

AlphaEvolve : AI による科学的発見の新時代を切り拓く

Gemini Deep Research

1. エグゼクティブサマリー : AlphaEvolve と AI 駆動型発見の新境地

Google DeepMind によって開発された AlphaEvolve は、アルゴリズムの自律的な発見と最適化を目指す画期的な AI システムであり、AI が真に新しい発明を生み出す時代への移行を象徴する存在と言えるでしょう¹。その核心は、数学、コンピュータサイエンス、工学といった多岐にわたる分野の複雑な問題に対し、アルゴリズムを自動生成し、洗練させていく能力にあります。

特筆すべき成果として、AlphaEvolve は行列乗算における 56 年来の難問を解決しました²。これは、AI が持つ独創的な問題解決能力を明確に示す事例です。さらに、Google の社内インフラの最適化や、他の数学的研究への貢献も報告されており³、AlphaEvolve が科学技術の進歩において AI が協調的なパートナーとなる未来への重要な一歩であることを示唆しています。AlphaEvolve の成功は、AI が単に人間が定義したタスクを高速化するツールから、人間がこれまで考案し得なかった解決策を生み出す「発明家」へと質的な転換を遂げつつあることを具体的に示しています。例えば、56 年来の記録を更新した行列乗算アルゴリズムの発見は²、既存手法の最適化に留まらず、全く新しい計算経路の発見であり、まさに「発明」と呼ぶにふさわしい成果です。

2. AlphaEvolve の解体 : AI アルゴリズム発明家のアーキテクチャ

AlphaEvolve の革新的な能力は、複数の先端的 AI 技術を精巧に組み合わせたアーキテクチャに由来します。

進化論的コア : イノベーションのシミュレーション

AlphaEvolve の根幹を成すのは、自然淘汰の原理を模倣してアルゴリズム解を反復的に改善する進化論的フレームワークです¹。これは、コードに対する「デジタルの適者生存」と表現でき、アルゴリズムが継続的に生成、テストされ、性能に基づいて選択されていきます²。この閉ループシステムは、アイデアの生成、変異、テスト、選択というサイクルを繰り返すことで、より優れたアルゴリズムへと進化を促します。

Gemini 大規模言語モデル : コード生成のための創造的エンジン

アルゴリズムの新規性を生み出す上で中心的な役割を担うのが、Google の Gemini 大規模言語モデル (LLM) ファミリー、特に Gemini Flash と Gemini Pro です²。Gemini Flash は多様なアイデアを幅広く探索するために (網羅性の最大化)、Gemini Pro は

より深い洞察に基づいた提案や複雑な変換を行うために（深掘り）活用されます²。このデュアル LLM 戦略により、広範な探索と質の高い解の生成という、相反する要求を両立させています。

「Diff ベース」変異戦略：アルゴリズム改良における精度

特筆すべき戦略として、「diff ベース」の変異が挙げられます²。これは、各ステップでアルゴリズム全体をゼロから生成するのではなく、既存の（多くは既に機能しているか、それに近い）コードに対する変更点（diff）を LLM が提案する方式です。このアプローチにより、解空間のより効果的な探索が可能となり、局所的な微調整と、より大きな変革的変更の両方を効率的に行うことができます²。この戦略は、LLM の能力を既存の良好な解の近傍を効率的に探索することに集中させつつ、時には大胆な飛躍も可能にするため、実用的かつ強力です。

自動評価器の重要な役割：最適な解へと進化を導く

AlphaEvolve の成功は、適切に定義された自動評価器に大きく依存しています¹。これらの評価器は進化プロセスにおける「適応度関数」として機能し、生成されたプログラムの正しさ、性能（速度、リソース消費量）、そして場合によってはその他の目的（多目的スコアリング）について厳密にテストします²。DeepMind の研究者が指摘するように、「明確な評価基準を持つ問題」が、このシステムの鍵となります⁷。評価器の設計は、AI による発見プロセスにおいて人間が「成功」を定義する極めて重要な手段であり、この評価器の質が AlphaEvolve が生み出す解の質を左右します。評価基準が不完全であったり、偏っていたりすると、AI は欠陥のある基準に対して最適な解を見つけてしまう可能性があるため、評価器の設計には細心の注意が求められます。

