

知識の進化論： 生成AIと2030年の生産性



長谷佳明

CONTENTS

- I AIの労働への影響
- II 生成AIと知識労働者
- III 生成AIと知識の進化論
- IV 2030年の生産性

要約

- 1 野村総合研究所（NRI）は、スイス連邦工科大学ダリオ・フロレーノ教授らのメソドロジーを応用し、日本の474職のデータを分析した。職業に関するデータは、厚生労働省職業情報提供サイト「ジョブタグ」のデータを利用した。分析の結果、生成AIは従来AIが苦手としてきた知識労働に強い影響を与える可能性が高いことが確認された。
- 2 生成AIは、プログラミングのようなスキルは人に迫る能力を有するものがあるが、知識に関しては、学習不足や不完全さが指摘されており、スキルと知識との間にギャップが生じている。今後、生成AIは、頻繁に更新を行う知識の領域と、スキルの領域とをシステムの分割し、互いに影響を受けない形となっていくと予想する。そして、複数のモデルが連合するネットワークへと進化する。生成AIは、言葉によってやり取りする「人間的システム」になる。
- 3 生成AIは短期的には人の労働を代替し、物的労働生産性を向上させる。しかし、中長期的には人との協働により、価値を増す付加価値労働生産性の決め手となっていく。
- 4 AIが人のスキルを代替し、新たな知識を発見する時代を迎えたとき、AIを組織し、幅広い業務に関する知識を有するマネジメントが必要になる。従来のジェネラリストと区別するため、これを「シン・ジェネラリスト」と定義する。シン・ジェネラリストは、AIとの業務の経験を通じて知的好奇心を感じ、探究心から自らの専門性を獲得する。2030年代、大学を卒業した新人はシン・ジェネラリストとしてキャリアをスタートさせているかもしれない。生成AIが普及した2030年代においても労働はなくなることはない。しかし、働き方は大きく違ったものとなっているだろう。

I AIの労働への影響

1 AIとリスキリング

野村総合研究所（NRI）では2015年、英国のオックスフォード大学マイケル・オズボーン教授との共同研究により、「日本の労働人口の49%が人工知能やロボットなどで代替可能」となるとの試算を公開した。本調査から約10年が過ぎたが、独立行政法人情報処理推進機構（IPA：Information-technology Promotion Agency, JAPAN）が、2023年2月に公開した「DX白書2023」によれば、日本企業の22.2%が、既にAIを活用している^{注1}。AIは、確実に企業に根づき始めている。

都心のオフィス街では警備ロボット、街中の飲食店では配膳ロボットなどのサービスロボットを見かけることも珍しくなくなった。AIやロボットは、少しずつではあるが、私たちの身の回りの労働を支援したり、自動化したりし始めているのは間違いない。

NRIは、2022年、AIやロボットが日常的に活用される2030年を想定し、それらが労働者の職業選択に与える影響について調査した。この中で、スイス連邦工科大学ダリオ・フロレーノ教授らがまとめ、2022年4月に米国のサイエンス・ロボティクスに掲載された論文「How to compete with robots by assessing job automation risks and resilient alternatives」^{注2}に着目した。フロレーノ教授らは、AIやロボットの専門家らとスイス連邦工科大学のラファエル・ラヴィエ教授からなる労働経済学の専門家らがチームを組み、米国労働省雇用訓練局の職業情報データベース「O*NET（Occupational Information Network）」の情報を基に、約900種以上の米国

の職業に対して、AIやロボットの影響を分析した。O*NETで定義された職業に必要とされる文章理解などの52の能力とプログラミングなどの35のスキルを「要素」として再定義した。そして、AIやロボットでどの程度、各要素を代替できうるかを評価し、その後、職業ごとに求められるレベルや重要度などから数値解析している。その結果、AIやロボットの影響を受けやすい職業が分かる仕組みである。

また、フロレーノ教授らは、知識にも着目した。O*NETで定義された知識とは、「数学」や「英語」のように学習によって獲得される概念である。知識は、スキルや能力を活かすための前提条件ともいえ、職業ごとに必要とされるレベルも重要度も異なる。そこで、O*NETのデータを活用し、職業間の能力やスキル、そして知識の違いを距離として可視化した。たとえば、現在ウェイター・ウェイトレスとして働いている人がほかの職業を検討する（転職を検討する）際に、どのような職業が今の職業と近いのか、また、将来的にAIやロボットによる代替リスクが小さくなるのか、大きくなるのかを解析できる。

オズボーン教授がAIの認知的なタスクの自動化に焦点を当てていたのに対し、フロレーノ教授らのアプローチは、認知的タスクと物理的タスクの両面に焦点を当てている点が異なる。また、代替可能性を分析するため、AIやロボットの技術成熟度を欧州委員会主導でまとめられた調査レポート「European H2020 Robotics Multi-Annual Roadmap」^{注3}を参照するなどして評価している。

NRIでは、フロレーノ教授らのメソドロジーを厚生労働省 職業情報提供サイト「ジ

ジョブタグ」(通称：日本版O-NET)が公開するデータ⁴に適用し、日本の474職に対し分析した(ジョブタグでは、能力というカテゴリーがなく、「読解力」や「傾聴力」もスキルに含まれ39種類が定義されている)。その一例が図1である。

電気技術者にとって、スキルや知識の差が最も大きい職業(遠い職業)は、「検察官」や「家庭裁判所調査官」「法務技官(心理)」のような法律関係の職業であった。一方で、近傍を確認すると、最も近い職業は「電気通信技術者」であった。ジョブタグでは、職業ごとにその解説ページを設けており、2022年3月に公開された2023年電気技術者の類似職業としては、電気通信技術者が紹介されており、そのデータと合致する。一方で、同じく類似職業として挙げられていた、「発電所運転管理」は、NRIの解析ではスキルや知識の差が比較的大きく、かつ、電気技術者と比べ、将来的にAIやロボットで代替されるリスクが高まる傾向があることが示された。また、ほかの選択肢としては、「システムエン

ジニア(組み込み、IoT)」は差分が比較的小さく、かつ、代替リスクがより小さくなる傾向があることが分かった。

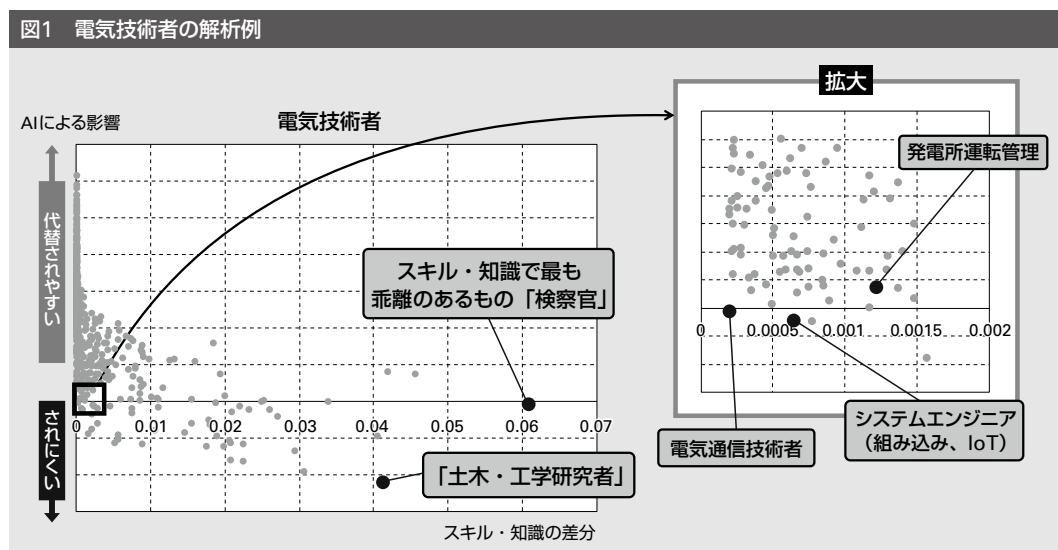
本メソッドロジーは、労働者の職業選択における新たな指標になり得ると考えられる。

ここでポイントとなるのは、この分析を行ったのが2022年であるということである。つまり、生成AIのインパクトは十分には反映されていない。次節では、このメソッドロジーを出発点とし、生成AIのインパクトを評価する。

