

Agentic AI時代の Knowledge Worker

—特許翻訳・特許情報処理を例にして—

Knowledge Workers in the Agentic AI Era
-Insights from Patent Translation and Patent Information Processing-



国立研究開発法人産業技術総合研究所 フェロー

辻井 潤一

国立研究開発法人産業技術総合研究所 フェロー、英国マンチェスター大学教授、東大名誉教授、国際計算言語委員会 (ICCL) 委員長、AAMT / Japio 特許翻訳研究会委員長

✉ j-tsuji@aist.go.jp

1 はじめに

人工知能技術の進展が加速している。昔であれば数年はかかった技術の革新が、月の単位で起こっている。

2026 年は、人工知能研究の始まりとされるダートマス会議（1956 年）から 70 年の節目の年である。この 70 年の歴史の中で、ChatGPT が発表された時点（2022 年末）からの 3 年余の期間は特異なものであった。この期間は、それまでの期間とは一線を画し、AI 技術の開発とその社会への展開が、爆発的に進展した。

ChatGPT などを支える大規模言語モデル (LLM: Large Language Model) の基盤技術である Transformer の論文が発表された年（2017 年）から考えても 10 年も経過していない。世界の IT 企業や研究機関が公開し一般に流通しているモデルの数は、もう数え切れなくなっている。日常的な業務にこれらのモデルを使っている人の数は、数億人といわれる。

2 年前からは、自ら計画を立てそれを実行する Agentic AI が提唱され、さらなる技術の進展が期待される。AI 技術は、国家や組織の競争力を左右するものとして大規模な投資が行われている。

本稿では、この技術が翻訳をはじめとする特許情報処理にどのような影響を持つかを考える。

2 大規模言語モデルの知的能力

図 1 に過去 70 年の人工知能の流れを示す。この図が示すように、AI 技術はその歴史の中で様々な計算枠

組みの変遷を経て、発展してきた。AI 研究の初期の長い間、発見的探索や論理・知識・推論といった人間の知的作業を行うシステムの構築を、ノイマン型の計算機構を使った記号計算で行う研究開発が行われた。

この枠組みは、知識中心のエキスパートシステムが期待した成果を上げることができず、AI 研究は冬の時代に入り、1990 年代に終焉する。1990 年代は、AI に代わってビッグデータ解析がブームとなり、それに並行してデータに基づく機械学習の研究が活発化する。機械学習は、人間の知的作業を記号計算としてとらえる研究とは興味の対象が異なり、人間の認識系（画像・視覚系、聴覚系の音声認識など）の研究に取り入れられて、成果を上げる。

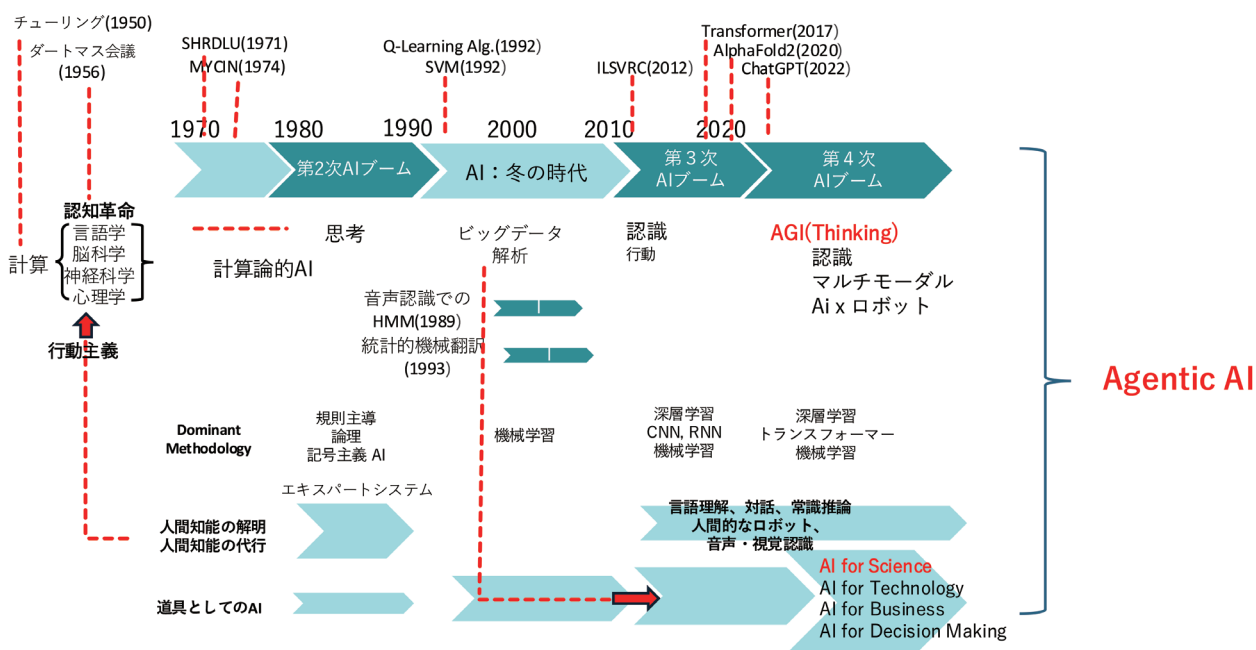
機械学習は、機械翻訳にも影響を与え、統計的機械翻訳の技術が進展する。この技術は、二つの言語間に見られる確率的な規則性を大規模な対訳データから学習することで、翻訳を行う。

