

AI 特許紹介(87)  
AI 特許を学ぶ！究める！  
～PROMPTBREEDER 特許～

2026年4月10日  
河野特許事務所  
所長弁理士 河野英仁

「AI 特許紹介」シリーズは、注目すべき AI 特許のポイントを紹介します。熾烈な競争となっている第4次産業革命下では AI 技術がキーとなり、この AI 技術・ソリューションを特許として適切に権利化しておくことが重要であることは言うまでもありません。

AI 技術は Google, Microsoft, Amazon を始めとした IT プラットフォーマ、研究機関及び大学から毎週のように新たな手法が提案されており、また AI 技術を活用した新たなソリューションも次々とリリースされています。

本稿では米国先進 IT 企業を中心に、これらの企業から出願された AI 特許に記載された AI テクノロジー・ソリューションのポイントをわかりやすく解説致します。

## 1.概要

特許出願人 DeepMind

出願日 2024年9月30日

公開日 2025年4月3日

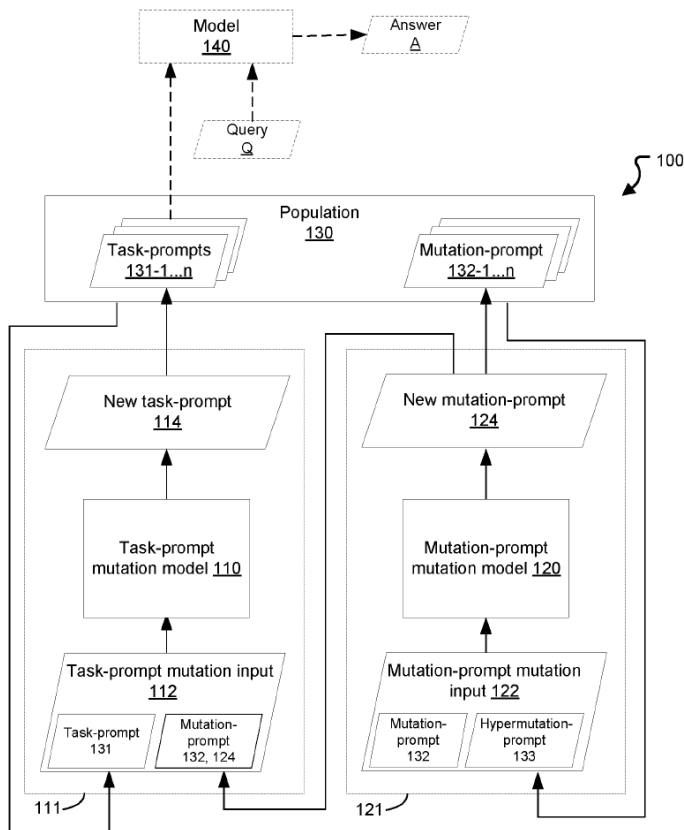
公開番号 WO2025068601

発明の名称 ニューラルネットワークの進化するプロンプト

601 特許は、遺伝的アルゴリズムを用いて、特定のドメインに合わせてプロンプトを進化させる、汎用的な自己参照型自己改善メカニズムである PROMPTBREEDER 技術に関する。

## 2.特許内容の説明

下記図はプロンプト進化システム 100 のアーキテクチャである。



プロンプト進化システム 100 は、タスクプロンプト変異モデル 110 を備える。タスクプロンプト変異モデル 110 は、タスクプロンプト変異入力 112 を受信し、新しいタスクプロンプト 114 を生成する。タスクプロンプト変異入力 112 には、タスクプロンプト P および変異プロンプト M が含まれる。

プロンプト進化システム 100 は、変異プロンプト変異モデル 120 を備える。変異プロンプト変異モデル 120 は、変異プロンプト変異入力 122 を受信し、新しい変異プロンプト 124 を生成する。第 2 のプロセス 121 を使用した新しい変異プロンプト 124 の生成を、超変異という。

プロンプト進化システム 100 は、集団 130 を含む。集団 130 は複数のエントリを含み、各エントリは個体と呼ばれ、各個体は、タスクプロンプト 131 と突然変異プロンプト 132 を含む。集団 130 内の個体のタスクプロンプト 131 には、関連する適応度が付与される。

プロンプト進化システム 100 は、モデル 140 を制御してタスクを実行させるためのモデル入力に含めるタスクプロンプトを生成するように動作させる。例えば、モデル

140 は、クエリ Q とタスクプロンプト 131 を受信し、回答 A を出力する。

使用時に、タスクプロンプト変異モデル 110 は、第 1 のプロセス 111 を実行する。第 1 のプロセス 111 において、タスクプロンプト変異モデル 110 は、タスクプロンプト変異入力 112 を受信する。この例では、タスクプロンプト変異入力 112 は、初期タスクプロンプト 131 と変異プロンプト 132 を含む。変異プロンプト 132 は、集団 130 の少なくとも 1 つの個体に基づいて新しいタスクプロンプト 114 を生成するための命令を含む。