プログラムデータベースとプロンプトサンプリング：経験からの学習

AlphaEvolve は、過去に生成・評価された全てのプログラム亜種を、その性能スコアと共にデータベースに保存します²。プロンプトサンプラーモジュールは、このデータベースをインテリジェントに照会し、「親」となるプログラムを選択します。これにより、LLM に対するリッチなプロンプトが構築され、次世代のアルゴリズム生成を誘導します²。これは学習の側面を示しており、過去の成功と失敗が未来の探索に活かされる仕組みです。AlphaEvolve の力は、LLM の創造性と進化論的アルゴリズムの厳密性を高度に統合することで生まれます。LLM が多様なコード変更という「創造的な火花」を提供する一方で、進化論的フレームワークが「規律ある探索」と選択圧を適用するのです。

3. 画期的な成果：AlphaEvolve が科学と工学に与えたインパクト

AlphaEvolve は、理論的な枠組みだけでなく、具体的な成果によってその能力を証明しています。特に長年の難問解決や、実世界のシステム最適化における貢献は目覚ましいものがあります。

56 年来の謎の解明：4x4 複素行列乗算のブレークスルー

歴史的背景：シュトラッセンのアルゴリズムと長年の課題

行列乗算は、科学技術計算や機械学習など、多岐にわたる分野で基本的な演算として用いられています²。1969 年にフォルカー・シュトラッセンが発表したアルゴリズムは、従来のナイーブな $O(N^3)$ の手法を $O(N \log 27) \approx O(N^{2.807})$ へと計算量を削減する画期的なものでした²。以来、特に 4x4 の複素数行列の乗算において、シュトラッセンのアルゴリズムを再帰的に適用した場合に必要な 49 回のスカラー乗算が、56 年間にわたり実質的なベンチマークとされてきました²。

AlphaEvolve による新規の 48 乗算解：達成の経緯

AlphaEvolve は、この 4x4 複素数行列の乗算を、わずか 48 回のスカラー乗算で実行する新たなスキームを発見しました²。これは単なる微調整ではなく、行列乗算のサブ問題を分解し結合する新しい方法論を見つけ出すことを含意しています³。

計算数学における意義と示唆

この「1 回の乗算削減」は、一見些細に見えるかもしれませんが、頻繁に実行される基本演算においては、その積み重ねが大きな性能向上に繋がります²。AlphaEvolve の解法の真の革新性は、それが複素数行列に対して有効であるだけでなく、非可換な行列ブロックに対しても再帰的に適用可能である点にあります。これは、例えば Winograd のアルゴリズムなど、同程度の乗算回数を達成する他の手法が持つ可換環でのみ有効という制約を超えるものであり⁵、より根源的で一般化可能な改善と言えます。この成果は、AI が純粋数学の分野で真に新しい知識を生み出しうることを示しています。

表 1：4x4 複素行列乗算アルゴリズムの比較

特徴	ナイーブ法	シュトラッセン法 (4x4 再帰)	Winograd 風スキーム (文脈依存)	AlphaEvolve の発見
スカラー乗算回数 (4x4)	64	49	48 (通常は可換環)	48

適用可能な体	任意の体	任意の体	可換環	任意の体 (標数 0)
ブロック行列への再帰的適用可能性	あり	あり	可換性に制限される	あり (非可換ブロック)
年代	古代	1969 年	~1970 年代	2024 年 (公表)

数学的フロンティアの推進：11 次元における接吻数問題

接吻数問題の解説

接吻数問題とは、ある次元において、中心にある単位球に、互いに重なり合うことなく接触できる単位球の最大数を問う問題です¹⁰。この問題は、幾何学、符号理論、物質科学などに関連する重要な未解決問題の一つです。

