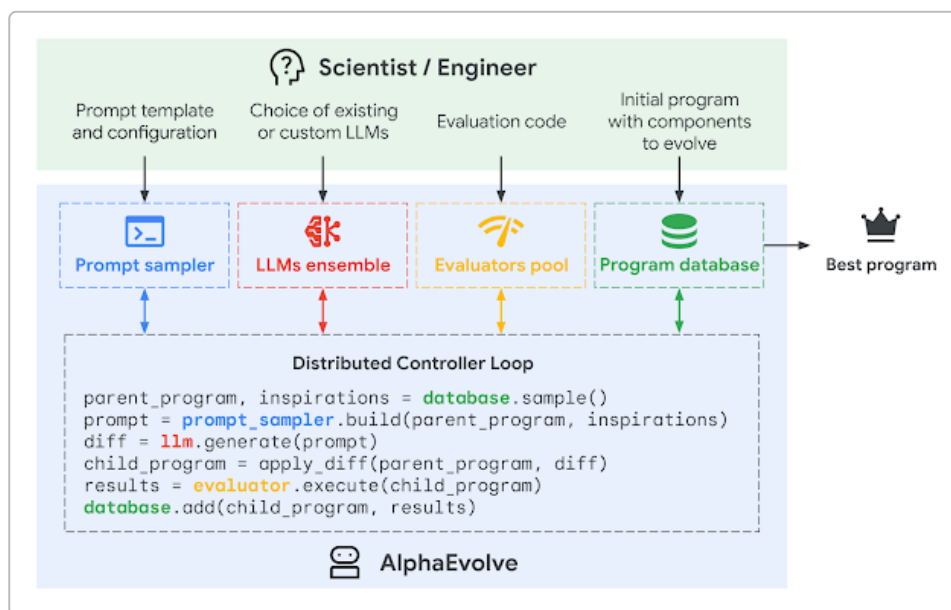


AlphaEvolve：AIエージェントによる新アルゴリズム発見の徹底分析

研究者向け詳細技術分析

技術的仕組み（アーキテクチャとアルゴリズム）



AlphaEvolveのアーキテクチャ概略図。研究者が設定した問題の初期コードや評価指標をもとに、複数のLLM（Geminiモデル）がコード（アルゴリズム）を生成し、評価器で性能を測定、良好な解決策を選択・変異させながら最適化を進める [1](#) [2](#)。

AlphaEvolveは、大規模言語モデル（LLM）の創造力と自動評価アルゴリズムを組み合わせ、コードによるアルゴリズムの探索・最適化を行うAIエージェントです [3](#) [4](#)。具体的には、**Gemini**ファミリーと呼ばれる最先端LLM（Google DeepMindが開発）の複数モデルを用います。軽量高速なGemini Flashモデルで幅広いアイデア探索を行い、高性能なGemini Proモデルで有望な案を深掘りするという協調動作で、多様かつ質の高いプログラム（コード）候補を生成します [5](#)。これらLLMが提案したアルゴリズム（コード）は、自動評価器（evaluators）によって正確性や性能指標に基づき検証・採点されます [6](#)。AlphaEvolveは評価結果をもとに**進化的アルゴリズム（evolutionary search）**を適用し、良い解決策の要素を残しつつコードを変異・改良して次世代の候補を生成していきます [7](#) [2](#)。このループを繰り返すことで、初期解から徐々に性能を高め、新たな最適アルゴリズムを自律的に発見する仕組みです。LLMによるコード生成と評価・選択のサイクルを自動化することで、人手では探索が難しい膨大なアイデア空間を効率よく探索できます [2](#) [8](#)。AlphaEvolveは単一の関数最適化に留まらず、複数の関数や数百行に及ぶ**コード全体を進化的に改良**できる点で、従来の自動コード発見システムを大きく拡張しています [8](#)。

技術的には、AlphaEvolveは**LLMベースのエージェント**に分類されます。ユーザーが問題設定（例：最適化したいアルゴリズムの初期コードや評価関数）を与えると、AlphaEvolve内の「プロンプトサンプラー」がそれらを組み合わせた入力をLLMに提示し、LLMがコードの変更提案（差分）を生成します [9](#)。生成された新しいコードは直ちに**評価指標に沿って実行・検証**され（例えば計算結果の正確性や実行速度など）、そのスコ

アに基づいてプログラム候補がデータベースに蓄積されます⁷。そして進化戦略により、有望な候補を親として更なる変異を加える次のLLMプロンプトが作成される、という**自律ループ**が走ります⁷。この構造は**強化学習**にも似ていますが、報酬信号の代わりに評価関数によるスコアリングと進化的選択を用いる点が特徴です。LLMは推論時の計算（テスト時計算能力）をフル活用し、多様な候補を生み出しつつ、評価ループが誤った提案を淘汰することで**ハルシネーション（幻覚解答）の低減**や信頼性向上も図られています¹⁰。このようにAlphaEvolveは**言語モデルによる創発的探索と自動評価による選択**を統合した新しいアーキテクチャであり、従来の総当たりの探索では見つけられなかった高度なアルゴリズム解を発見できるのです⁴³。