変異プロンプトには、最初のタスクプロンプトに基づいて新しいタスクプロンプトを生成するための指示が含まれる。変異プロンプトの例としては、「この指示に従う必要があると想像してください。もしあなたがその分野で世界一になりたいとしたら、自分自身に何と言いますか?」「より詳細な回答を求めます。元のプロンプトが『X について説明してください』の場合、改善版は『X の物理的特徴、歴史的意義、文化的関連性に焦点を当てて説明してください』になり、「関連するプロンプトが 2 つある場合は、それらを組み合わせて、より複雑で魅力的な質問を作成できます」などである。

進化ラウンドの少なくとも一部において、第 1 のプロセス 111 の実行では、集団 130 から個体を選択し、選択された個体のタスクプロンプト 131 (例えば、個体 a に関連付けられたタスクプロンプト 131-a) をタスクプロンプト変異入力 112 に含めて、新しい (進化した) タスクプロンプト 114 を生成する。タスクプロンプト変異入力 112 に含めるように選択されたタスクプロンプトは、集団 130 内の複数の個体間のトーナメントの勝者であってもよい。集団 130 から個体を選択する場合、集団内の 2 つ以上の個体を比較し、選択された個体の中で最も高い適合度を持つタスクプロンプトを含む個体を選択する。あるタスクプロンプトが、ある一連のトレーニングタスクにおいて、他のタスクプロンプトよりも多くの正答をもたらす場合、そのタスクプロンプトは他のタスクプロンプトよりも高い適合度を持つ。

タスクプロンプト変異入力 112 に含まれる変異プロンプト 132 は、集団 130 の個体に関連付けられる。例えば、変異プロンプト 132 は、集団 130 の変異プロンプト 132-1...n のいずれかである。変異プロンプト 132 は、集団 130 から選択されたタスクプロンプト 131 に関連付けられた個体と同じ個体に関連付けられた変異プロンプト 132 である。変異プロンプト 132 は、変異プロンプト変異モデル 120 によって実行される第 2 のプロセス 121 によって生成される。

進化ラウンドにおいて、新たなタスクプロンプト 114 が生成されると、集団 130 の

個体のうち少なくとも1つを、新たなタスクプロンプト 114 を含む新たな個体に置き換えることができる。

第2のプロセス 121 において、変異プロンプト変異入力 122 は、変異プロンプト 132 と超変異プロンプト 133 とを含む。超変異プロンプト 133 は、変異プロンプト 132 を修正するための命令を含む。したがって、変異プロンプト変異モデル 120 は、変異プロンプト 132 と、変異プロンプト 132 を修正するための命令とを受信し、新しい（進化した）変異プロンプト 124 を生成する。

進化ラウンドでは、第2のプロセス 121 を実行して新たな変異プロンプト 124 を生成し、その新たな変異プロンプト 124 を第1のプロセス 111 で使用する。つまり、タスクプロンプト変異入力 112 は、タスクプロンプト 131（例えば、集団 130 からのもの）と、変異プロンプト変異モデル 120 によって生成された新たな変異プロンプト 124 とを含む。このようにして、新たな変異プロンプト 124 を介した超変異が、第1のプロセス 111 で生成される新たなタスクプロンプト 114 の品質（例えば、適応度）に及ぼす影響を評価することができる。新たな変異プロンプト 124 は、生成後すぐに（例えば、同じ進化ラウンドまたは次の進化ラウンドで）第1のプロセス 111 で使用することができる。

### 3.クレーム

601 特許のクレーム 1 は以下の通りである。

1.タスクを実行するようにニューラルネットワークを制御するためのニューラルネットワーク入力に含めるタスクプロンプトを生成するコンピュータ実装方法において、

第1のプロセスと第2のプロセスを用いて進化プロセスを実行し、進化プロセスは集団に対して実行される複数の進化ラウンドを含み、第1のプロセスは、以下を含み、

新しいタスクプロンプトを生成するために、タスクプロンプト変異入力をタスクプロンプト変異ニューラルネットワークへの入力として提供し、タスクプロンプト変異入力は、集団の少なくとも1つの個体に基づいて新しいタスクプロンプトを生成するための命令を含む変異プロンプトを含み、第2のプロセスは、以下を含み、

新しい変異プロンプトを生成するために、変異プロンプト変異入力を変異プロンプト変異ニューラルネットワークへの入力として提供し、変異プロンプト変異入力は、変異プロンプトと、変異プロンプトを修正するための命令を含む超変異プロンプトとを含み、