この統計的機械翻訳は、言語を「理解」して翻訳しているのではなく、表面的な確率的規則性をもとに翻訳を行う。

この流れが大きく変化するのは、統計的機械翻訳に代わってニューラル翻訳が現れ、さらにそれが注意機構を備えたニューラル技術へと発展、新たな機械翻訳の枠組みへと変貌したことが契機となる。

注意機構を持ったニューラル技術 (Transformer) による機械翻訳も、当初は統計的機械翻訳と同様、言語の統計的規則性を使った翻訳だとみなされていた。

この認識は、大規模化された言語モデルが、「理解」や「推論」を必要とする多くの知的作業を遂行できることが示されたことで、大きく変化する。



ダートマス会議：70年前 Transformer：9年前 ChatGPT：3年余前

図1 AIの変遷

「理解」の定義はむづかしく、LLMが人間と同じような理解能力を持つかどうかは議論が分かれるが、少なくとも、現在のLLMは、外形的には、人間と同じような理解をしているかのように振る舞う。

LLMは、学習データの大規模化に伴い、それまで観測されなかった能力を示すようになることが知られている。また、モデルの大規模化と推論能力の強化によって、より優れた思考・推論の能力を示したという報告が、毎月のように行われている。長年に渡り難題とされていた数学の証明を行ったり、入試問題で一般の受験生以上の成績を上げたりといった報告がある。

現在のLLMは、大規模なプログラムを作成する能力を持つだけでなく、計算機科学者が構築してきた論理によるプログラムの正当性検証の理論を使って、自ら作成したプログラムが正しく動作することを検証することもできる。少なくとも、外形的には人間と同様な、あるいは、それ以上の能力を持つように振る舞う。

この知的能力の獲得が、翻訳タスクによっても示されていることは、前年度のYEAR BOOKで議論した。LLMによる翻訳は、全く同じ原言語文を、与えた文脈に従って、それぞれの文脈にあった自然な訳文へと翻訳する能力を持つ。このような能力は、表面的な確率的規則性を使った翻訳では実現が難しいと考えられてきた。このテキスト理解に基づく翻訳能力は、長い間、人間の

翻訳者固有の能力で、機械化は不可能と考えられていた。

3 Agentic AI と Knowledge Worker

LLMの急速な能力の拡張は、社会の幅広い分野で、これまでの情報技術では考えられなかった大きな変革を引き起こしつつある。人間が使う便利な道具の提供を行ってきた情報処理技術が、知的能力を外形的に示すようになったことで、その変革は質的に変化することとなった。

例えば、AI技術は、いわゆる Knowledge Worker といわれる人々の働き方を大きく変革し、彼らの生産性を向上させるだけではない。彼らの仕事の内容そのものを変化させ、極端な場合には、その職を奪う否定的な側面も顕在化している。

この技術の肯定的側面と否定的側面の先鋭化は、Agentic AIの出現によって、さらに加速しつつある。

これまでの情報技術は、LLMも含めて、人間によって使われる道具的な性格が顕著であった。(1) 長いレポートを要約させ、その内容の把握を短時間に行う、(2) 会議の議事録を自動的に作成させる、(3) 関係する資料の検索を迅速に行うなど、その前提として、人間がその結果を参考にして行うべき行動を決定する便利な道具であった。

LLMが人間と同様の知的能力を持つようになった結

果、その能力を中心に据えて、人間が行っていた一連の知的作業を AI に委任する、これが Agentic AI である。情報内容を理解し、適切な行動のプランを作成し、それを実行する過程全体を AI に委任する。

会議の議事録を作るだけでなく、その内容を理解して、

次の会議での議題設定、
必須の出席者の決定、
出席者の予定の確認、
次の会議の日程と場所の確保

という、プラン作成からその実行のための準備、不都合が生じた場合のプランの改定までを AI が行う。必要に応じて、たとえば、特定の人物の予定を把握しているエージェント（Agent）と情報を交換しながら、プランの変更・決定を行う。

このような Agentic AI が生産性を向上させることは明らかであろう。それと同時に、人間が行っていた全体状況の把握・理解とそれに基づく行動の決定という知的作業が AI に委任されていく。Agentic AI は、

- (1) プランの作成、
- (2) プランの実行、

(3) 実行結果の観察と検証、

(4) プランの拡張と変更

という制御ループ（Control Loop）を中心に据えて、全過程を自律的に行う。このような人間の介入を極小化した意思決定、知的作業の AI への移譲が、広い範囲の雇用に影響を持つことは、容易に想像できよう。