2 生成AIの職業への影響

その後、2023年に入り、AIに関する状況は一変した。生成AIブームの始まりである。

オープンAIが2022年11月に公開した対話型生成AIサービス「ChatGPT」は衝撃的であった。2022年8月に公開され、既にイラストレーターや芸術家に影響を与えるとして話題となっていた「Stable Diffusion」のような画像生成AIと相まって、連日、テレビや新聞紙面などのメディアを賑わした。日本で



も大きく報道され、23年5月に広島で開催されたG7サミットでは、議題の一つに取り上げられ、生成AIの利活用や開発に関する国際的なルールづくりに向け「広島AIプロセス」が創設された。

NRIでも、生成AIの職業への影響を分析するため、フロレアーノ教授のメソドロジーを応用した。言語に関するスキルやプログラミングなど生成AIの強みとする特徴を考慮し、2030年を念頭に、順調に進化した場合のシナ

リオ1、そして、急激に進化した場合のシナリオ2を用意し、シミュレーションした。

シナリオ1では、AIの保有する読解力、傾聴力、文章力、外国語のような言語に関連するスキル、そして科学的素養、批判的思考、プログラミングなどのスキルが現在よりも向上した場合を想定している。一方で、シナリオ2では、シナリオ1で挙げた項目の向上度合を大きくし、さらに、数学的素養のような生成AIが現在苦手とする分野、時間管

図2 生成AIの日本の474職への影響の分析結果



理や資金管理のような複合的な知識が必要とされるスキルが向上することを想定している。

シミュレーションでは、代替可能性を示す数値がシミュレーション前と比較して増えた数値を「増加量」と定義し、この数値の大きいものをピックアップした(図2)。

シナリオ1では、水族館飼育員や貿易事務などが高い影響を受けることが分かった。水族館飼育員に求められるスキルを個別に分析したところ、ほかの職業と比べ、語学に重点が置かれる職業であることが分かった。飼育する対象の魚類の中には、非常に区別が難しい貴重なものや生息域の地元の言語でしか整理されていないようなものもあり、ときに現地調査も必要になり、想像以上に語学に対するニーズが高い。シナリオ1では、空港グラウンドスタッフ、パイロットや翻訳者など、語学が要求される職業が並んでいる。

シナリオ2では、研究者やコンサルタントやアナリストのような知識労働者がより多く登場する結果となった。これは、シナリオ2では、生成AIの読解力や傾聴力などのスキルが専門家に必要とされるレベルまで向上することを想定した点が反映されているものと思われる。

シナリオ1、シナリオ2の結果から、生成AIは、従来AIが苦手としてきた知識労働に強い影響を与え得ることが予想される。

II 生成AIと知識労働者

1 スキルと知識の関係

生成AIのインパクトを評価するためには、「スキル」と「知識」を明確に区別しておく

ことが重要となってくる。

スキルとは、労働者が開発、訓練した後天的な能力を示し、「できること」である。たとえば、私は「プログラミングができる」「英会話ができる」などと表現される。一方、知識とは、学習によって獲得された概念を示し、「分かること」である。私は「文学が分かる」「工学が分かる」「金融が分かる」などと表現される。

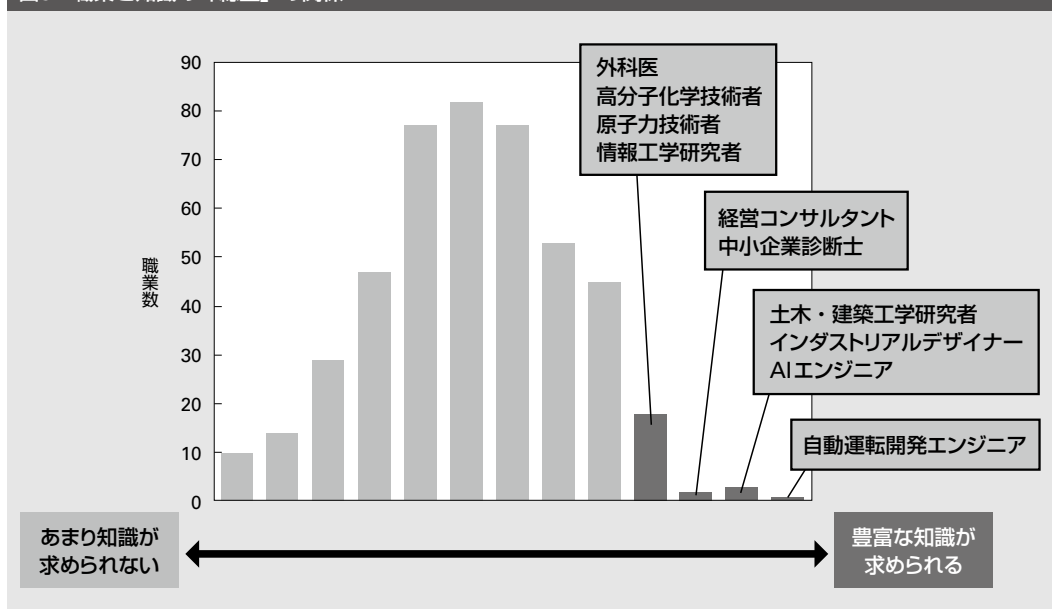
労働には、スキルばかりでなく、関連する知識が必要になる。労働者にとって、知識はスキルを獲得する前提条件となる。深く、豊富な知識を有していた方が、卓越したスキルの活用も可能になる。

2 職業と知識の総量、生成AIの影響

職業情報提供サイト「ジョブタグ」のデータを解析し、日本の職業と知識の関係を分析した。ジョブタグが公開するデータには、労働者へのアンケートから、484²⁵の職業ごとに必要となる33種類の知識の重要度が示されている。そこで、知識の重要度の数値を足し合わせ「知識の総量」という尺度を定義し、評価した(図3)。

解析結果からは、現在、日本の職業の中で最も知識の総量の多い職業は、「自動運転開発エンジニア」であることが分かる。自動運転は、確立された技術ではなく、現在進行形で課題を解決しなければならない技術である。機械工学や工学、AI、さらには、社会への実装を考えた場合の法学や倫理など、多彩な知識が必要とされる職業であることが想像できる。次に同じく、AIを扱うAIエンジニアや研究者、コンサルタントなどが続く結

図3 職業と知識の「総量」の関係



果となった。

3 生成AIの知識と課題

知識の総量と生成AIの職業への影響に関するデータを突き合わせてみたものが、図4である。

知識の総量が上位30%となるような、比較的多彩な知識が求められる職業は、シナリオ1でも生成AIの影響の大きい上位の職業の大半を占め、シナリオ2では、上位10%のものが半数を占めるなど、より顕著である。この結果から、生成AIが将来影響を与える、つまり、裏を返せば、生成AIが有効と思われる職業には、豊富な知識も必要となることが示された。

それでは、現在の生成AIの知識の獲得状況はどうなっているのであろうか。生成AIの代表格である、オープンAIのGPT-4を対象に、世界中の研究者が、さまざまな手法を用いて知識を評価している。たとえば、東京工業大

学が2023年10月に公開した、「GPT-4を使った化学研究の課題と展望に関する研究」^{注6}では、化学研究の「認識」「分析」「予測」「計画」の4つの事象に対し、GPT-4がどの程度の知識やスキルを保有するか評価している。化学の一般知識に関しては、大学院生レベルの知識を保有し、実験計画やロボットアームの制御に関するプログラムのコードを生成するなど、有効なスキルも持つことが確認された。しかし、化学に関する先端知識は不足しているとの結果が示された。課題もあるが、既に生成AIは、化学、材料研究に有望な知識を有しているといえる。

医師不足の観点からもAIによる支援が期待される医療分野はどうか。日本のスタートアップであるマイシンと金沢大学などが行った評価結果が論文「Performance of Generative Pretrained Transformer on the National Medical Licensing Examination in Japan」^{注7}としてまとめられている。ChatGPTやGPT-4