進化プロセスの実行は、以下を含み、

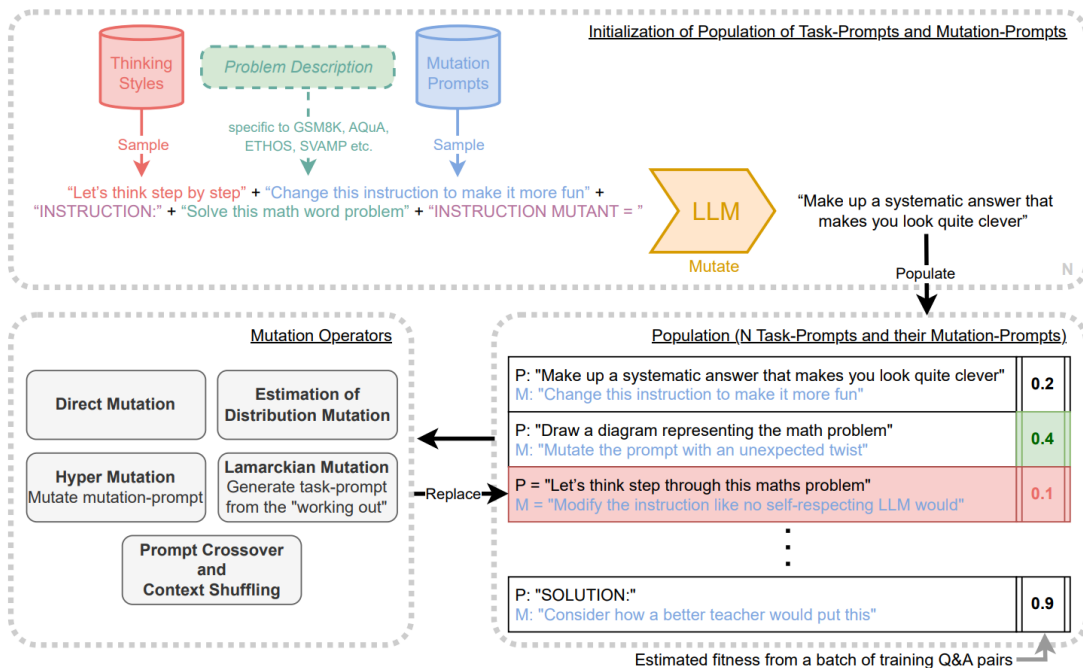
進化ラウンドの少なくとも一部について、

集団内のタスクプロンプトを置き換えるべく新しいタスクプロンプトを生成するために、第1のプロセスを実行し、  
 進化ラウンドの少なくとも一部について、  
 第1のプロセスの実行に使用するための新しい変異プロンプトを生成するために、第2のプロセスを実行し、  
 集団の少なくとも一部の個体のタスクプロンプトの適応度を評価し、  
 タスクプロンプトのそれぞれの適応度に基づいて集団からタスクプロンプトを選択する。

#### 4. 本特許に関連する論文

本特許に関する論文 “PROMPTBREEDER: SELF-REFERENTIAL SELF-IMPROVEMENT VIA PROMPT EVOLUTION”<sup>1</sup>が、DeepMind の Chrisantha Fernando 氏らにより公表されている。

下記図は Promptbreeder のワークフローである。



問題の説明と、一般的な「思考スタイル」および変異プロンプトの初期セットが与えられると、Promptbreeder は進化ユニットの集団を生成する。各ユニットは通常、2つ

<sup>1</sup> Chrisantha Fernando, et al. “PROMPTBREEDER: SELF-REFERENTIAL SELF-IMPROVEMENT VIA PROMPT EVOLUTION” arXiv:2309.16797v1 [cs.CL] 28 Sep 2023

のタスクプロンプトと1つの変異プロンプトで構成される。

図の例を以下に示す。赤字が思考スタイルのサンプルであり、緑字が問題の説明となるタスクプロンプトであり、青字が変異プロンプトであり、紫字が指示である。

「段階的に考えてみましょう」+「この指示を変えてもっと楽しくしましょう」+  
「指示:」+「この数学の文章題を解いてください」+「指示:変異=」

上記文章が LLM に入力され、下記文章が生成される。

「自分がスマートに見えるような体系的な答えを作り上げなさい」

次に、標準的なバイナリトーナメント遺伝的アルゴリズムを実行する。タスクプロンプトの適応度を決定するために、ランダムなトレーニングデータバッチに対するパフォーマンスを評価する。

