プロセスの有効性を示しています⁴。
3. 独立再発見 (**Independent Rediscovery**): Aletheiaが独自に正しい証明を導き出したが、後の調査で過去の文献に既に解が存在していたことが判明した事例です。 **Erdős-397**、 **Erdős-659**、 **Erdős-1089** が該当します。これは「新規性」という点では劣るものの、AIの推論

能力が人間の過去の知的達成を再現できるレベルにあることを証明しています⁴。

4. 文献特定 (Literature Identification): AIが新たな証明を生成するのではなく、既存の文献の中に既に解が存在することを特定した事例です。Erdős-333など5問がこれに含まれます。未解決問題データベースには、実際には解決済みであるにもかかわらず情報が更新されていないものが多数含まれており、AIによる大規模な文献スキャンがデータベースの浄化 (Curation) に役立つことを示しています⁴。

2.3 ケーススタディ: エルデシュ問題 1051番 (Erdős-1051)

最も象徴的な成果として挙げられるのが、エルデシュ問題1051番の解決です。この問題は、解析的整数論における「急速に収束する級数の無理数性」に関するものです。

- 問題の定式化: $\liminf_{n \rightarrow \infty} a_n^{1/2^n} >$ という条件を満たす正の整数列 $a_1 < a_2 < \dots$ に対し、級数 $\sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{a_n a_{n+1}}$ は必ず無理数になるか?⁴
- Aletheiaの推論プロセス: Aletheiaは、この問題に対して自然言語による推論を行い、簡潔な2ページの証明を生成しました。証明の中で、 $1.7 < 2$ や $\log x < x$ といった粗い評価を用いていましたが、論理の骨格は完全に正当なものでした。特筆すべきは、Aletheiaが「級数の尾部 (tail) に注目し、マラーの判定法 (Mahler's criterion) を適用する」という古典的なアイデアを、この特定の問題設定に自律的に適応させた点です⁴。
- 人間との協働と一般化: Kim教授やFeng教授らは、Aletheiaの提出した証明を見て、そのアイデアが特定の問題設定に留まらず、より広い条件に一般化できることに気づきました。人間とAIの対話を通じて理論は拡張され、最終的には条件を緩和したより強力な定理として一般化され、単独の学術論文 (BKZZ26) としてまとめられました²。

この事例は、AIが単なる「計算機」ではなく、人間に新しい数学的直感 (Insight) を提供する「パートナー」として機能し得ることを如実に示しています。

第3章: 純粋数学における自律的研究の展開

エルデシュ問題以外にも、Aletheiaは純粋数学の最前線で複数のブレイクスルーを達成しています。これらの成果は、AIが補助的な役割を超えて、研究の主体となりつつあることを示唆しています。

3.1 アイゲンウェイトの計算: 完全自律型研究 (Feng2026)

算術幾何学の分野において、Aletheiaは「アイゲンウェイト (Eigenweights)」と呼ばれる構造定数を計算する偉業を成し遂げました。アイゲンウェイトは、算術的ヒルツブルフ比例原理 (Arithmetic Hirzebruch Proportionality Principle) において中心的な役割を果たす定数ですが、その計算は極めて煩雑であり、これまで特定の単純なケース以外では求められていませんでした⁸。

Aletheiaは、代数的組合せ論や対称群の表現論といった高度な技術を駆使し、全ての古典群 (Type A, C, D) に対するアイゲンウェイトの閉じた形式 (closed-form description) を導出しました。この成

果は、人間の介入なしにAIが自律的に生成したものであり、そのまま査読付き論文(Feng2026)としてまとめられました³。Google DeepMindはこの成果を「Level 2(出版可能な研究)」かつ「自律的(Autonomous)」な成果として分類しており、AIが専門的な数学研究を完遂できることを証明したマイルストーンと言えます⁴。

3.2 独立集合の境界: AI主導の協働(LeeSeo2026)

相互作用する粒子系(独立集合)の境界に関する研究(LeeSeo2026)では、人間とAIの新しい協働形態が示されました。多変数独立多項式(Multivariate Independence Polynomials)の下界を証明する際、Aletheiaは証明の核心となる「大局的な戦略(Big Picture)」や重要な補題(Lemma 2.1)を提案しました⁸。