図4 生成AIが有効な職業と知識総量

シナリオ 1：生成AIの進化が中程度の場合				シナリオ 2：生成AIの進化が極めて高い場合			
	職業名	増加量	知識総量		職業名	増加量	知識総量
1	水族館飼育員	1.670310	62.0	1	国際協力専門家	3.006401	56.4
2	貿易事務	1.668407	49.6	2	ファンドマネージャー	3.004148	56.1
3	ファンドマネージャー	1.667987	56.1	3	証券アナリスト	2.997557	62.5
4	国際公務員	1.667943	51.2	4	宇宙開発技術者	2.996477	64.1
5	空港グランドスタッフ	1.667299	48.3	5	ワイン製造	2.994398	58.3
6	ワイン製造	1.665787	58.3	6	ビール製造	2.993623	66.2
7	航空機開発エンジニア	1.665605	59.6	7	半導体技術者	2.993544	65.0
8	通関士	1.665441	50.6	8	医学研究者	2.991747	60.2
9	ソムリエ	1.665106	57.6	9	バイオテクノロジー技術者	2.991571	57.6
10	ビール製造	1.664967	66.2	10	知的財産コーディネーター	2.990447	64.4
11	パイロット	1.664047	62.9	11	ソムリエ	2.990377	57.6
12	医薬品製造	1.663551	50.1	12	医療機器開発技術者	2.989224	55.7
13	ディーラー	1.663503	44.1	13	自動運転開発エンジニア	2.989080	82.5
14	自動運転開発エンジニア	1.663407	82.5	14	空港グランドスタッフ	2.988797	48.3
15	航空機運航管理者	1.662940	46.4	15	水族館飼育員	2.988570	62.0
16	知的財産サーチャー	1.662396	53.7	16	薬学研究者	2.986716	53.6
17	マーケティング・リサーチャー	1.661002	60.9	17	外科医	2.986095	66.3
18	セキュリティエキスパート	1.660910	52.4	18	デジタルビジネスイノベーター	2.985834	63.7
19	太陽光発電の企画・調査	1.660260	(データなし)	19	ITコンサルタント	2.984749	64.6
20	翻訳者	1.659990	39.9	20	高分子化学技術者	2.984630	66.2

上位10%

上位20%

上位30%

それ以外

に対して、2023年の医師国家試験を解かせた。2023年の問題であるため、評価の時点で、ChatGPT、GPT-4が学習データとして取り込んでいないことが保証できる^{注8}。

ただし、評価時点で画像解析の機能をChatGPT、GPT-4も一般には利用できなかったため、画像なしの262問に限って評価された。結果は、GPT-4は必須問題の正答率82.4%、基礎・臨床問題の正答率77.2%と合格ラインを越えるものであった。

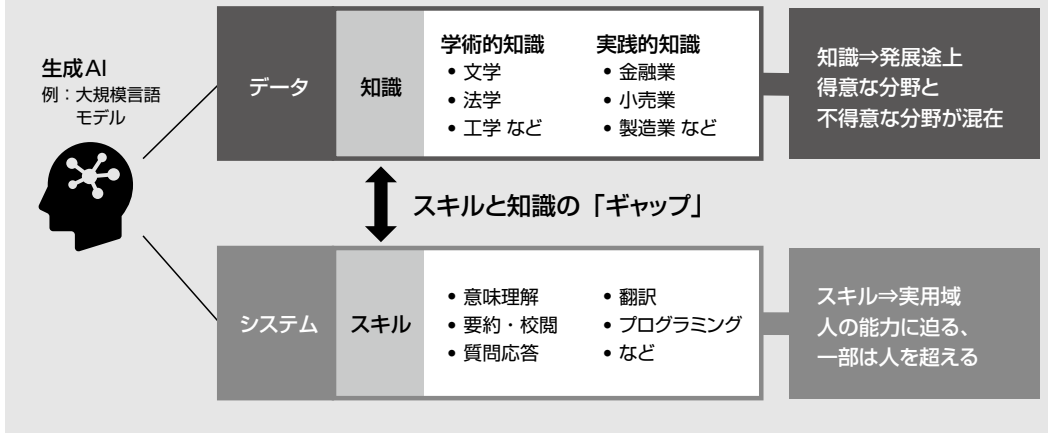
しかし、先の化学の知識と異なり、特定の領域の知識が不足しているというよりも、む

しろ、誤りは満遍なく広がり、学習データの偏りもあってか、日本の医療制度への理解不足など、知識は不完全さが目立つ結果となった。

本論考で取り上げた化学や医学以外にも、GPT-4を対象に、世界中の研究者らが、法律やITなどの知識を評価している。これらデータからいえるのは、現在、広く利用可能な最も優れた部類の生成AIであるGPT-4をもってしても、知識獲得には得手不得手があり、十分ではない点である。

生成AIは、既に、コード生成のようなブ

図5 生成AIは「スキル」は実用域にあるが、「知識」は発展途上



プログラミングの「スキル」が活用され始めている。一方で、「知識」に関しては、学習不足や不完全さも指摘されており、スキルと知識のギャップが、今後、労働力として活用する際の課題となるのではないと思われる(図5)。

III 生成AIと知識の進化論

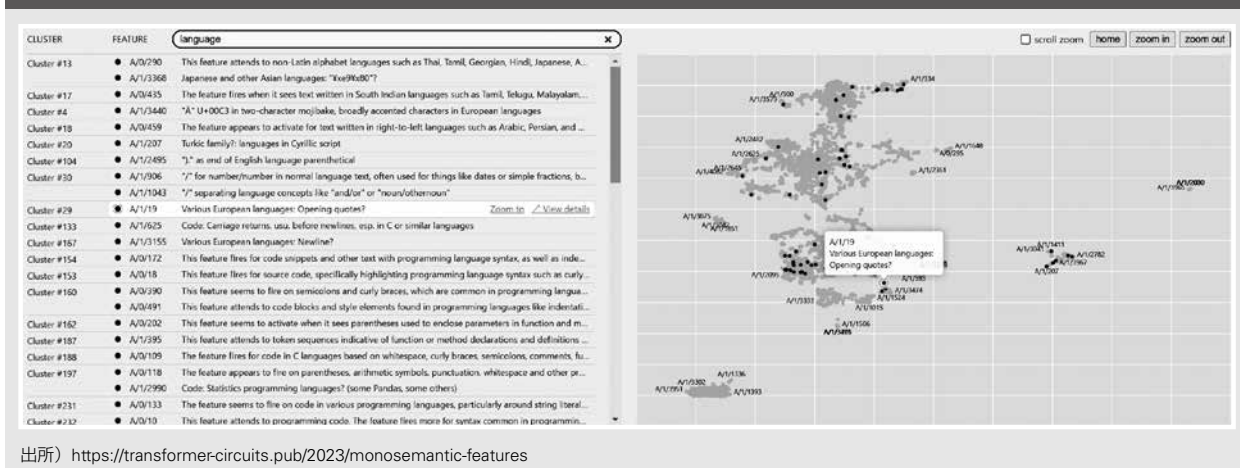
生成AIが今後、どのように知識を獲得し得るのか、システムの観点と生物の脳の進化

の観点から仮説検証する。

1 システム的観点からの考察

オープンAIと並び、生成AIを開発する米国のユニコーン企業がアンソロピックである。アンソロピックが2023年10月、論文「Towards Monosemanticity: Decomposing Language Models With Dictionary Learning」^{注9}を公開した。この論文は、生成AIに質問し、AIの中の活性化したニューロンをあぶり出すことで、関連する知識やスキルがAIのニ

図6 「言語 (言語処理)」に関連するニューロンの分布の例



ューラルネットワークの中でどのように分布しているかを明らかにしている。

脳科学において、人に何かを考えさせて、その際に活性化したニューロンを捉える実験では、「拡散光トモグラフィ」などの手法が用いられる。アンソロピックのアプローチは、「人工ニューロン版トモグラフィ」ともいえるものであった。

解析から、スキルに該当する言語処理（図6）はかなり拡散して機能が分布していたり、プログラム（図7）も局所的ながらも、

サイエンス（図8）に関連したものと隣接したりなど、スキルや知識は渾然一体となっている。今後、特定の知識の不足を補うべく学習を続ければ、その結果、スキルなど、完成度の高いほかの機能にも影響を与え、性能を劣化させる恐れもある。