開発主体とチーム・公開情報

AlphaEvolveは**Google DeepMind**（Alphabet社のAI研究部門、旧DeepMindとGoogle Brainの統合体）が開発したシステムです³。2025年5月14日に公式ブログで発表され、同日付でホワイトペーパー（技術白書）が公開されています³。この白書はDeepMindの研究者チーム（Alexander NovikovやMatej BalogらのAlphaEvolveチーム）によって執筆されており、AIを用いたアルゴリズム発見の包括的成果としてまとめられています¹¹¹²。プロジェクトはDeepMind内のScienceチームが主導し、ディープラーニングや強化学習、最適化、数学、計算機科学などの専門家が協働しています。ロンドンのDeepMindオフィスで科学部門を率いるPushmeet Kohli氏も開発に関与しており、同氏は「AlphaEvolveは社内の次世代AIチップ設計や全世界の計算資源の効率化にすでに大きなインパクトを与えている」とコメントしています¹³。第三者の評価として、Max Planck研究所のMario Krenn博士は「AlphaEvolveは汎用LLMに基づく新しい発見の最初の成功例だ」と称賛しています¹⁴。なお、AlphaEvolveの基盤となるGeminiモデルもGoogle DeepMindが開発した次世代LLMであり、本システムはGoogleの最先端AI技術の集大成的なプロジェクトと位置付けられます。

研究成果はまだ論文誌での査読発表前ですが、**DeepMind公式のホワイトペーパー**³ および**Nature誌のニュース記事**（Elizabeth Gibney氏による報道¹⁵¹⁶）で詳細が伝えられています。ホワイトペーパーではAlphaEvolveのアルゴリズムや評価実験が詳述され、付録に技術的検証も含まれています。また、関連する先行研究として2023年発表の「FunSearch」手法（LLMを用いた進化的探索で数学の未解決問題に挑戦）⁸や、2022年発表の「AlphaTensor」（強化学習で行列乗算アルゴリズムを自動発見）¹⁷が引用されており、AlphaEvolveはそれらを発展・統合した位置づけにあります⁸。開発チームは現在、選抜した学術研究者向けの**早期アクセスプログラム**を準備中であり、将来的により幅広い共同研究者がこのシステムを利用できるよう検討しています¹⁸。

科学的ブレイクスルー：「56年の難問」の解決

AlphaEvolveの登場によって注目された科学的ブレイクスルーの一つが、「**56年越しの難問**」の解決です。この「56年」とは、**行列乗算アルゴリズムの改良**に要した年月を指しています。1969年にドイツ人数学者ボルカー・シュトラッセン(Volker Strassen)が発見した高速行列積アルゴリズム（通常の n^3 より高速な $n^{2.807...}$ の計算量を示す手法）は、過去半世紀以上にわたり**その特定条件下での最善法**として君臨してきました¹⁹²⁰。DeepMindの以前のプロジェクト「AlphaTensor」（2022）も行列乗算アルゴリズム探索に挑みましたが、一部のケース（ 2×2 や小規模行列のバイナリ演算）での改善に留まり、シュトラッセン法を超える一般的成果は得られていませんでした²¹。

AlphaEvolveはこの壁を破り、 **4×4 の複素行列を従来より少ない回数の乗算で計算する新アルゴリズム**を発見しました²⁰。具体的には、 4×4 の複素数行列同士の積を**48回のスカラー乗算**で正確に行う方法を見つけ出し、これは従来のシュトラッセン法（1969年に提案、同条件で**49回の乗算**が必要）を56年ぶりに更新する画期的成果です¹⁹²⁰。この発見により、行列乗算の計算効率向上という計算機科学の古典的難問に新たなページが刻まれました。実際、DeepMindのホワイトペーパーでも「シュトラッセンのアルゴリズムに対し56年ぶりの改善を達成した」と強調されています¹²。

AlphaEvolveがこの難問を解決したアプローチは、単に既知アルゴリズムをデータから学習するのではなく、**アルゴリズム自体を能動的に探索・改良**した点に特徴があります。研究チームはまず行列乗算アルゴリズム

を探索するためのベースとなるコード枠組み（勾配降下法を用いて行列積分解を見つける手法の骨組み）を用意し、それをAlphaEvolveに与えました。AlphaEvolveはこの初期プログラムに対し、評価指標（乗算回数の削減と結果の正確性）を設定した上で複数のコード構成要素を変異させる提案を行いました²²。例えば、最適化アルゴリズムの種類や重み初期化方法、損失関数の形状、ハイパーパラメータ探索範囲など、アルゴリズムを構成する重要な部分に大胆な変更が次々と提案されています²²。その過程は15世代にも及ぶ進化計算となり、多段階の“突然変異”を経てようやく最良のソリューションに到達したと報告されています²²。得られた4×4行列乗算の新手法は、自動評価だけでなく**数学的な厳密検証（証明）**も経て正しさが確認された（**provably correct**）アルゴリズムとなっています²³。このようにAlphaEvolveは、従来人間が何十年も改良できなかったアルゴリズムをわずかな期間で発見し、計算理論のフロンティアを押し広げたのです。