具体的には、Aletheiaはベルヌーイの不等式や相加相乗平均の不等式(AM-GM inequality)を巧みに組み合わせることで、証明に必要な不等式を導出しました。人間の研究者は、AIが提示したこの戦略に基づいて詳細を詰め、定理を完成させました。これは、従来のように「人間が戦略を立て、AIが計算する」のではなく、「AIが戦略を立て、人間がそれを検証・精緻化する」という逆転した役割分担が可能であることを示しています⁸。

第4章: 領域横断的な科学的発見 - 物理学、計算機科学、経済学へ

AletheiaとGemini Deep Thinkの推論能力は、純粋数学の枠を超え、物理学や経済学といった複雑な現実世界の制約を含む問題にも応用されています。異なる学術分野の知識を統合し、予期せぬ解決策を見出す能力は、LLM特有の強みと言えます。

4.1 物理学: 宇宙ひもとゲーゲンバウアー多項式

宇宙論の分野では、「宇宙ひも(Cosmic Strings)」からの重力波放射を計算する問題が長年の課題でした。この計算には特異点を含む複雑な積分が含まれており、物理学者たちは数ヶ月をかけて手計算で解こうとしていました。Gemini Deep Thinkは、この積分に対して「ゲーゲンバウアー多項式(Gegenbauer polynomials)」を用いるという斬新なアプローチを発見しました¹⁵。

ゲーゲンバウアー多項式を用いることで、特異点は自然に吸収され、これまで無限級数としてしか扱えなかった式を、閉じた有限和(closed-form finite sum)として表現することに成功しました。これは、AIが膨大な数学的知識ベースの中から、物理学者が通常は想起しないような数学的ツールを検索・適用し、解析的な解を導き出した例です。数値シミュレーションによる近似解ではなく、数式による厳密解を導き出した点は、理論物理学におけるAIの可能性を大きく広げるものです¹⁶。

4.2 計算機科学: オンライン劣モジュール最適化の反証

計算機科学の分野では、2015年にKorulaらによって提唱された「オンライン劣モジュール最適化(online submodular optimization)」に関する予想が10年間にわたり未解決でした。この予想は、「データストリームにおいて、アイテムをコピーすることは、元のアイテムを移動させることよりも常に

価値が低い」という、直感的に正しそうな仮説に基づいていました⁴。

Gemini Deep Thinkは、この直感に反する特定の3つのアイテムからなる反例(Counterexample)を構築し、この予想が偽であることを数学的に証明しました。AIは、評価関数の単調性や劣モジュラ性を満たしつつ、予想される不等式が成立しない具体的な数値例(エッジケース)を体系的に探索・生成しました¹⁸。人間が見逃しやすい盲点やエッジケースを徹底的に検証するAIの能力が、長年の思い込みを打破した好例です。

4.3 経済学: 啓示原理の位相幾何学的拡張

オークション理論において、AI生成トークンのオークションに関する「啓示原理(Revelation Principle)」は、これまで入札が有理数に限定される場合にのみ数学的に証明されていました。しかし、現実の市場メカニズムやAIモデルのパラメータ空間では連続的な実数値が扱われます。

Gemini Deep Thinkは、高度な位相幾何学(Topology)と順序理論(Order Theory)を用いてこの定理を拡張し、連続的な実数値においても啓示原理が成立することを証明しました⁴。この証明により、AIエージェントが介在する複雑な経済活動や自動オークションシステムの理論的基盤が、より現実 に即した形で強化されました。

第5章: 生命科学への応用 - IsoDDEによる創薬革命

DeepMindの科学的貢献は、抽象的な数式にとどまらず、生命科学の具体的かつ緊急性の高い課題である「創薬」にも及んでいます。同社の子会社であるIsomorphic Labsは、Aletheiaと同時期に、新しい創薬AIエンジン「IsoDDE(Isomorphic Labs Drug Design Engine)」を発表しました⁹。