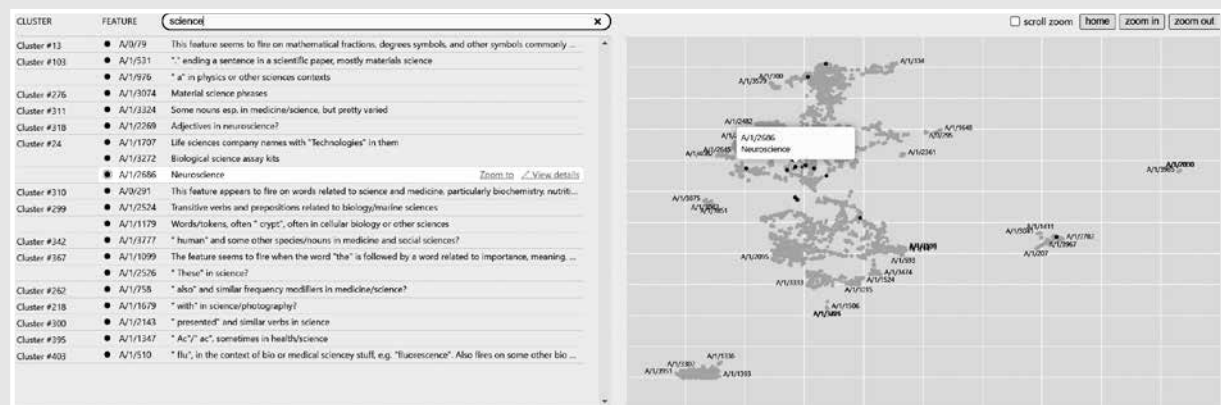
このため、生成AIは、頻繁に更新を行う知識の領域と、スキルの領域とを系統的に分割し、互いに影響を受けない形となっていくと予想する（図9）。

図7 「プログラム」に関連するニューロンの分布の例



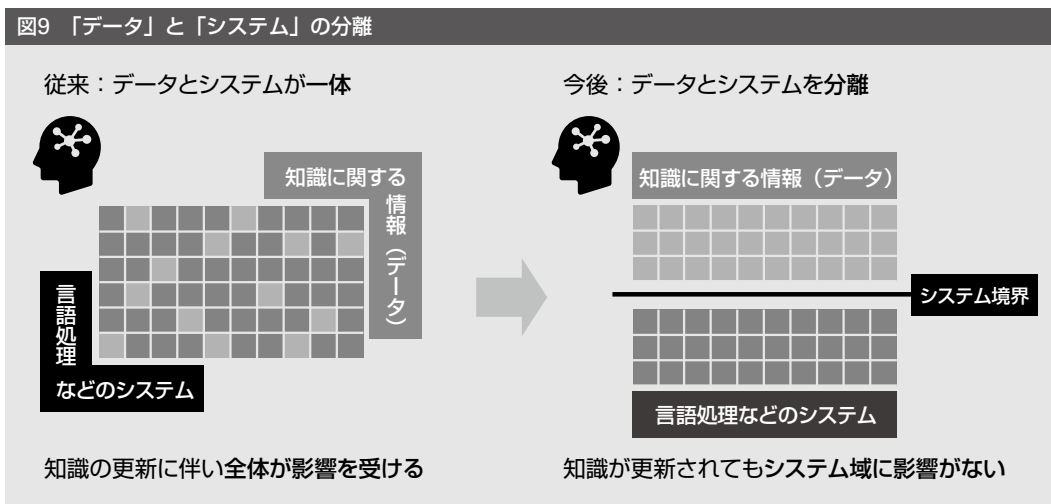
出所) <https://transformer-circuits.pub/2023/monosemantic-features>

図8 「サイエンス」に関連するニューロンの分布の例



出所) <https://transformer-circuits.pub/2023/monosemantic-features>

図9 「データ」と「システム」の分離



2 生物的進化の観点からの考察

人間を含めた脊椎動物は、神経管を脳へと進化させ、その周辺に新たな機能を追加し進化させてきた (図10)。

生成AIも人とのやり取りから情報を蓄積し、新たな知識を獲得していくと思われる

(図11)。人は、生成AIに対して、「目的」となる「質問」を与え、生成AIは、質問の答えとなる「回答」の候補を予測する。一般的な感覚からすると、既に獲得している知識の中に解が見当たらなければ、実世界の情報を検索するなどして、必要な情報を取得するこ

図10 ヒトや鳥類、爬虫類、魚類などの脊椎動物の脳の進化

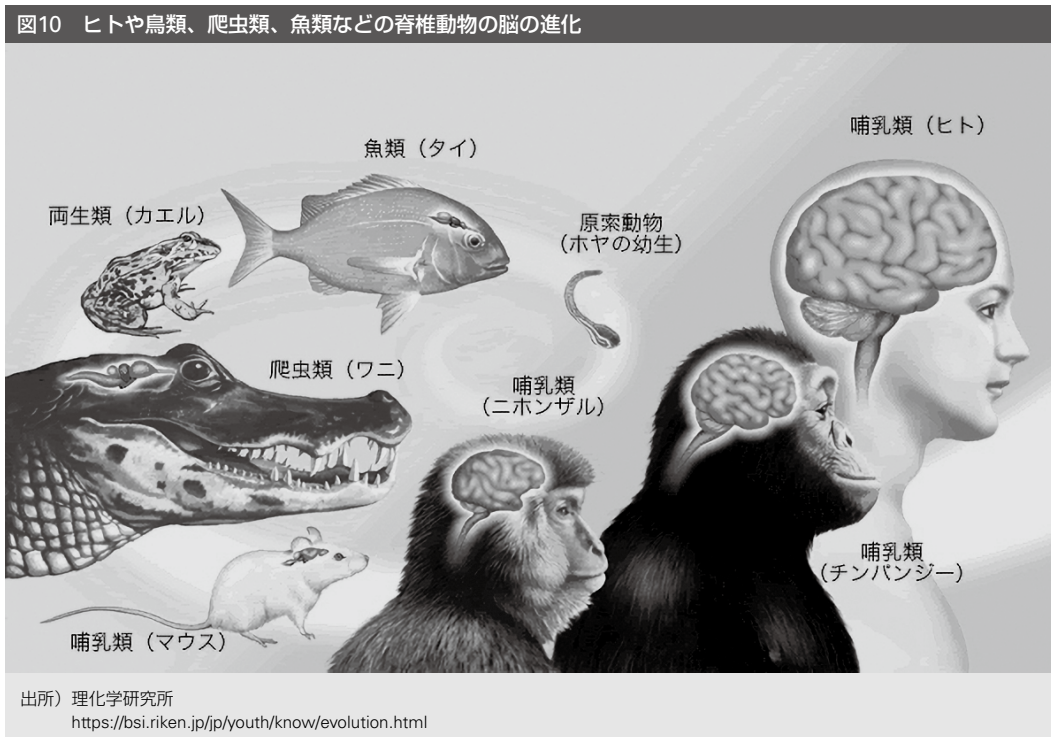
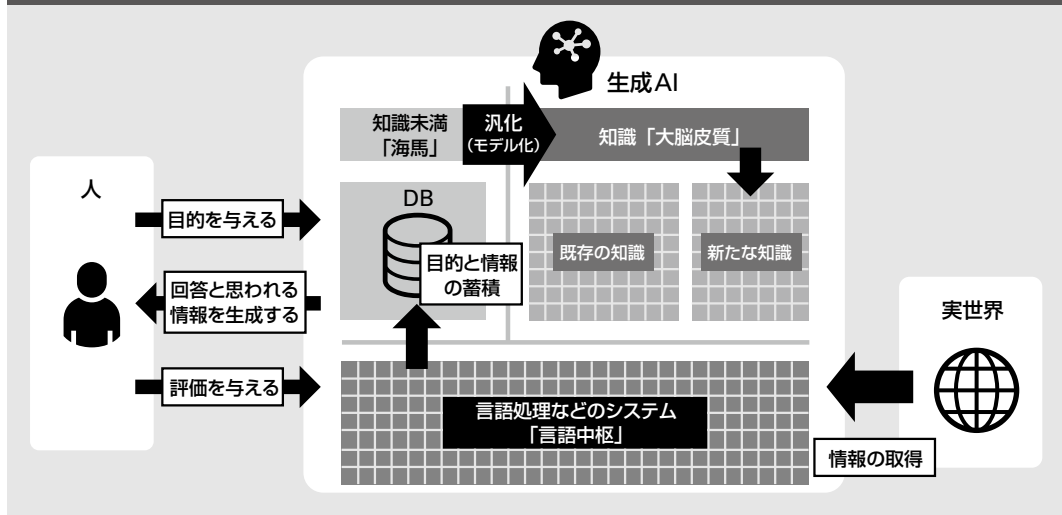


図11 生成AIの知識獲得の予想図



とが期待される。しかし、大規模言語モデルのようなAIにとって、自分が分からないことを認識するのは容易ではない。

AIに関する国際学会の最高峰とも呼ばれる「NeurIPS (Neural Information Processing Systems)」の2022年の年次大会では、数ある論文の中から「Is Out-of-Distribution Detection Learnable?」^{※10}が優秀論文に選ばれている。この論文では、学習データに含まれていないことを検出できるかに焦点が当てられており、まさに「分からないこと」を知る研究である。今後、この分野の研究が活性化し、AIに分からないことを悟らせることが可能となれば、不足する知識を認識し、AIが自ら学習することも可能となるだろう。