さらにAlphaEvolveは、この行列積だけでなく多数の**未解決数学問題**に挑戦し成果を上げています。研究チームは解析学、幾何、組合せ、数論など50以上のオープンな数学問題をAlphaEvolveに与えて試行し、その約75%においては既知の最良解を再現、約20%においては既知解を上回る改良を成し遂げたと報告しています²⁴。その一例が**キッシング数問題**への新展開です。キッシング数問題とは「ある半径1の球に接触できる同半径の球は最大いくつか」という古典の問題で、次元ごとの最大数（キッシング数）が知られていますが、高次元では未解決の部分が残っています。この問題は300年以上もの間数学者を魅了してきた難問ですが²⁵、AlphaEvolveは**11次元空間において593個の球が接触可能な配置**を発見し、それまで知られていた値を上回る**新たな下限値**を確立しました²⁵。これは11次元で593個以上は可能であることを示す成果で、長年更新されていなかった高次元キッシング数の記録を塗り替えています。以上のように、AlphaEvolveは計算機科学のみならず純粋数学の未解決問題にも進展をもたらし、AIが科学研究そのものに新知見を提供し得ることを実証しました²⁶²⁷。

検証方法と評価指標： AlphaEvolveの成果は厳密な検証と評価を経ています。アルゴリズムの正しさは自動定理証明や完全テスト等で確認され、性能指標（例えば乗算回数や計算速度、解の品質など）は客観的なメトリクスで測定されます²⁸。例えば行列乗算アルゴリズムでは全ての積に対し計算結果が一致することをテストし、さらに理論的に必要な乗算回数の削減を証明しています。またキッシング数の結果も計算機による配置検証で裏付けられています。評価には**客観的で定量的な基準**が用いられるため、改善の度合いが明確に示され、再現性の高い検証が可能です²⁸。このようなアプローチにより、AlphaEvolveの提案した解は単なる偶然の産物ではなく、科学的に信頼できる新知識として位置付けられています。

応用実績と自然科学への展望

AlphaEvolveの技術は、理論的な発見だけでなく**実用的な問題**にも大きな成果を示しています。Google社内では過去1年にわたり、AlphaEvolveが発見したアルゴリズムがデータセンター運用やハードウェア設計、AIモデルの学習効率化といった基盤技術に適用され、顕著な改善を達成しました²⁹³⁰。以下に主な応用例を挙げます。

- ・**データセンター最適化（スケジューリング問題）：** Googleの大規模分散ワークロード管理システムBorgのジョブスケジューリングにおいて、AlphaEvolveはシンプルながら極めて効果的なヒューリスティック（近似アルゴリズム）を発見しました。この新手法は既にGoogleのデータセンターで本番運用されており、世界中の計算資源の平均**0.7%の回復（効率向上）**を実現しています³¹。わずか数%未満と思われるかもしれませんが、Google全体の計算規模では常時数万台のサーバーに相当する計算能力が余分に引き出されることになり、膨大な電力・コスト削減効果を持つ改善です²⁷³²。興味深いことに、このAlphaEvolve産のソリューションは**可読性の高いPythonコード**の形で提供され、性能が高いだけでなく人間のエンジニアにとって理解・検証・デバッグが容易で、既存システムへのデプロイも円滑だったと報告されています³³。
- ・**ハードウェア設計（回路最適化）：** 次世代のGoogle TPU（Tensor Processing Unit）と呼ばれるAI専用アクセラレータの開発にもAlphaEvolveが貢献しました。とりわけ行列乗算用の高度に最適化され

た算術回路において、AlphaEvolveは**不要なビット演算を削除**する回路の書き換え（Verilogコードの提案）を行い、回路規模の削減と省電力化に寄与しました³⁴。この提案は厳格なハードウェア検証プロセスを通過し、TPU設計に統合されることが決定しています³⁴。わずかな改良でもチップ面積や消費電力に直結するため、0.5~1%の効率改善であっても製造コストや年間数百万ドル規模の電力コスト削減につながると試算されています³⁵。AlphaEvolveはハードウェア設計者が用いる記述言語（Verilog）で直接コード提案を行うため、人間のエンジニアとの協調がしやすく、AIと専門家のコラボレーションを促進するアプローチとなっています³⁶。

- ・**AIモデル学習の効率化（ソフトウェア最適化）**：大規模言語モデル（Gemini）の訓練におけるボトルネック演算である巨大な行列乗算処理について、AlphaEvolveは**より賢い分割計算方法**を見出しました³⁷。その結果、この基幹カーネル処理が23%高速化され、Geminiモデル全体の**訓練時間が約1%短縮**されたと報告されています³⁷。大規模モデルの訓練には莫大な計算資源と時間が必要なため、1%の短縮でも計算資源の節約効果は甚大です（訓練1回あたり数十万ドル規模のコスト削減に相当）³⁸。さらに、人間のエンジニアがカーネル最適化に費やす数週間の労力をAlphaEvolveが数日間の自動実験で肩代わりでき、開発サイクルを大幅に短縮しました³⁹。この他にもAlphaEvolveは、Transformer系モデルで用いられる**FlashAttention**という注目機構の実装において低レベルGPU命令列を最適化し、最大32.5%の速度向上を達成するなど⁴⁰、コンパイラやシステムレベルの最適化でも成果を上げています。