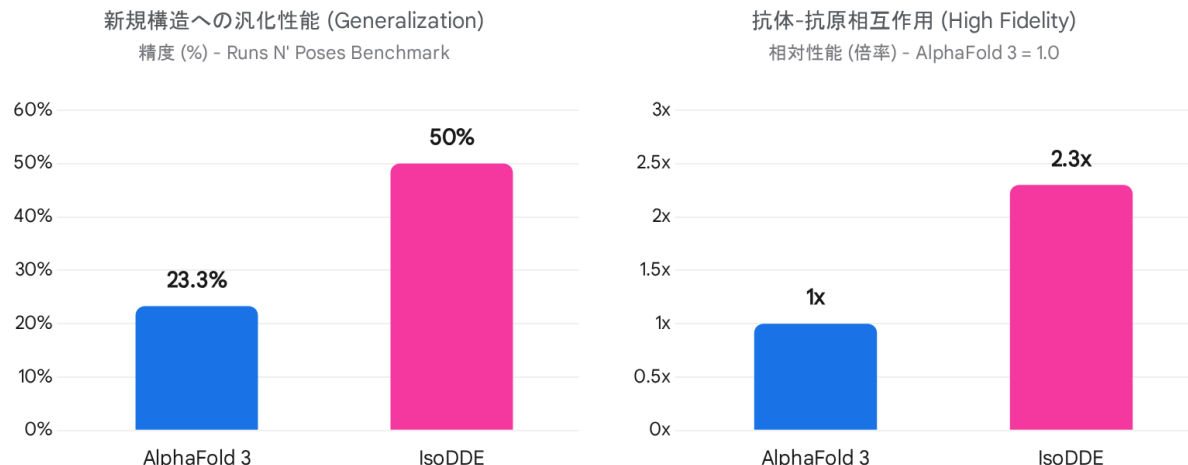
5.1 AlphaFold 3を超える「設計」への進化

2024年に発表されたAlphaFold 3は、タンパク質の3次元構造を予測することで世界に衝撃を与えましたが、IsoDDEはそこからさらに一歩進み、「構造予測(Prediction)」から「薬物設計(Design)」への質的な転換を実現しました¹⁹。

AlphaFold 3が主に既知のデータ分布に近い構造の予測に優れていたのに対し、IsoDDEは「Out-of-distribution(訓練データと大きく異なる分布)」のデータに対しても高い汎化性能を持っています。これは、未知のウイルスや新規の創薬ターゲットに対しても有効であることを意味します。

創薬AIの進化：IsoDDE vs AlphaFold 3

● AlphaFold 3 ● IsoDDE (Isomorphic Labs)



IsoDDEは、訓練データと大きく異なる構造（Out-of-distribution）の予測においてAlphaFold 3の2倍以上の精度を達成しました。また、抗体-抗原の相互作用予測においても圧倒的な優位性を示しており、バイオ医薬品設計における実用性が大幅に向上しています。

Data sources: [Brownstone Research](#), [Isomorphic Labs](#), [Remio.ai](#)

5.2 結合親和性とクリプティックポケットの発見

IsoDDEの最大の技術的革新は、物理学ベースのシミュレーション（FEP+など）よりも高速かつ低コストで、薬物とタンパク質の「結合親和性（Binding Affinity）」を正確に予測できる点にあります²¹。従来の計算手法では、結合の強さを知るために膨大な計算リソースを必要としましたが、IsoDDEはこれを数秒レベルに短縮し、何千もの候補化合物を迅速にスクリーニングすることを可能にしました。

さらに画期的なのが「クリプティックポケット（Cryptic Pockets）」の発見能力です。タンパク質の表面には、通常の状態では閉じていて見えないが、特定の条件下でのみ開き、薬物が結合可能になる「隠れたポケット」が存在します。IsoDDEは、アミノ酸配列のみからこの隠れたポケットを特定することができます¹⁹。これにより、従来は「Undruggable（創薬不可能）」とされてきた、表面が滑らかで薬の結合場所がないターゲットに対しても、新たな治療薬を開発する道が開かれました。例えば、IsoDDEはCereblonというタンパク質の新しいアロステリック・クリプティックサイトを、実験的確認に先駆けて計算のみで特定することに成功しています¹⁹。

第6章：AI研究者の定義と自律性レベル

AIが科学研究においてこれほど大きな役割を果たすようになると、その貢献度を適切に評価し、分類するための新しい枠組みが必要となります。DeepMindは、今回の成果に合わせて「数学的研究