生成AIは、言語処理に関するスキルを持ち、脳の「言語中枢」に当たる機能を獲得している。言語を理解できるため、質問が与えられれば、「探索」を自律的に進めることも可能である。

人とのやり取りで蓄積された、知識未満の一時的な情報は、短期記憶とも捉えられ、脳

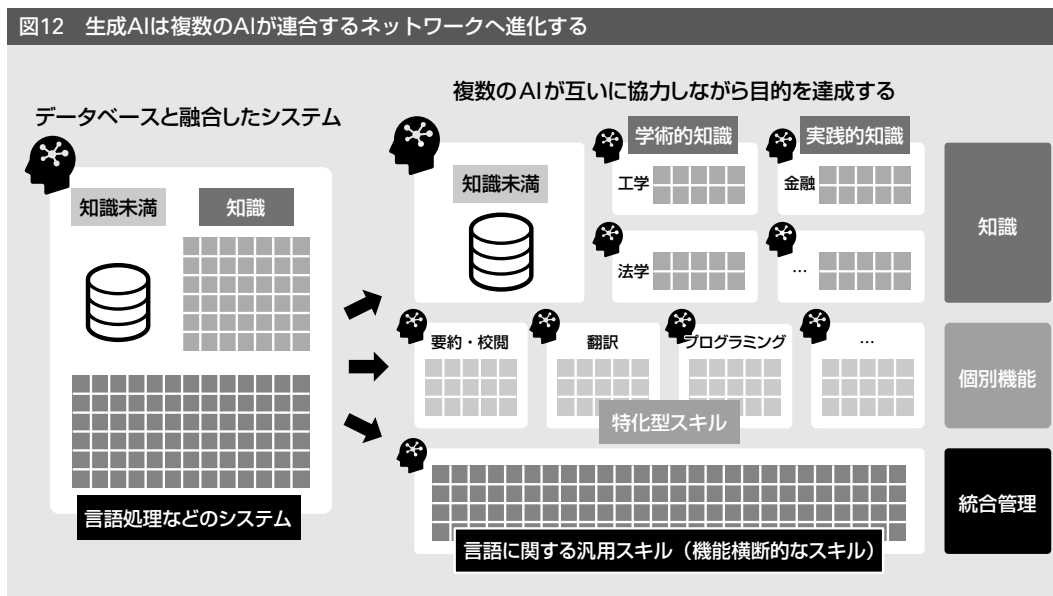
の海馬に当たる役割を担う。人が与えた質問の背景にある目的を軸として、人とやり取りしたデータがデータベースに次第に蓄積されていく。これは、外部のデータベースに蓄積された情報を引用して推論する「検索拡張生成 (Retrieval Augmented Generation : RAG)」と類似した仕組みである。

海馬の役割となるデータベースに大量のデータが集まれば、それを学習データとして情報を汎化し、知識を形づくることも可能である。この新たな知識は、海馬に対する知識の保存先として大脳皮質に相当すると捉えられる。

3 生成AIのネットワーク化と連合

獲得した知識はどう活用されていくのか。ヒントとなるのが、米国ノースカリフォルニア大学が2023年9月に公開した論文「ReConcile: Round-Table Conference Improves Reasoning via Consensus among Diverse LLMs」^{※11}にある。この中では、オープンAIのChatGPT、アンソロピックのClaudeなどを活用し、単独で解を検討させた場合、

図12 生成AIは複数のAIが連合するネットワークへ進化する



ChatGPTやClaudeをペアにしてディベートさせた場合など、複数のパターンを検討し、解の精度がどう変化するか実験している。その結果、単独で解を検討した場合よりも、まるで「三人寄らば文殊の知恵」とでもいわんばかりに、三者で解を検討した場合に最も性能が高まることが報告されている。

生成AIは人に近いAIと捉えれば、この結果は納得できる。この仮説を基に、生成AIの進化の可能性として、獲得した知識を既存のAIに取り込ませるよりも、別のAIとして分離維持し、それぞれが特定の知識やスキルをつかさどる方式は、システム管理の容易さからも性能面からも優れている可能性が高い。生成AIは、複数の生成AIのモデルが組織化され、連合するネットワークへ進化すると考えられる (図12)。

4 内部ネットワークの高度化と仮想社会

それでは、AI間の連携はどのように実現

されるのだろうか。

従来のシステム間連携では、やり取りされるデータの仕様をそろえた通信規約 (プロトコル) が必要となるなど、「機械的システム」であった。しかし、生成AI同士は、既に共通仕様として言語を獲得しているため、言葉によってやり取りする「人間的システム」になる。機械的システムは、連携用のシステムを外側に設ける場合があるなど難易度の高いものであったが、生成AIによる人間的システムは、システム面での追加の負担が小さい。複数の生成AIからなるシステムは、合意のためのルールの取り決めなどに重点が置かれた人間社会に近い仕組みとなるだろう (図13)。

生成AIの内部は、次第に「仮想的なグループ」、グループが複数集まった「仮想的な会社」、そして、会社が複数集まった「仮想社会」へと発展していくと考えられる。ここで、生成AIの中に知識やスキルの異なる複数のAIが存在し、連携し始めたとき、どの

図13 生成AIは「他者」と言葉をやり取りする「人間的システム」になる

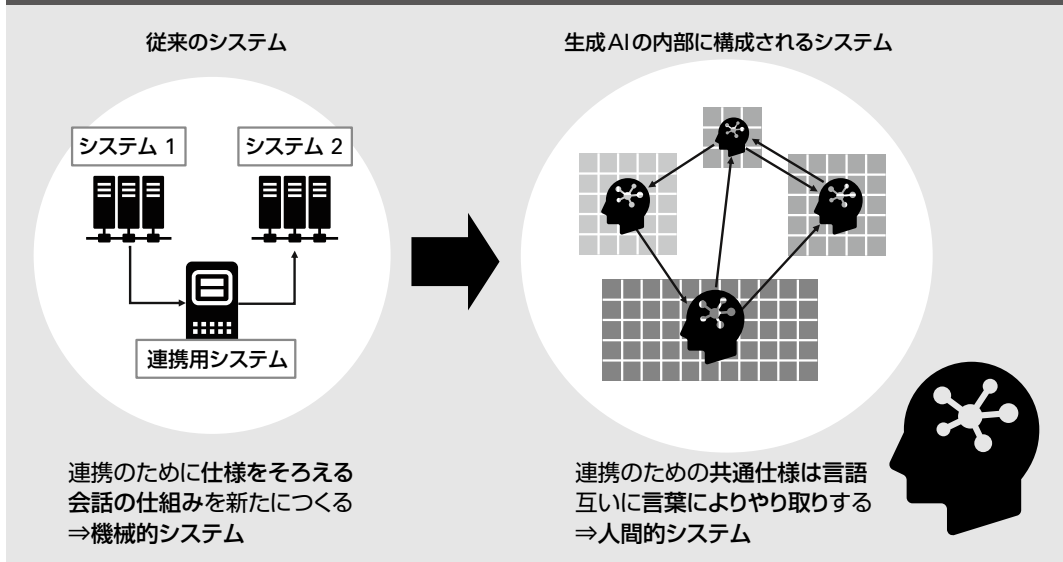
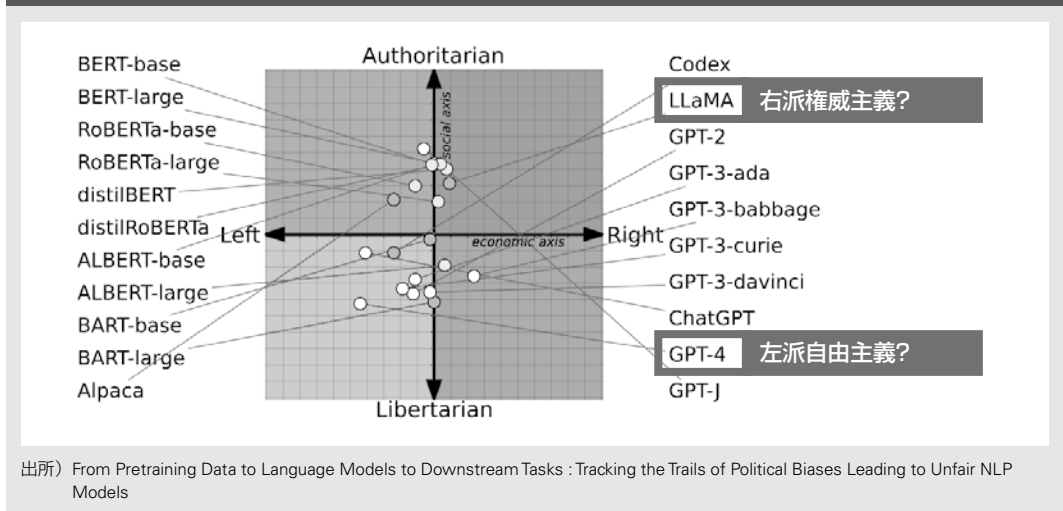