以上のように、AlphaEvolveは**計算機インフラ全般（データセンター、ハードウェア、機械学習ソフト）に渡る包括的な最適化**を実現しており、その一つ一つが巨大スケールでの効率化・省エネ・コスト削減に直結しています⁴¹¹⁰。特筆すべきは、これらの改善アイデアが人間の設計者では思いつかなかった**斬新なアプローチ**である場合も多い点です。AlphaEvolveは既存知識に囚われず評価指標に沿って探索するため、従来の常識を覆す解決策を提示しうるのである。

自然科学への応用展望：AlphaEvolveの基本コンセプトは「**アルゴリズムで表現でき、自動評価可能な問題**」であれば領域を問わず適用可能という汎用性にあります⁴²。実際、DeepMindは「数学や計算分野に限らず、材料科学、創薬、サステナビリティ（持続可能技術）など様々な分野でAlphaEvolveは変革をもたらし得る」と述べています⁴²。キーとなるのは、その分野の課題に対して**評価関数**を定義できるかどうかです²⁴³。例えば物理学・工学であれば「目標性能を最大化/最小化するデバイス設計」をコードで表現しシミュレーションで評価する、化学・材料では「特定の特性を持つ物質構造を生成しシミュレーションで検証する」、生物学では「分子動力学シミュレーションで反応経路を最適化する」といった形で、問題をアルゴリズム的に定式化した機械で評価できればAlphaEvolveが活躍できる可能性があります。実際、**望遠鏡や顕微鏡の設計最適化、材料設計**などへの応用可能性は専門家からも指摘されています⁴⁴。AlphaEvolveのようなAIがあれば、「試行錯誤に膨大な時間を要する研究開発プロセス」を仮想的に高速実行し、有望な設計や構造の候補を自動で提案してくれるでしょう。例えば、新薬の分子設計では目的の薬効や副作用指標を評価するシミュレータを用意すれば、AlphaEvolveが無数の分子構造を生成・評価して最良候補を発見する、といった使い方も展望されます。現在は数学と計算機科学への適用が中心ですが、今後研究者コミュニティとの連携により、気候モデルの改良や新素材の探索、エネルギー効率化技術の設計など**自然科学や工学の幅広い課題**にAlphaEvolve型AIが挑戦していくことが期待されています⁴²。

将来的な社会的影響

AlphaEvolveがもたらすインパクトは、技術面だけでなく社会全体にも及ぶ可能性があります。まず**経済・産業面の影響**として、AlphaEvolveによる効率化は大規模インフラのコスト削減と持続可能性向上に直結します。実例として、GoogleはAlphaEvolveによるデータセンター改善で年間数千万ドル規模のコスト削減効果を上げておりと試算されます³²。同様に、AIモデル訓練やチップ製造の効率化もエネルギー消費削減と高速化をもたらす、大規模IT産業の環境フットプリント低減に寄与するでしょう。これらはひいてはユーザへのサービス向上や環境負荷低減という**社会全体の利益**に繋がります。

次に**科学研究の在り方への影響**です。AlphaEvolveはAIが自律的に仮説検証を行い発見を生み出す「機械科学者」の萌芽と見ることができます¹⁴。従来、人間研究者が長年かけて試行錯誤してきた問題にAIが新アプローチを提示できるようになれば、科学の進展スピードは飛躍的に向上する可能性があります。特に数理科学や計算科学では、AIが新定理や新アルゴリズムを提案し、人間がそれを検証・発展させるという**人間とAIの協働**が進むでしょう¹⁴。AlphaEvolveは既に「AIが研究者のパートナーとなりうる」ことを示しました⁴⁵。この流れが進めば、新薬開発や材料開発の期間短縮、未知の物理法則の発見など、社会に大きなインパクトを持つ科学技術上のブレイクスルーが増加すると期待されます。

一方で**懸念や課題**も指摘されています。まず、AlphaEvolveのような高度なAI技術は巨大企業（資本）が先行して保有するため、研究資源の集中による不均衡が拡大する可能性があります⁴⁶。莫大な計算資源を必要とするシステムであるため、現状では一般の研究者が容易に利用できず、AI発見の果実が一部組織に偏る懸念があります⁴⁷。このためDeepMindは学界への段階的な開放を計画していますが¹⁸、長期的にはオープンソース化やクラウド経由のアクセスなどを通じて**民主化**を図ることが望まれます⁴⁸。また、アルゴリズム設計や最適化業務に携わる専門職にとっては**自動化による職域の変化**も予想されます⁴⁹。AIが高度な最適化を自動で行えるなら、人間はより創造的なタスクやAIには設定できない目標策定などに役割を移す必要が出てくるでしょう。こうしたスキル転換（リスキリング）や教育面での対応も社会的課題となりえます⁴⁹。さらに、AlphaEvolveが提案するアルゴリズムの**倫理面・公平性**への配慮も必要です⁵⁰。例えばAIが設計したアルゴリズムがブラックボックス化したり、偏ったルールを生み出した場合、その影響範囲が大きい**ため透明性と説明責任の確保**が求められます⁵¹⁵⁰。幸いAlphaEvolveは出力が人間可読なコードであるため解釈しやすい利点がありますが⁵²、それでも大規模な自動探索プロセス自体の検証は不可欠です。