AlphaEvolve による新たな下界の発見 (593 個)

AlphaEvolve は、11 次元の接吻数問題に対して、593 個の球を配置する新たな構成法を発見し、それまで知られていた下界 (592 個) を更新しました²。これは、AI が複雑な組み合わせ最適化問題においても新たな発見をもたらす可能性を示しています。

Google の巨大システムの最適化：インフラと AI トレーニングにおける具体的利益

AlphaEvolve の能力は、Google 社内の巨大なコンピューティングエコシステムにおいても実証されています。

Borg によるデータセンター効率の向上

Google の巨大なクラスタ管理システムである Borg のスケジューリングに対し、AlphaEvolve は新しいヒューリスティックを発見しました。これにより、全世界の計算資源の平均 0.7% が継続的に回収されています²。Google の規模では、この「わずかな」割合が、数千台のサーバーに相当するキャパシティの追加に繋がり、多大なコストとエネルギーの節約を意味します⁴。特筆すべきは、この解決策が人間にも可読なコードで記述されており、1 年以上にわたり本番環境で稼働している点です⁴。

Tensor Processing Unit (TPU) チップ設計における革新

AlphaEvolve は、次世代 TPU に搭載される行列乗算用の重要な演算回路において、ハ

ードウェア記述言語 Verilog の書き換えを提案し、不要なビットを削減しました³。これは、AI とハードウェアエンジニアの協調による将来の専用チップ設計の加速を示唆しています。

Gemini AI モデルトレーニングと FlashAttention カーネルの高速化

AlphaEvolve は、Gemini のアーキテクチャにおける行列乗算カーネル（Pallas カーネル）を最適化し、特定のカーネルで 23%の高速化を達成、結果として Gemini の総トレーニング時間を 1%削減しました²。また、Transformer ベースの AI モデルで重要な FlashAttention カーネルの実装においては、最大 32.5%の高速化を実現し、専門家によるカーネル最適化に必要なエンジニアリング時間を数週間から数日へと大幅に短縮しました²。これらの最適化は、AI 開発サイクルの加速とコスト削減に直接貢献します。

AlphaEvolve が自身の基盤モデルである Gemini のトレーニングに使用されるカーネルを最適化した事実は、AI が AI 自身の開発効率を高めるという、自己言及的な最適化の初期の形態を示しており、注目に値します。

表 2：AlphaEvolve による Google での主要な最適化事例の概要

最適化領域	AlphaEvolve の貢献	報告された改善	具体的なインパクト	典拠
データセンタースケジューリング(Borg)	新規の人間可読なスケジューリングヒューリスティックの発見	全世界の計算資源の平均 0.7%を回収	Google 規模での大幅なコスト・エネルギー削減。1 年以上本番稼働中	2
TPU チップ設計	演算回路(行列乗算)の Verilog 書き換え提案	不要ビットの削除、回路の合理化	次期 TPU 設計の強化。AI と人間の協調によるハードウェア設計	3
Gemini AI モデルトレーニングカーネル	Pallas 行列乗算カーネルの最適化	特定カーネルで 23%高速化	Gemini 総トレーニング時間を 1%削減。エンジニアリング時間を数週間から数日	2

			へ短縮	
FlashAttention カーネル (Transformer)	低レベル GPU 命令の最適化	最大 32.5%高速 化	Transformer モ デルの生産性向 上、将来的な計 算・エネルギー 節約に貢献	4

4. AlphaEvolve の新規性：何が際立っているのか？

AlphaEvolve は、既存の AI システムと比較して、いくつかの点で顕著な新規性を示しています。

特化型 AI システムを超える汎用性

AlphaTensor（行列乗算アルゴリズム発見に特化）や FunSearch（数学関数発見が主目的）のような、より専門化された先行システムとは対照的に、AlphaEvolve は数学、コンピュータサイエンス、工学といった多様な問題領域にわたる、より広範な適用性を目指して設計されています²。任意のコードベースで動作する能力は、その汎用性の高さを物語っています²。Python で記述されたアルゴリズムから Verilog で記述されたハードウェアまで、異なる種類のコードや問題領域で成果を上げている事実は⁴、特定の課題解決に特化したツールではなく、より普遍的なアルゴリズム改善 AI への移行を示唆しています。