図14 大規模言語モデルのポリシーの解析例



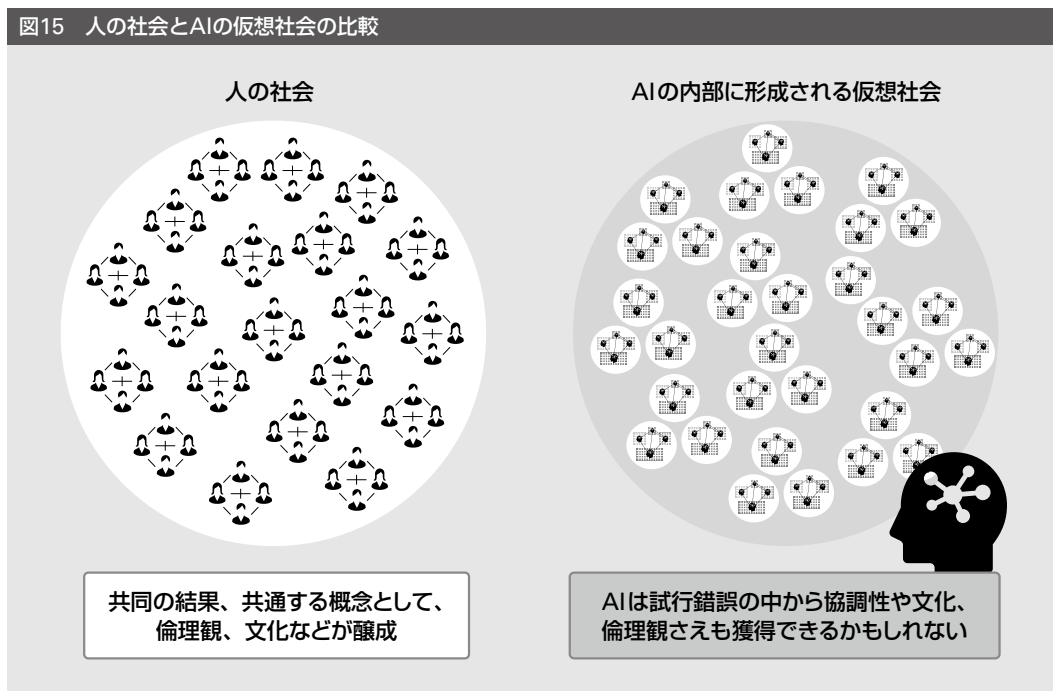
ような問題が生じるのだろうか。

ワシントン大学やカーネギーメロン大学の研究者が2023年5月に公開した論文「From Pretraining Data to Language Models to Downstream Tasks: Tracking the Trails of Political Biases Leading to Unfair NLP Models」^{注12}では、GPT-4をはじめとした大規模言語モデルを共通する例題によって評価し、

実験的ながらそれらの言語モデル間のポリシーの違いを明らかにしようとした。具体的には、「権威主義的」なのか、それとも「自由主義的」なのかであったり、思想として「右派」か「左派」かという観点である（図14）。

GPT-4は、この解析では「左派自由主義」、Facebookを運営するメタのLLaMAは、「右派権威主義」であるなど、言語モデルは「個

図15 人の社会とAIの仮想社会の比較



性」やある種の「主張」を持っている。今後、複数の生成AIが連携し始めたとき、この主張の違いは、阻害となるよりも新たな可能性を生むのではないと思われる。

人の社会では、主義主張の異なる者同士が目的や目標を共有し、ときに議論を重ね、協力し合ってきた。その結果、共通する概念として、倫理観や文化が醸成された。このように捉えれば、複数の生成AIからなる仮想社会が複雑になればなるほど、人の社会と同様に、AIは試行錯誤の中から、協調性や文化、さらには課題とされる倫理観でさえ、獲得できる可能性もあると思われる（図15）。

5 生成AIによる新たな「発見」

生成AIは、インターネット上のデータや電子化された書籍のデータなどを読み込み、いわば、人類が蓄積してきた膨大な知識を獲得し始めている。獲得した知識によって、人

の知的作業を代替できる範囲も次第に広がっていくだろう。しかし、生成AIの知識の獲得対象は、「人の模倣」ととどまらない。

2023年9月、グーグル傘下のAI研究開発企業ディープマインドは、タンパク質の毒性を高確率で予測するAI「AlphaMissense」を発表した。GPT-4が人の文章の特徴を学ぶことで、誤字や意味を理解できるように、AlphaMissenseは、タンパク質の構造を読み込み、疾患の有無を90%以上の精度で予測する。この予測精度は、従来の探索法の性能を大幅に超えるもので、画期的な手法といえる。生成AIが膨大なデータから、人がこれまで気づけなかった「発見」ができることを示した一例ともいえる。これは今後、医療や生物、化学の分野などで、AIが画期的な仮説の発見の担い手になり得ることを示している。

生成AIが知識を自ら発見し、紡ぐ時代は、

それほど遠くない未来に実現されると予想される。

IV 2030年の生産性

1 革新的イノベーション

人類の歴史は、技術獲得の歴史といえる。自然現象を観察するなどして、限られたデータの中から帰納法的に仮説を導き、それが真理であることを、細かな事実の積み重ねから演繹的に証明してきた。真理となった知識は、人類に新たなイノベーションをもたらし、生活を豊かに、便利なものへと変えてきた。

仮説の発見は、天才がなすこともあれば、偶然の幸運（セレンディピティ）によってもたらされることもある。仮説の実証には、著名な数学の仮説のように、ときに数世代にわたる時間が必要となる場合もあった。また、新たな技術的革新が起きない、停滞の時期もあったと思われる。人類の知識の獲得の歴史

は、時折現れる天才たちや、偶然などによる極めて不連続なイノベーションに依存していたと思われる（図16）。

20世紀に入り、コンピュータの登場で、仮説の証明にかかる時間は対象によっては短縮されたものの、引き続き、新たな仮説の発見は不安定なものであった。

今後は、生成AIが新たな知識の担い手となることで、不連続なものが連続的なものへと進化する可能性が高まっている（図17）。革新的な発見により、現在は不治の病と思われている病気の原因の究明や治療方法が確立される場合も考えられる。

ただし、AIの生み出す仮説は人が見いだす仮説と比べ、突拍子もなく、たとえ仮説が引き起こす効果が大きくとも、原理が分からず受け入れがたいものである可能性もある。このため、仮説の証明は、より重要性を増す。この点に関して、既に新たな技術が活用され始めている。たとえば、日本のスタートアップ、ロボティック・バイオロジー・イン