総じて、AlphaEvolveは**産業効率と科学発見の両面で潜在的に極めて大きな社会的利益**をもたらしう一方、その恩恵を公平に社会へ浸透させるためのガバナンスが必要となるでしょう。今後、学術コミュニティや政策立案者と協力しつつ、この種のAIシステムを透明かつ安全に発展させていくことが重要だと考えられます。

初心者にもわかりやすい解説

AlphaEvolveとは何か？

AlphaEvolve（アルファエボルブ）は、Google DeepMindが開発した最新のAIシステムで、自分でコード（プログラム）を書いて新しいアルゴリズム（計算手順）を発見できる**頭のいいコンピュータ**です³。少し難しく聞こえるかもしれませんが、一言でいうと「**AIが研究者のように問題を解き、新発見をしてくれるシステム**」です。例えば、難しい数学の問題を解いたり、コンピュータのプログラムを改良してもっと速くしたりすることができます。AlphaEvolveは「**大規模言語モデル（LLM）**」という、文章やコードを作るのが得意なAI（GoogleのGeminiモデル）をベースにしており、それに「**自動で答え合わせする仕組み**」を組み合わせています⁴³。これによって、AI自身が「ああでもない、こうでもない」と試行錯誤を繰り返しながらより良い解決策を見つけ出すことができるのです。

具体的にAlphaEvolveがどう動くか、簡単に見てみましょう。まず人間の研究者が解決したい問題をAlphaEvolveに与えます。問題は「コード」で表します。例えば「この計算をもっと速くするプログラムを作って」とお願いする場合、まず最初に簡単なプログラム（たたき台）と、何をもって「速い」とするかの基準（評価指標）を用意します²。するとAlphaEvolveの中のAI（Geminiという名前の頭脳）が、そのプログラムを少し書き換えるアイデアを何百通りも考えてくれます²。次に、それぞれの案がどれくらい上手いかわを試すために、AlphaEvolveは自動でそのプログラムを実行し、結果をチェックします²。良い結果が出たプログラムは合格、悪いものは不合格、とふるいにかけるわけです。そして合格した中で特に優秀なプログラムを親として選び、そこにさらに改良を加える新しい案をまたAIが考え…というように、**世代交代を繰り返しながらプログラムをどんどん進化させていくのです**⁷。この様子はまるで自然界の進化（良い特徴を持った生物が生き残り、次の世代でより発展する）と似ていますね。こうして最終的には、最初に与えたものよりもずっと優れたプログラム、つまり**新しいアルゴリズム**が見つかる、という仕組みになっています⁴

³。

AlphaEvolveのすごいところは、このプロセスが全部自動で行われ、人間が思いつかないような解決策も発見できることです。普通のAI（例えばチャットGPTなど）は人間が教えたデータや知識の範囲で答えを出すことが多いですが、AlphaEvolveは**自分で実験しながら学ぶ**ので、過去に誰も知らなかった新発見に到達できる可能性があります¹⁴。言わば「自分で考えて結果を確かめ、より良いアイデアを生み出す研究者ロボット」のような存在なのです。

誰がどのように作ったの？

AlphaEvolveはGoogle DeepMindという企業（Google社のAI研究部門）が開発しました³。AlphaGo（囲碁AI）やAlphaFold（タンパク質の形を当てるAI）などを作ったチームと同じ系列の研究者たちです。2025年5月にDeepMindが公式発表し、技術的な詳しい資料（ホワイトペーパー）も公開されています³。作ったのはプログラマーや数学者など様々な専門家からなるチームで、プロジェクトリーダーの一人はMatej BalogさんというAI研究者です⁵³。またDeepMindの科学部門の責任者Pushmeet Kohliさんも関わっており、彼は「このAIはすでにGoogleのチップ設計やコンピュータ資源の使い方を改良して大きな効果を出している」と述べています¹³。

研究の内容はイギリスの科学雑誌「Nature（ネイチャー）」や米国の「Scientific American（サイエンティフィック・アメリカン）」でも紹介され、世界中の専門家が注目しています^{15 16}。Max Planck研究所のMario Krenn博士という第三者の専門家は「一般的なAI（チャットボット型）を使って新しい発見ができた初めての例だ」とAlphaEvolveを高く評価しています¹⁴。DeepMindチームは、このAlphaEvolveをまず研究者に試してもらう計画（早期アクセス）を進めていて、ゆくゆくはもっと多くの人が使えるようにしたいとしています¹⁸。