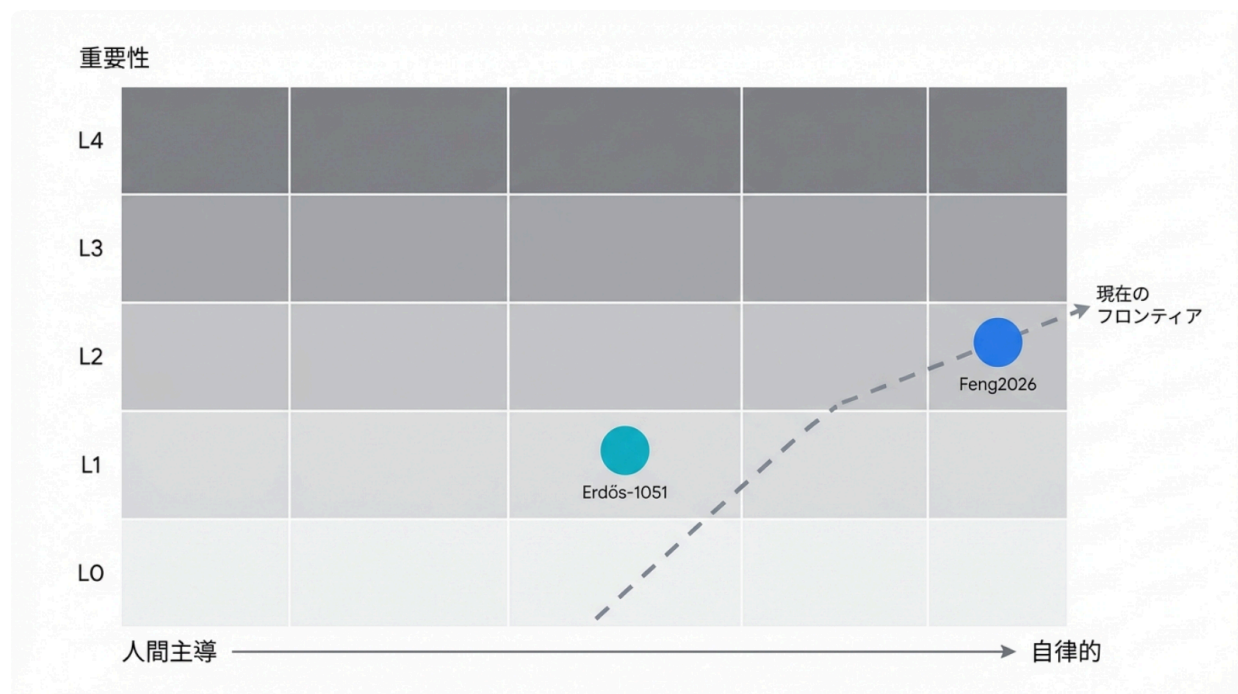
の自律性レベル(Mathematical Research Autonomy Levels)」を提案しました⁴。これは自動運転車のSAEレベル(レベル0~5)になぞらえたもので、AIの自律性と研究成果の重要性を客観的に測る指標となります。

6.1 貢献度と重要性のマトリクス

この分類体系は、AIの「関与度合い(Contribution)」と、達成された成果の「数学的重要性(Significance)」の2軸で構成されています。

- 貢献度(Autonomy):
 - **Human with Secondary AI Input:** 人間が主導権を握り、AIは計算、検索、校正などの補助的なタスクを行う段階。
 - **Human-AI Collaboration:** 人間とAIが対等に近い関係でアイデアを出し合い、相互にフィードバックを行う段階(例: Erdős-1051の解決や独立集合の研究)。ここではAIが戦略を提案することもあります。
 - **Essentially Autonomous:** 問題設定から解決、検証、さらには論文執筆に至るまでをAIが主導的に行う段階(例: アイゲンウェイトの論文 Feng2026)。
- 重要性(Significance - Level 0~4):
 - **Level 0 (Negligible Novelty):** 新規性が乏しい、自明な結果、あるいは既に知られている結果の再確認。
 - **Level 1 (Autonomous):** 数学的に有意義な新しい結果だが、主要なブレイクスルーではない(例: Erdős-1051の自律解決部分)。
 - **Level 2 (Publishable Research):** 一流の学術誌に出版可能なレベルの研究。今回のAletheiaの成果の多く(Feng2026, LeeSeo2026など)はこのレベルに分類されます⁴。
 - **Level 3 (Major Advance):** 特定の数学分野を大きく前進させる主要な進歩。現時点ではAI単独での達成例は主張されていません。
 - **Level 4 (Landmark Breakthrough):** リーマン予想の解決や $P \neq NP$ 問題の証明など、歴史的な難問の解決。

数学的研究自律性レベル：現状と未来



DeepMindが提案する分類体系において、現在のAletheiaの成果は主に「Level 2（出版可能）」に位置しています。アイゲンウェイト論文（Feng2026）は自律性が高い一方、より複雑な問題では人間との協働（Human-AI Collaboration）が依然として鍵となっています。