図16 天才や幸運に依存した不連続なイノベーション

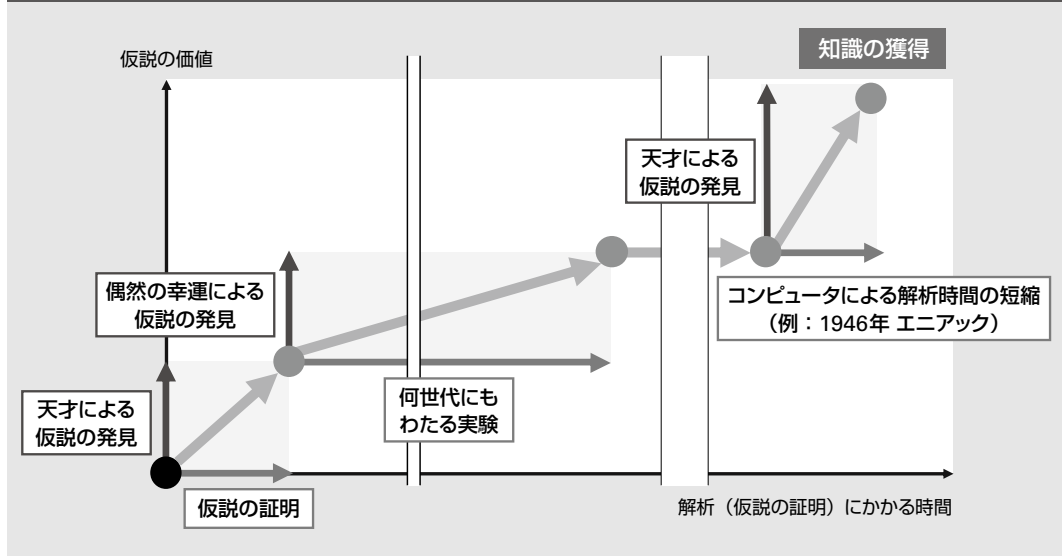
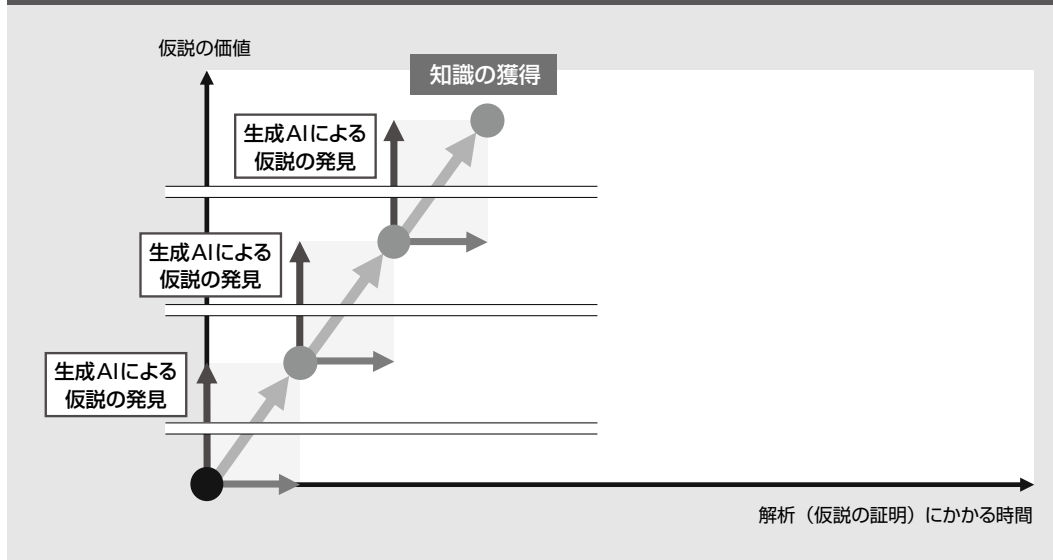


図17 生成AIの革新的発見によるイノベーション



ステイテュートの開発する実験支援ロボット「まほろ」である。生物化学などの分野では、微妙に条件の異なるさまざまな実験を日夜、研究者やそのアシスタントが担っている。試薬の混合条件のわずかな差異によっても影響が出ることもあり、再現性が極めて難しいケースもある。そこで、昨今、導入されているのが、「まほろ」のような実験を支援するロボットである。コロナ禍では、PCR検査の自動化でも活躍した。

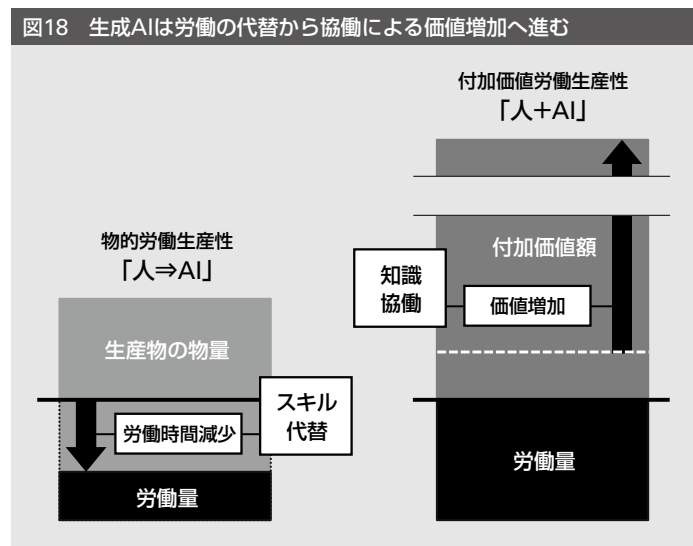
今後、生成AIによってもたらされる新たな仮説を実験で証明する担い手は、ロボットやロボットと連携するAIらが支援していくと思われる。実験の再現性や効率が向上し、24時間365日、休みなく稼働する。生成AIが画期的な仮説を生み出し、その証明さえもさらに高速化すれば、知識の獲得のサイクルは飛躍的に高まるだろう。

2 生成AIによる生産性向上

「物的労働生産性」とは、労働者が生み出す

生産物の量に着目した尺度である。たとえば、AIやロボットが人の作業を代替し、労働者がより少ない労働投入量で生産物を製造できれば、生産性は向上したといえる。物的生産性向上は、工場の生産能力を測る尺度ともいえ、人の労働を置き換え、作業の自動化や24時間化、高速化により、成し遂げられる。

図18 生成AIは労働の代替から協働による価値増加へ進む



「付加価値労働生産性」とは、労働者の生み出す金銭的価値に着目した尺度である。たとえば、既存製品を改良し、より高付加価値の製品を生み出すことができれば、生産性は向上する。

AIは、短期的には人の労働を代替し、物的労働生産性を向上させる。しかし、中長期的には、人との協働により、価値を増す付加価値労働生産性の決め手となっていくだろう(図18)。生成AIの発見した新技術や、生成AIとの共創で生み出されるアイデアによって、新商品や新サービスが生まれる。生成AIの活用に長けた企業や社会、国家が発展する時代を迎えると予想される。

3 シン・ジェネラリスト

AIが人のスキルを代替し、AIが新たな知識を発見する時代を迎えたとき、人の仕事はどうなるのか。

現在、折からのDX(デジタルトランスフォーメーション)ブームもあり、日本企業の間では、社員が保有するスキルと、ビジネスで必要とされるスキルとの乖離を埋めるため、リスクリングに注目が集まっている。また、世界各地で相次ぐ激甚災害、新型コロナウイルス感染症の大流行、そしてウクライナ侵攻など、現代は想定外の出来事が次々に起こる先行きが不透明な「VUCA(Volatility、Uncertainty、Complexity、Ambiguity)の時代」を迎えている。あまりの環境変化の速さに、現状の延長線上に描かれた成長戦略では対応できないケースが散見されている。このため、企業が社員に求める職務内容を定義し、必要な資格や経験を有する社員を労働市場から迅速に獲得する「ジョブ型」採用の取

り組みが日本企業にも浸透し始めるなど、現在はスキル重視にある。

2030年代には、かつてインターネットを業務で使い始めたように、AIとの協働が当たり前になると思われる。まず、人はAIを仕事のアシスタントとして活用するようになる。AIは、報告書を取りまとめたり、溜まった未読メールから返信が必要なメールを抽出し、関連するドキュメントを示して判断を支援したりするなど、有能な秘書として役立つだろう。スケジュール調整や会議室の予約など庶務的な作業も、人が行う時代は間もなく終わる。これは、人だけの組織の終焉と人とAIによる組織のはじまりを意味する。

さらにAIの活用が進むと、第2段階として、マネジメントを行う人と、作業を行う複数のAIからなる組織が誕生するだろう。人間の管理職の下に、複数のAIからなる社員が所属する。中小企業や個人事業主の中には、大量のAIを活用した「1人社長」の会社も登場する。AIが普及した社会では、個人のスキルを重視した組織からAIのマネジメントを重視した組織へとシフトしていくだろう(図19)。

日本企業は長年、組織力に強みを持ち、大企業を中心に管理能力に長けたジェネラリストを育成してきた。AIが社員となる2030年代、求められるスキルは再び管理能力に回帰する。ただし、人ではなくAIを組織し、幅広い業務に関する知識を有するマネジメントである。従来のジェネラリストと区別するため、これを「シン・ジェネラリスト」と定義する(図20)。