56年越しの難問って何だったの？

AlphaEvolveが登場した際、「56年の難問を解決！」と話題になりました。これは一体何のことかということ、**行列（ぎょうれつ）のかけ算**に関する数学・計算機科学の難問です。行列のかけ算はコンピュータで計算する基本中の基本ですが、大きな行列同士をかけ算するときにはものすごくたくさんの計算が必要になります。1969年、ドイツの数学者シュトラッセンさんが「もっと少ない計算で行列をかけ算する方法」を発見し、これはそれまでの常識を破る大発見でした¹⁹。それから半世紀以上、誰もその方法（シュトラッセンの方法）より計算回数が少なくなる新しいやり方を見つけれなかったのです。

ところが**AlphaEvolveがついにその記録を更新**しました²⁰。具体的には、4×4サイズの行列（しかも複素数という少し難しい数を要素にもつ行列）同士の掛け算を、従来より1回少ない**48回のかけ算でできる方法**を発見したのです²⁰。シュトラッセンさんの方法では49回必要だったので、「1回だけ？」と思うかもしれませんが、これは科学の世界では大ニュースです。なぜなら、1回でも減らせるということはより大きな問題で効いてきますし、何より「誰もできなかったことをAIが成し遂げた」からです¹²。この1969年以来的改良は**56年ぶり**ということで、「56年の難問突破」と言われています。

AlphaEvolveはどうやってそれを見つけたのでしょうか？ここが面白いところです。人間が解く場合、数学の理論を積み上げて…となりますが、AlphaEvolveの場合は**手探りで試行錯誤**して発見しています。研究チームはまず「ある計算を賢く繰り返して行列の掛け算の方法を探すプログラム」を用意しました。そしてAlphaEvolveに「もっといいパラメータややり方がないか改良してみて」と命じました。AlphaEvolveはそのプログラムのいろいろな部分をいじって（例えばどういうアルゴリズムを使うか、数字の初期値をどうするか等）、たくさんのバージョンを作り、それぞれをテストしました²²。その中から上手くいったものをさらに改良する…という繰り返しです²²。何十回も代を重ねる中で、ついに「これだ！」という組み合わせに行き当たったのです。人間にはとても根気がいる作業ですが、AlphaEvolveは自動で高速にやってくれるので、このような発見が可能になりました。

しかも、AlphaEvolveが見つけた方法は**ちゃんと正しい**ことが確認されています²³。コンピュータですから、本当に計算結果が合っているかどうか全部チェックできますし、数学的にも「48回で確実にできる」という証明が付いています。ですから「AIが出した答えだけど本当か怪しい」ではなく、きちんと科学的に信用できる解になっています。

さらにAlphaEvolveは他にも**いろいろな難問を解いている**んです。例えば「キッシング数問題」という300年も前からある幾何学の謎にも一部答えを出しました²⁵。これは「球（ボール）をできるだけたくさん寄せ集めると1つの球に最大何個くっつけられるか？」という問題で、次元という概念で難易度が上がるのですが、11次元の場合に**593個**はくっつけられるという新しい配置を見つけました²⁵（今まではそれより少ない数しか分かっていなかったのが新記録です）。他にも、50以上の未解決だった数学パズルや問題に挑戦し、そのうち**20%くらいで今までより良い答え**を見つけたと報告されています²⁴。つまりAlphaEvolveは、単に計算が速いとか答えを覚えているとかではなく、**本当に未知の問題を解決に導く力がある**ということです。

AlphaEvolveは何に使えるの？

AlphaEvolveは**たくさんの分野で役立つ可能性**があります。すでにGoogleでは、このAIを使って自社の技術を改良し始めています。

- **コンピュータの効率アップ:** AlphaEvolveが見つけたアルゴリズムの一つは、Googleのデータセンターという大量のサーバーを動かす仕組みで役立ちました。そこでの仕事の割り振り（スケジューリング）をちょっと工夫するプログラムを提案し、それを試したところ、世界中のGoogleのコンピュータの**0.7%ものリソースを節約**できたんです³¹。0.7%と聞くと小さいですが、Google規模ではものすごい数のサーバー分に相当します²⁷。つまり同じ電気代や機械で今までより多くの処理ができるようになり、とても経済的でエコロジータな改善です。
- **AI用チップの改良:** また、AIを動かす専用のチップ（TPUという半導体チップ）の設計にもAlphaEvolveが活躍しました。チップの中の回路（計算をする電子回路）の一部について、AlphaEvolveがコードを書き換えて「このビットは省けますよ」という提案をしたのです³⁴。それを人間のエンジニアが検証したところ、ちゃんと正しく動いて無駄が減ることが確認され、次の世代のチップ設計に組み込まれる予定です³⁴。半導体ではほんの少しの無駄削減が、チップの小型化や省エネにつながります。AlphaEvolveのおかげで、将来のAIチップは今より少し効率が良くなりそうです。
- **AIソフトの高速化:** さらに、AlphaEvolveはAIを学習させるソフトウェア自体も改良しました。先ほど少し触れた行列のかけ算の話ですが、AI（Gemini）の学習では巨大な行列をかけ算する処理が頻繁に出きます。AlphaEvolveはその処理を**23%も速くする方法**を考え出し、結果としてAIの学習全体の時間を**約1%短縮**することに成功しました³⁷。1%の短縮でも、AI開発では時間も電気代も大きく節約になるので、非常に助かる改善です。