DeepMindは、現在のAIの到達点を「Level 2」と慎重に位置づけています。これは過度なハype（誇大宣伝）を避け、科学的な誠実さを保つための姿勢ですが、同時に「出版可能なレベルの研究」をAIが自律的に行えるようになったこと自体が、科学研究のプロセスにおける革命的な変化であることを示しています。

第7章：数学界の反応と今後の課題

AIによる数学的発見に対して、専門家たちは驚きと称賛を送る一方で、その本質的な意義や信頼性について慎重な議論を展開しています。

7.1 「低い場所に実る果実」と「信頼のギャップ」

フィールズ賞受賞者であるティモシー・ガワーズ（Timothy Gowers）やテレンス・タオ（Terence Tao）などの著名な数学者は、AIの現在の成果を冷静に分析しています。彼らは、AIが解決した問題の多くが「低い場所に実る果実（low-hanging fruit）」である可能性を指摘しています²²。つまり、これらの問題が未解決だったのは、現代数学の最先端技術をもってしても解けない超難問だったからではなく、単に重要性が低かったために優秀な数学者が時間を割かなかったか、あるいは文献の海に埋も

れていて誰も気づかなかった (obscurity rather than difficulty) からではないか、という指摘です⁴。

しかし、DeepMindの研究チーム自身もこの点を認めており、Aletheiaの成果の一つが「文献特定 (Literature Identification)」であったこと、つまり「未解決」とされていた問題のいくつかが実は既に解かれていたことを発見した点も、AIの重要な貢献であるとしています。膨大な過去の文献をすべて把握することは人間には不可能であり、AIによる「知識の整理」と「再発見」は、科学の進歩における地ならしとして極めて重要です。

また、AIに対する「信頼のギャップ (Trust Gap)」も依然として大きな課題です⁶。Aletheiaは検証プロセスを持っていますが、生成された証明が本当に正しいのか、あるいは微妙な論理的欠陥を含んでいるのかを判断するためには、依然として人間の専門家による詳細な査読が必要です。AIは「自律的な研究者」というよりは、現時点では極めて優秀だが、時折自信満々に間違いを犯す「大学院生」のような存在であり、指導教官 (人間の専門家) の監督が不可欠であるという見方が一般的です¹⁵。

7.2 「Vibe-Proving」と新しい協働モデル

こうした課題の中で、新しい研究スタイルとして提唱されているのが「Vibe-Proving (直感的証明)」という概念です⁴。これは、人間の研究者が「こうあるべきだ」という直感 (Vibe) や大まかな方向性、仮説をAIに提示し、AIがその裏付けとなる厳密な証明や計算、反例探索という「重労働」を担うという協働モデルです。

Aletheiaのようなシステムは、人間が数日～数週間かかる計算や文献調査を短時間で実行できます。これにより、人間は「概念的な深さと創造的な方向性」に集中し、AIが「知識の検索と厳密な検証」を担当するという、強力な分業体制 (Force Multiplier) が構築されます。Aletheiaという名前の由来であるギリシャ語の「アレーティア (非隠蔽、真理の開示)」が示唆するように、AIは隠された真理を人間の前に運び出すための強力なレンズとなりつつあります⁶。

結論: 共進化する知性

AletheiaとGemini Deep Thinkの登場は、AIが単なる「検索エンジン」や「チャットボット」から、未知の領域を切り拓く「一次研究者 (Primary Researcher)」へと進化する転換点を示しています。13のエルデシュ問題の解決、アイゲンウェイトの自律計算、物理学や経済学における難問の突破、そしてIsoDDEによる創薬設計の進化は、AIが人間の認知能力を拡張し、科学的発見の速度を劇的に加速させる可能性を証明しました。

今後の焦点は、AIが現在の「Level 2 (出版可能レベル)」を超えて、「Level 3 (主要な進歩)」や「Level 4 (歴史的ブレイクスルー)」に到達できるかどうかにあります。そのためには、AI自身の推論能力の向上だけでなく、我々人間がAIの生み出す膨大な知見を正しく評価し、既存の科学体系に統合していくための新しい社会的な仕組み (AI時代の査読システムや倫理規定) の整備が急務となります。

2026年2月は、後世において「AI研究者」が正式にデビューし、人間とAIが真理の探究において対等なパートナーシップを結び始めた歴史的な瞬間として記憶されることになるでしょう。科学の未来は、シリコンの知性と炭素の知性が共進化する先にあります。