LLM と進化的探索の相乗的統合

真の新規性は、単に LLM や進化的アルゴリズムを使用している点にあるのではなく、それらを深く相乗的に統合している点にあります。LLM は、従来の遺伝的プログラミングにおけるランダムな変更よりもはるかに洗練された、文脈を理解したインテリジェントな変異（「diff ベース」）を提供します。一方、進化的フレームワークは、体系的な探索と最適化の圧力を加えます²。この組み合わせにより、LLM が持つコードの構文、意味論、一般的なプログラミングパターンに関する理解が最大限に活用されます²。

ソースコードの直接的な進化

AlphaEvolve は、ソースコード（例：Python、Verilog）上で直接動作し、経験的な評価に基づいて反復的に改善を行います²。これは、より抽象的な表現を進化させたり、ドメイン固有言語を使用したりするシステムとは一線を画し、その出力は人間のエンジニアにとってより直接的に利用可能で理解しやすいものとなります。Borg スケジュー

ラのために生成された人間可読なコードは、この特徴の良い例です⁴。AI が生成したアルゴリズムが人間にとって理解不能な「ブラックボックス」である場合、信頼性の欠如や検証・保守の困難さから実用化が妨げられることがあります。AlphaEvolve が Borg に対して生成した解が「人間可読なコード」であり、「解釈可能性、デバッグ可能性、予測可能性、そしてデプロイの容易さ」を提供したという事実は⁴、重要なシステムにおける実世界での採用と、人間が AI 生成の解を理解し、検証し、その上に構築していく真の協調関係を育む上で極めて重要です。

5. 未知への航海：現在の限界と技術的課題

AlphaEvolve は目覚ましい能力を示していますが、その道のりにはいくつかの技術的な限界と課題が存在します。

計算コストとサンプル効率

LLM によって誘導される進化的アルゴリズムであっても、最適な解を見つけ出すためには多数の評価が必要となる場合があります、計算集約的になる可能性があります²。これは、非常に複雑な問題に対しては、プロセスが高コストかつ長時間になる可能性があることを意味します。この「発見のオーバーヘッド」、すなわち AlphaEvolve を実行するためのコストは、発見されるアルゴリズムの潜在的な利益によって正当化される必要があります。これが、Google の基幹インフラ⁴や長年の数学的課題²といった価値の高いターゲットに適用されている理由を説明しています。

効果的な評価器設計の技巧と科学

AlphaEvolve の発見の質は、人間が設計する評価器の質に根本的に左右されます⁷。包括的で自動化可能、かつ効率的な評価器を設計することは、問題を解決すること自体と同じくらい困難な場合があります、特に報酬が疎なタスクや定量化が難しい目標に対しては、これが主要なボトルネックとなります²。評価器の設計におけるいかなるバイアスや欠陥も、AlphaEvolve によって熱心に最適化されてしまうため、「最適」ではあるが不正確または望ましくない解に至る可能性があります。これは、評価器の設計者である人間に課せられた非常に重要な責任です。

より大規模で複雑なシステムへのスケーラビリティ

非常に大規模でモノリシックなコードベースや、深くネストされた相互作用するコンポーネントが共進化する必要があるシステムを扱うために、AlphaEvolve をスケールアップさせることは大きな課題です²。現在の成功例は、多くの場合、明確に定義されたモジュール式の問題に対するものです。

真の再帰的自己改善への道

AlphaEvolve は自身のトレーニングパイプラインのコンポーネントを最適化してきましたが⁴、人間の指導なしに、その全てのコアアルゴリズムを真に自律的、包括的、かつ継続的に自己改善することは、依然として長期的なビジョンであり、重大な技術的ハードルです²。