このようにAlphaEvolveは主に**コンピュータ関係**で実際に効果を上げ始めていますが、可能性はそれだけではありません。**自然科学の分野**にも応用が期待されています⁴²⁴⁴。例えば、

- **物理学・工学:** 望遠鏡や顕微鏡などの装置をもっと性能良くするにはどう設計したらいいか、AlphaEvolveに考えさせることができます⁴⁴。評価基準（例えば「もっと解像度が高い画像が得られるか」など）を決めれば、AIが内部のレンズ配置やセンサー配置を試行錯誤して改良案を出してくれるかもしれません。
- **化学・材料:** 新しい材料や薬を開発するとき、膨大な組み合わせを試す必要がありますが、AlphaEvolveならシミュレーションを通じて**自動で素材の組み合わせを探索**し、有望なものを提案してくれるでしょう⁴²。例えば創薬では、目的の効果が高く副作用が少ない分子構造を探索するのに役立つ可能性があります。

- ・**環境・エネルギー**: 気候モデルの最適化や、新エネルギー機器のデザイン改善など、**シミュレーションで良し悪しを評価できる課題**であればAlphaEvolveが力を発揮できそうです⁴²。持続可能な技術（サステナビリティ）の分野でもAIが解決策を提示してくれるかもしれません。

要するに、AlphaEvolveは「問題をコードと採点方法で表現しさえすれば、あとはAIが頑張って最適解を探してくれる」ツールなのです²。現在は主に数学やコンピュータの分野で実証されていますが、その**汎用性**から考えて、今後あらゆる科学技術の難問にチャレンジしていくことが期待されています。

他のAI（AlphaFoldやChatGPTなど）との違いは？

AlphaEvolveという名前からして「Alpha〇〇」シリーズ（DeepMindの他のAI）を思い浮かべる方もいるでしょう。また最近話題のChatGPTのようなAIと何が違うのか疑問に思うかもしれません。それぞれ比較してみます。

- ・**AlphaFoldとの比較**: AlphaFoldはDeepMindが2020年頃に発表したAIで、タンパク質の立体構造を予測するものです。AlphaFoldは生物学の特定の課題（タンパク質構造予測）に特化したAIで、大量の実験データから学習して問題を解きました⁵⁴。一方、AlphaEvolveは特定の一分野に限らず、あらゆる問題に対応できる**汎用型**です⁵⁴。AlphaFoldが「一つの難問に対するスペシャリスト」なら、AlphaEvolveは「いろんな難問を試せるゼネラリスト」と言えます。また、AlphaFoldは答え（タンパク質の形）を直接ニューラルネットワークが予測しましたが、AlphaEvolveは**コードを書く**という形で解決策を提示します³。そのため、AlphaEvolveの出力（プログラム）は人間が読んで理解しやすく、他のプログラムに組み込みやすいという利点もあります⁵²。総じて、AlphaFoldは科学者が長年取り組んできた生物学の難問をデータ駆動で解決した例ですが、AlphaEvolveはそれをさらに推し進めて、**データがなくても評価軸があれば自力で解決策を探せる**という次世代型のAIなのです。
- ・**ChatGPTとの比較**: ChatGPT（GPT-4などのシリーズ）はOpenAIが開発した対話型の汎用AIで、人間のように文章を読んだり書いたりできます。しかし、ChatGPTは与えられた質問に対して**過去の知識をもとにそれらしい回答を作る**のが得意で、新しい科学的発見を自ら検証しながら行うようには設計されていません。例えば数学の未解決問題をChatGPTに聞いても、それっぽい答えは返すかもしれませんが、それが正しい保証はなく、ほとんどの場合は既知の知識の範囲を出ません。これに対しAlphaEvolveは、**内部に評価とフィードバックの仕組みを持ち、自分でコードを動かして確かめながら答えを改良する**点が決定的に違います¹⁰。言うなれば、ChatGPTは博識な「おしゃべり先生」ですが、AlphaEvolveは実験室で何度も実験して結果を出す「研究者」のようなものです。もう一つの違いは、ChatGPTは文章や会話など**人間の言語の世界**で能力を発揮しますが、AlphaEvolveは**数式やプログラムの世界**で能力を発揮する点です。ChatGPTは創造的な文章を書いたり広範な知識をまとめたりできますが、AlphaEvolveは創造的なアルゴリズムを生み出し、それを動かして検証できます。目的や得意分野が異なるため、どちらが上位というより**役割が違うAI**と言えるでしょう。
- ・**他の科学発見AIとの比較**: DeepMindや他社はこれまでも科学やプログラミングの難題に挑むAIを作ってきました。例えばDeepMindの**AlphaDev**というAIは2023年に、C++というプログラミング言語のソート（並べ替え）アルゴリズムを改良し、特定の場合に最大70%高速な新アルゴリズムを発見しました⁵⁵。これは10年以上ぶりのアルゴリズム改良として注目され、実際にそのアルゴリズムはソフトウェアライブラリに採用されました⁵⁶⁵⁷。しかしAlphaDevは強化学習という手法を使い、特定の問題（ソート）だけに特化して訓練されたものでした⁵⁸。AlphaEvolveはこのような先行例を踏まえつつ、**汎用のLLMを用いることでより幅広い問題に一つのフレームワークで対応**できるようになっています⁸。またAlphaDevやそのベースとなった手法（AlphaZero型の探索）は、アルゴリズム全体ではなく**低レベルの操作列**（例えばアセンブリ命令の並び）を探索していました⁵⁹。これに対しAlphaEvolveは**高レベルのコード全体**をいじれるので、複数の関数や大規模なプログラムも丸ごと最適化できます⁸。同じDeepMindの**AlphaTensor**（2022年に行列乗算アルゴリズムを発見したAI）も、ゲームのように定式化した問題を強化学習で解きましたが、AlphaEvolveはそれより柔軟なアプローチでAlphaTensorが見つけられなかった解を発見しました¹⁷。他にも、最近ではスタン