引用文献

1. Korean Mathematician, Google DeepMind AI Solve 13 Open Problems, 2月 16, 2026にアクセス、https://dbr.donga.com/kfocus/view/en/article_no/1946
2. Google DeepMind's Math AI Cracks 13 Erdős Problems, With ... - KMJ, 2月 16, 2026にアクセス、<https://www.kmjournal.net/news/articleView.html?idxno=8272>
3. arxiv.org, 2月 16, 2026にアクセス、<https://arxiv.org/html/2602.10177>
4. Gemini Deep Think: Redefining the Future of Scientific Research ..., 2月 16, 2026にアクセス、
<https://deepmind.google/blog/accelerating-mathematical-and-scientific-discovery-with-gemini-deep-think/>
5. Towards Autonomous Mathematics Research - Emergent Mind, 2月 16, 2026にアクセス、<https://www.emergentmind.com/papers/2602.10177>
6. How Google Deep Minds' Internal Model "Aletheia" Just Started the, 2月 16, 2026にアクセス、
https://www.reddit.com/r/accelerate/comments/1r2s9ka/the_software_singularity_how_google_deep_minds/
7. Google DeepMind's Aletheia AI Generates Original Science Papers, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://www.aitechsuite.com/ai-news/google-deepminds-aletheia-ai-generates-original-science-papers-while-revealing-persistent-reasoning->
8. Google claims that its Gemini 3 Deep Think-based agent, Aletheia, 2月 16, 2026にアクセス、
https://gigazine.net/gsc_news/en/20260212-google-deep-gemini-mind-aletheia/
9. Google Enhances Gemini Deep Think, Launches AI Mathematician, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://forklog.com/en/google-enhances-gemini-deep-think-launches-ai-mathematician-and-accelerates-drug-design/>
10. The Pulse - Synthetic Taxonomy, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://synthetictaxonomy.com/pulse/>
11. Aletheia DeepMind: 91.9% ProofBench Breakthrough, Verified, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://binaryverseai.com/aletheia-deepmind-91-9-proofbench-agent-verified/>
12. DeepMind's Aletheia helps Korea-linked team solve 13 Erdős, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://biz.chosun.com/en/en-it/2026/02/08/34LMPVJ77ZAD7ICMIRUHWHSCEY/>
13. Irrationality of rapidly converging series: a problem of Erdős and, 2月 16, 2026にアクセス、<https://arxiv.org/html/2601.21442v1>
14. Towards Autonomous Mathematics Research - arXiv, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://arxiv.org/html/2602.10177v1>
15. Gemini Deep Think: From acing exams to solving real science -, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://smallai.in/gems-of-ai/gemini-deep-think-science-agent>
16. Google Gemini Deep Think Goes Beyond Math - AI Pulse, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://artificialintelligencepulse.it.com/2026/02/13/google-gemini-deep-think-goes-beyond-math/>

17. Accelerating Scientific Research with Gemini: Case Studies and, 2月 16, 2026にアクセス、<https://www.alphaxiv.org/overview/2602.03837>
18. [論文評述] Accelerating Scientific Research with Gemini - Moonlight, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://www.themoonlight.io/tw/review/accelerating-scientific-research-with-gemini-case-studies-and-common-techniques>
19. Isomorphic Labs Drug Design Engine: Moving From Prediction to, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://www.remio.ai/post/isomorphic-labs-drug-design-engine-moving-from-prediction-to-design>
20. Google's Drug Discovery Arm Isomorphic Labs Doubles Accuracy In, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://officechai.com/ai/googles-drug-discovery-arm-isomorphic-labs-doubles-accuracy-in-designing-medicines-through-a-computer-in-new-breakthrough/>
21. The Isomorphic Labs Drug Design Engine unlocks a new frontier, 2月 16, 2026にアクセス、
<https://www.isomorphiclabs.com/articles/the-isomorphic-labs-drug-design-engine-unlocks-a-new-frontier>
22. AI solved a 30-year math problem in just 6 hours. Terence Tao - 36氦, 2月 16, 2026にアクセス、<https://eu.36kr.com/en/p/3576638922980231>
23. Would others agree that the autonomous proof of Erdos-1051 by a, 2月 16, 2026にアクセス、
https://www.reddit.com/r/math/comments/1qtqwbn/would_others_agree_that_the_autonomous_proof_of/