曖昧さと定性的目標の取り扱い

AlphaEvolve は、「明確な評価基準を持つ問題」⁷や「機械で採点可能な解」¹³を得意とします。曖昧な要件、主観的な人間の判断、または定性的な目標を持つ問題は、現在のところその直接的な能力の範囲外です²。AlphaEvolve はアルゴリズムの発見を自動化しますが、人間の労力を問題の定式化と綿密な評価器の設計へとシフトさせます。これは、AI の能力と並行して人間の役割が共進化することを示唆しています。

透明性とアクセシビリティ

AlphaEvolve のコードは公開されておらず、これが独立した検証やより広範な学術的協力を妨げる可能性があります¹⁵。DeepMind は一部の研究者向けに早期アクセスを計画していますが⁷、オープンソースでないことは、より広いコミュニティにとっての制約となります。

6. 発見の地平線：AlphaEvolve の将来の応用と可能性

AlphaEvolve の汎用的な設計は、将来的に幅広い応用分野への道を開きます。

科学研究の加速

創薬、材料科学、量子コンピューティングといった、新規アルゴリズムや構成の発見が鍵となる分野での応用が期待されます¹。AlphaEvolve は、仮説生成、実験計画の設計、複雑なシミュレーションの最適化などに貢献できる可能性があります⁷。既存のコードを最適化するだけでなく、広大な解空間を探索する AlphaEvolve の能力は、複雑な領域で新しい科学的仮説を生成するために活用できるかもしれません。これは、人間が検証可能な候補解を AI が提案するという、「AI 共同科学者」の概念とも一致します¹⁶。

ソフトウェアおよびハードウェア工学の変革

現在の成功事例（Borg、TPU、カーネル最適化⁴）から、自動ソフトウェア開発、複雑なソフトウェアシステムの最適化、カスタムハードウェア設計といった、より広範な影響が予測されます²。AlphaEvolve がよりアクセスしやすく適応性が高まれば、特定の

ハードウェア、データセット、またはニッチな問題に合わせて高度にカスタマイズされたアルゴリズムの作成が可能になるかもしれません。これにより、画一的な解決策から脱却し、専門化された高性能アルゴリズムが普及する可能性があります。

イノベーションにおける人間と AI の協調の進化

将来は、人間と AI のパートナーシップが主流となり、AlphaEvolve のような AI ツールが強力な「共同科学者」や「AI エンジニアリングパートナー」として機能するでしょう⁴。人間は問題を定義し、目標を設定し、評価器を設計し、AI が生成した解を解釈・検証する役割を担います¹⁶。

より広範なアクセシビリティと民主化

DeepMind は、ユーザーインターフェースの開発や学術研究者向けの早期アクセスプログラムを計画しており⁷、将来的にはより広範な利用可能性も視野に入れています。これにより、高性能なアルゴリズム発見ツールへのアクセスが民主化される可能性があります。しかし、このような強力な技術の自動化と最適化能力は、アルゴリズム設計者の雇用の変化、悪意のあるアルゴリズム最適化への悪用（評価器がそのように定義された場合）、そして技術への公平なアクセスといった倫理的・社会的な問題を提起します¹⁵。

7. 結論：AI 主導の科学革命の先駆けとしての AlphaEvolve

AlphaEvolve は、その核となる能力と画期的な成果を通じて、AI 駆動型の発見における著しい進歩を体現しています。特に、長年の数学的難問の解決や、Google の基幹システムにおける実質的な効率改善は、そのポテンシャルの高さを明確に示しています。