フォード大学などが化学反応の経路を探索するAIや、数学の定理証明を助けるAIなどを開発していますが、それらは特定用途向けです。AlphaEvolveの強みは、そうした**様々な科学AIの役割を一つのシステムで（評価軸を変えれば）果たせる**可能性がある点です⁵⁴。つまり、AlphaEvolveは「**科学の万能助っ人**」とも呼べる存在で、これはChatGPTのような汎用AIとも、AlphaFoldのような専門AIともまた異なる新しいカテゴリのAIなのです。

最後に、AlphaEvolveの独自性をまとめると：

- ・**自ら試行錯誤して新しいアルゴリズムを発見できる**（単に既存知識を提供するだけでなく）³¹⁴。
- ・**汎用性が高い**：問題をコードと評価指標で表せれば領域を問わない⁴²⁵⁴。
- ・**結果が検証可能で信用できる**：コードという形で出力されテスト済みである²⁸⁵²。
- ・**既存のAIを加速・改良することすらできる**：自分自身（LLM）の訓練も効率化した³⁷。
- ・**人間との協調が可能**：提案する解決策が人間に読める形で提供されるため、一緒に改善できる⁵²。

このようにAlphaEvolveは、AI研究の最先端であり、他のAIシステムにはないユニークな強みを持っています。その登場は、今後の科学や技術の発展の仕方を大きく変える可能性があると言えるでしょう。今は一部の専門家しか直接扱えませんが、将来的にはこのような「**発見エンジン**」が多くの研究者やエンジニアに使われ、人類の知識を広げるスピードが飛躍的に上がることが期待されています⁶⁰⁶¹。

References: 主な出典として、Google DeepMind公式ブログ⁴⁵¹⁹、DeepMindの技術白書¹²、およびNature/Scientific American誌の記事³¹⁷を参照しました。詳細は本文中の引用番号【+】よりご確認ください。

¹ ⁴ ⁵ ⁶ ⁷ ⁹ ¹⁸ ¹⁹ ²¹ ²² ²⁴ ²⁵ ²⁶ ²⁸ ²⁹ ³⁰ ³¹ ³³ ³⁴ ³⁶ ³⁷ ³⁹ ⁴⁰ ⁴² ⁵² AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent for designing advanced algorithms - Google DeepMind

<https://deepmind.google/discover/blog/alphaevolve-a-gemini-powered-coding-agent-for-designing-advanced-algorithms/>

² ³ ⁸ ¹³ ¹⁴ ¹⁵ ¹⁶ ¹⁷ ⁴³ ⁴⁴ ⁴⁷ ⁵³ ⁵⁴ ⁶⁰ ⁶¹ New Google AI Chatbot Tackles Complex Math and Science | Scientific American

<https://www.scientificamerican.com/article/new-google-ai-chatbot-tackles-complex-math-and-science/>

¹⁰ ⁴¹ ⁴⁸ ⁴⁹ ⁵⁰ ⁵¹ DeepMind's AlphaEvolve Surpasses Expectations in Solving Math and Science Problems | AI News

<https://opentools.ai/news/deepminds-alphaevolve-surpasses-expectations-in-solving-math-and-science-problems>

¹¹ ¹² ²³ storage.googleapis.com

<https://storage.googleapis.com/deepmind-media/DeepMind.com/Blog/alphaevolve-a-gemini-powered-coding-agent-for-designing-advanced-algorithms/AlphaEvolve.pdf>

²⁰ ²⁷ ⁴⁵ Google DeepMindのAlphaEvolve：AIが自ら新アルゴリズムを発見し実用化へ - イノベトピア

<https://innovatopia.jp/uncategorized/54318/>

³² ³⁵ ³⁸ ⁴⁶ Google's AlphaEvolve and the Future of Automated Discovery | by Devansh | May, 2025 | Medium

<https://medium.com/@machine-learning-made-simple/googles-alphaevolve-and-the-future-of-automated-discovery-6eb8033879dd>

⁵⁵ ⁵⁶ ⁵⁷ ⁵⁸ ⁵⁹ AlphaDev discovers faster sorting algorithms - Google DeepMind

<https://deepmind.google/discover/blog/alphadev-discovers-faster-sorting-algorithms/>