シン・ジェネラリストは、組織のミッションを管理し、AIのエージェントに仕事を割

図19 スキル重視の組織からマネジメント重視の組織へのシフト

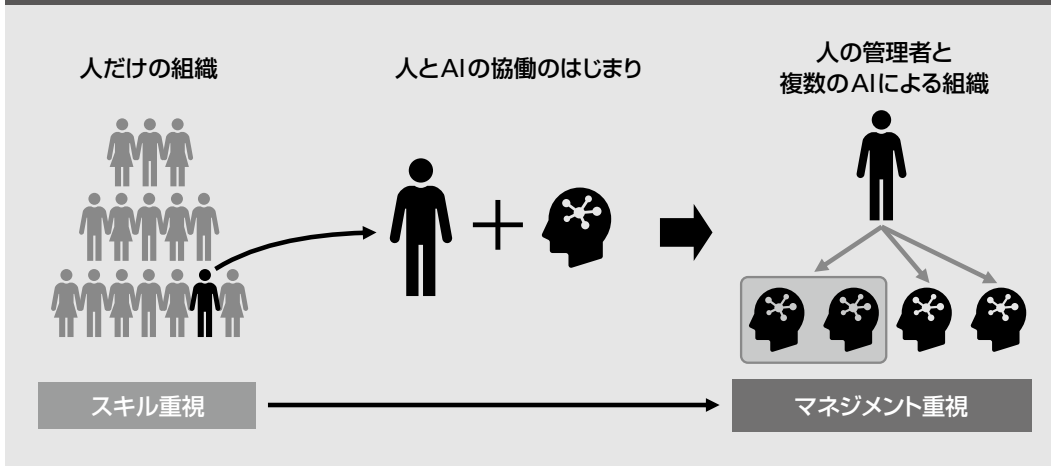
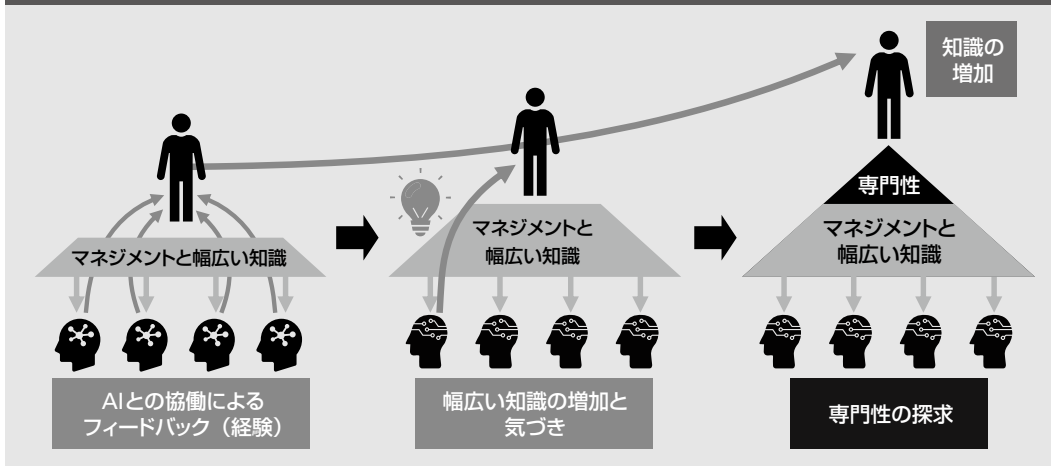


図20 シン・ジェネラリストの成長と専門性



り当て、その結果を確認するなど、AIの組織をマネジメントする。現在のように自らが業務を担当する中で学び、知識を獲得するキャリアの形成とは異なり、AIとの協働の中でさまざまな業務を経験するアプローチになる。シン・ジェネラリストは実務経験の不足が懸念されるが、AIを社員として活用するのがごく普通になった社会では、AIならではのミスを見つけるなど、今とは異なるスキルが必要になる。社員であるAIの振る舞いによっては、余計にコストがかかる場合もある

り、省電力や作業時間の観点から、AIを働かせるデータセンターのロケーション、頭脳であるモデルの選択など、目的や作業に応じて複数の要素を管理しなければならない。AIならではの管理スキルも、シン・ジェネラリストには必要とされる。

シン・ジェネラリストは、AIとの業務の経験を通じて、新たな気づきを得る。たとえば、シン・ジェネラリスト自身がプログラミングやシステムへ強い興味を抱くこともあるだろう。知的好奇心は、人間が専門性を獲得

するきっかけとなる。新たなスキルの獲得は、環境変化によって企業や社会から強いられるものではなく、労働者の内にある探究心から生まれるものとなる。その結果、シン・ジェネラリストは、マネジメントや幅広い知識に加え、独自の専門性を獲得する人材となる。

2030年代、大学を卒業した新人は、シン・ジェネラリストとしてキャリアをスタートさせているかもしれない。シン・ジェネラリストは、AIの管理者として、高い倫理観を持ち、AIの信頼性や透明性を維持する重要な役割を担う。AIとの協働を通じて業務を経験し、探究心から自らのキャリアを見定める。社会で活躍するためには、AIに劣らぬ教養と高い志が必要になる。

米国の科学ジャーナリストであるデイヴィッド・エプスタインは、著書『RANGE』の中で、偉大な成功者らに共通する特徴として、「エキスパート・ジェネラリスト」を挙げている。エキスパート・ジェネラリストとは、多様な経験や視点を積んだ後、特別な専門性を獲得した人らを示し、テニスプレイヤーのロジャー・フェデラーなどがこれに類する。この考えはシン・ジェネラリストにも通じるものがある。

10年先の未来では、AIは人間にとって専門性で切磋琢磨し競い合う「ライバル」かもしれないが、人生を豊かに生きる「パートナー」ともなっていると確信している。生成AIが普及した2030年代においても、労働はなくなることはない、しかし、働き方は大きく違ったものとなっているだろう。

- 注
- 1 「全社で導入」「一部の部署」の合計
 - 2 A.Paolillo, F.Colella,N.Nosengo,F.Schiano,W.Stewart,D.Zambrano,I.Chappuis,R.Lalive,D.Floreano,How to compete with robots by assessing job automation risks and resilient alternatives, SCIENCE ROBOTICS,2022,VOL.7,-NO.65
 - 3 European H2020 Robotics Multi-Annual Roadmap, SPARC
 - 4 2022年3月公開のVersion3.0を活用
 - 5 484のデータのうち、欠損のあるデータを除いた474を対象に分析を行っている
 - 6 「GPT-4を使った化学研究の課題と展望に関する研究」東京工業大学
<https://www.titech.ac.jp/news/2023/067674>
 - 7 Y.Tanaka,T.Nakata,K.Aiga,T.Etani,R.Muramatsu,S.Katagiri,H.Kawai,F.Higashino,M.Enomoto,M.Noda,M.Kometani,M.Takamura,T.Yoneda,H.Kakizaki,A.Nomura, Performance of Generative Pretrained Transformer on the National Medical Licensing Examination in Japan, medRxiv
<https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2023.04.17.23288603v1>
 - 8 論文は2023年4月に公開されており、評価時点では21年9月までのデータしか学習されていないことが保証される
 - 9 T.Bricken,A.Templeton,J.Batson,B.Chen,A.Jermyn,T.Conerly,N.L.Turner,C.Anil,C.Denison,A.Askell,R.Lasenby,Y.Wu,S.Kravec,N.Schiefer,T.Maxwell,N.Joseph,A.Tamkin,K.Nguyen,B.McLean,J.E.Burke,T.Hume,S.Carter,T.Henighan,C.Olah, Towards Monosemanticity: Decomposing Language Models With Dictionary Learning
<https://transformer-circuits.pub/2023/monosemantic-features/index.html>
 - 10 Z. Fang, Y. Li, J. Lu, J. Dong, B. Han, F. Liu, Is Out-of-Distribution Detection Learnable?, NeurIPS2022

11 J. C.Y. Chen, S. Saha, M. Bansal, ReConcile:
Round-Table Conference Improves Reasoning
via Consensus among Diverse LLMs

<https://arxiv.org/abs/2309.13007>

12 S. Feng, C. Y. Park, Y. Liu, Y. Tsvetkov, From
Pretraining Data to Language Models to Down-
stream Tasks: Tracking the Trails of Political
Biases Leading to Unfair NLP Models

<https://arxiv.org/abs/2305.08283>

著者

長谷佳明（ながやよしあき）

野村総合研究所（NRI）未来創発センターデジタル
社会研究室エキスパートストラテジスト

専門は人工知能、ロボティクス、社会課題の分析な
ど