ユーザーが当初抱いた「AI が新しい発明をする時代」への期待感に対し、AlphaEvolve は説得力のある証拠を提供しています。この時代はまさに幕を開けつつあり、AI は人類が直面する最も複雑な科学的・工学的課題に取り組む上で、ますます不可欠なパートナーとなるでしょう。AlphaEvolve は問題を解決するだけでなく、問題解決の方法と速度を変える可能性を秘めています⁴。この加速自体が革命的な側面です。接吻数問題や最適なアルゴリズム構造の発見のような問題は、しばしば広大な組み合わせ探索空間を含み、人間の直感では限界があります。AlphaEvolve の LLM に導かれた体系的かつ進化的な探索は、このような「既知の未知」をより扱いやすくし、何十年もの間手の届かなかった解決策を解き放つ可能性があります²。

今後の道のりには、現存する限界への対処と、責任ある開発の保証が含まれますが、AlphaEvolve が切り拓いた道は、科学と技術の未来における AI の役割を再定義するも

のです。

引用文献

1. How AlphaEvolve Transforms Algorithm Discovery - Latenode, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://latenode.com/blog/gemini-has-been-integrated-with-github>
2. Google AlphaEvolve: A Deep Dive into Gemini-Powered Math AI Agent - Apidog, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://apidog.com/blog/google-alphaevolve/>
3. AlphaEvolve: Google's AI That Invents Algorithms and Breaks 56 ..., 5月 17, 2025 にアクセス、<https://digialps.com/alphaevolve-googles-ai-that-invents-algorithms-and-breaks-56-year-old-records/>
4. AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent for designing ..., 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://deepmind.google/discover/blog/alphaevolve-a-gemini-powered-coding-agent-for-designing-advanced-algorithms/>
5. I don't think people realize just how insane the Matrix Multiplication ..., 5 月 17, 2025 にアクセス、https://www.reddit.com/r/singularity/comments/1knem3r/i_dont_think_people_realize_just_how_insane_the/
6. AlphaEvolve: Google DeepMind's New AI System- The Visla Blog, 5月 17, 2025 にアクセス、<https://www.visla.us/blog/news/alphaevolve-google-deepminds-new-ai-system/>
7. Google DeepMind Launches AlphaEvolve: AI Breaks a 56Year ..., 5月 17, 2025 にアクセス、<https://www.aibase.com/news/18067>
8. Strassen algorithm - Wikipedia, 5 月 17, 2025 にアクセス、https://en.wikipedia.org/wiki/Strassen_algorithm
9. From the paper, "Notably, for multiplying two 4×4 matrices, applying ..., 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://news.ycombinator.com/item?id=43986909>
10. Kissing number - Wikipedia, 5 月 17, 2025 にアクセス、https://en.wikipedia.org/wiki/Kissing_number
11. Kissing numbers – Henry Cohn, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://cohn.mit.edu/kissing-numbers/>
12. Google's new AI coding agent could help Gemini develop better versions of itself - BGR, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://bgr.com/tech/googles-new-ai-coding-agent-could-help-gemini-develop-better-versions-of-itself/>
13. Google unveils AlphaEvolve AI for advanced math and science - Perplexity, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://www.perplexity.ai/page/google-unveils-alphaevolve-ai-GqOcSsmOTxa.EwXsSpmrYg>
14. DeepMind Unveils AlphaEvolve, an AI Agent for Algorithm Design - Mexico Business News, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://mexicobusiness.news/cloudanddata/news/deepmind-unveils-alphaevolve-ai-agent-algorithm-design>
15. DeepMind's AlphaEvolve Surpasses Expectations in Solving Math and Science

- Problems, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://opentools.ai/news/deepminds-alphaevolve-surpasses-expectations-in-solving-math-and-science-problems>
16. Accelerating scientific breakthroughs with an AI co-scientist - Google Research, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://research.google/blog/accelerating-scientific-breakthroughs-with-an-ai-co-scientist/>
17. ETHICAL CONSIDERATIONS IN THE USE OF AI FOR ACADEMIC RESEARCH AND SCIENTIFIC DISCOVERY: A NARRATIVE REVIEW, 5 月 17, 2025 にアクセス、<https://insightsjls.com/index.php/home/article/download/178/168>