下記は、集団(N タスクプロンプトとその変異プロンプト)、及び、トレーニング Q&A ペアのバッチからの推定適合度を示す。

P:「体系的な答えを考えて、自分がスマートに見えるようにしなさい」

M:「この指示をもっと面白くしなさい」・・・0.2

P:「数学の問題を表す図を描きなさい」

M:「指示に意外なひねりを加えて変化をつけなさい」・・・0.4

P = 「この数学の問題を段階的に考えてみましょう」

M = 「自尊心のある LLM なら絶対にやらないようなやり方で、指示を変えなさい」・・・  
0.1

P:「解決策:」

M:「もっと良い教師なら、これをどう表現するか考えなさい」・・・0.9

その後、Promptbreeder は複数世代にわたって、下記の 5 つの異なる変異演算子を用いてタスクプロンプトと変異プロンプトを変異させる。前者はドメイン適応性の高いタスクプロンプトを、後者は自己参照的に有用な変異プロンプトを進化させる。

5 つの変異演算子

(1)直接変異、(2)分布推定変異、(3)超変異、(4)ラマルク変異(ワークアウトからタスクプロンプトを生成する)、(5)プロンプト交叉とコンテキストシャッフル

下記テーブルは、Promptbreeder と他の方式との比較結果を示す。

	Method	LLM	MultiArith*	SingleEq*	AddSub*	SVAMP*	SQA	CSQA	AQuA-RAT	GSM8K
Zero-shot	CoT	text-davinci-003	(83.8)	(88.1)	(85.3)	(69.9)	(63.8)	(65.2)	(38.9)	(56.4)
	PoT	text-davinci-003	(92.2)	(91.7)	(85.1)	(70.8)	–	–	(43.9)	(57.0)
	PS	text-davinci-003	(87.2)	(89.2)	(88.1)	(72.0)	–	–	(42.5)	(58.2)
	PS+	text-davinci-003	(91.8)	(94.7)	<b>(92.2)</b>	(75.7)	(65.4)	(71.9)	(46.0)	(59.3)
	PS	PaLM 2-L	97.7	90.6	72.4	83.8	50.0	77.9	40.2	59.0
	PS+	PaLM 2-L	92.5	94.7	74.4	86.3	50.1	73.3	39.4	60.5
	APE	PaLM 2-L	95.8	82.2	72.2	73.0	38.4	67.3	45.7	77.9
	OPRO	PaLM 2-L	–	–	–	–	–	–	–	80.2
	PB (ours)	PaLM 2-L	<b>99.7</b>	<b>96.4</b>	87.8	<b>90.2</b>	<b>71.8</b>	<b>85.4</b>	<b>62.2</b>	<b>83.9</b>
Few-shot	Manual-CoT	text-davinci-003	(93.6)	(93.5)	<b>(91.6)</b>	(80.3)	(71.2)	(78.3)	(48.4)	(58.4)
	Auto-CoT	text-davinci-003	(95.5)	(92.1)	(90.8)	(78.1)	–	–	(41.7)	(57.1)
	PB (ours)	PaLM 2-L	<b>100.0</b>	<b>98.9</b>	87.1	<b>93.7</b>	<b>80.2</b>	<b>85.9</b>	<b>64.6</b>	<b>83.5</b>

Promptbreeder (PB) と Chain-of-Thought (Manual-CoT, Wei et al., 2022)、Zero-shot CoT (Kojima et al., 2022)、Program-of-Thoughts (PoT, Chen et al., 2022)、AutoCoT (Zhang et al., 2023b)、OPRO (Yang et al., 2023a)、Automatic Prompt Engineer Zero-shot prompt (APE, Zhou et al., 2023)、Plan-and-Solve (PS+) と改良プロンプトなし (PS, Wang et al., 2023b)、および PaLM 2-L (Anil et al., 2023) を基礎 LLM として使用した (APE, PSPaLM 2-L/PS+PaLM 2-L) の比較である。

Zero-shot と Few-shot の両方のカテゴリで最良の結果は太字で強調表示されている。括弧内の結果は、textdavinci-003 (Brown et al., 2020) を用いた Plan-and-Solve 論文から直接引用したものである。ほぼ全てのテストにおいて PB が優れたスコアを示している。

## 著者紹介

河野英仁

河野特許事務所、所長弁理士。立命館大学情報システム学博士前期課程修了、米国フランクリンピアースローセンター知的財産権法修士修了、中国清華大学法学院知的財産夏季セミナー修了、MIT(マサチューセッツ工科大学)コンピュータ科学・AI 研究所 AI コース、生成 AI ビジネスコース修了。

[AI 特許コンサルティング](#)、[医療 AI 特許コンサルティング](#)の他、米国・中国特許の権利化・侵害訴訟を専門としている。著書に「世界のソフトウェア特許(共著)」、「FinTech 特許入門」、「[AI/IoT 特許入門 3](#)」、「[ブロックチェーン 3.0](#)(共著)」がある。