実際、2026 年初頭には、Anthropic が提供するソフトウェア開発支援環境が、ソフトウェア開発のあり方を大きく変えるのではないかという議論を呼び、いわゆる「Anthropic Shock」という呼び方もされた。Anthropic の提供するプラットフォームは、仕様作成からプログラム開発、その動作テスト、レビュー、形式検証まで、一連の過程を支援する環境であり、ユーザ企業がソフトウェア開発のより多くの部分を行うことを可能にする。ソフトウェア開発会社のビジネスが大きな影響を受けること、また、Knowledge Worker としてのプログラマーの仕事の多くが、Agentic AI に移譲されるという衝撃であった。

この Agentic AI は、単なる LLM の延長ではない。LLM を中心に据えながら、目標、状態、コンテキスト、予算、利用可能なツールなどを管理する制御機構（Controller/Orchestrator）を持つ一つのシステムで

Agentic AI Architecture: Hybrid of Symbolic Structure and Neural Capabilities

中央の「制御ループ」が、Agentic AI の中心的な制御を行う。
プラン作成、結果の検証、プラン修正の実体的な仕事を大規模言語モデル（赤色）が担う。

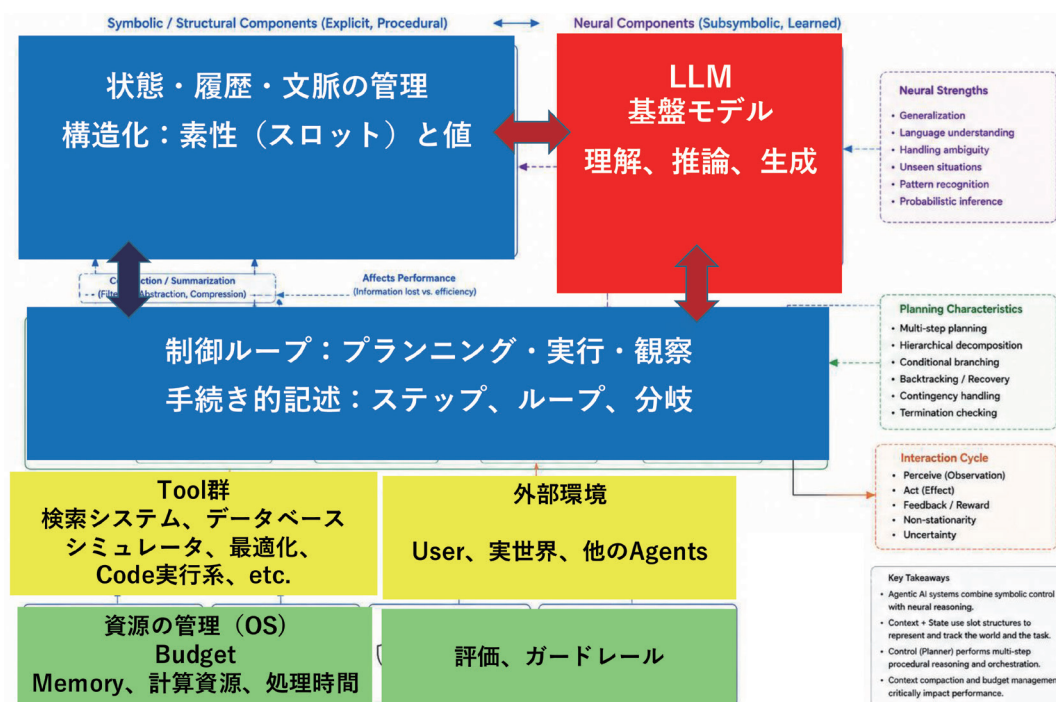


図2 Agentic AI の基本アーキテクチャ

ある（図 2）。

このような構造は、1980 年代の AI 研究で議論された問題解決システムやプランニングシステムを思い起こさせる。当時の AI 研究者は、複雑なタスクを実行する基盤にプランニングや推論の能力があると考え、その能力の実現に必要な枠組みを研究していた。

当時の研究が、その中核に記号的な知識ベースと明示的な推論規則を想定したのに対して、現在の Agentic AI では、大規模言語モデルが知識の利用と柔軟な推論の中核を担う。さらに、検索、外部ツール、メモリ、実行環境を組み合わせることで、現実の多様なタスクへの適用が可能になりつつある。

一方、状況の変化に応じてプランを修正することや、過去の判断との整合性を保ちながら新しい情報を取り込むことは、古典的なプランニングや非単調推論でも中心的な課題であった。これらは現在、Agentic AI におけるコンテキスト、状態、履歴の構造化と管理という形で、再び重要な問題となっている。

人間が AI を道具として使う時代から、Agentic AI が他の情報処理ツールを道具として使う時代への移行は、これまでの情報処理技術がもたらした変革を大きく凌駕する変革をもたらしつつある。

これまでの AI 研究は、LLM を含めて一般の情報処理技術とは別の流れとなっていた。これに対して、Agentic AI は、多様なソフトウェアを道具として使い、所与のタスクを遂行する。言い換えると、Agentic AI は、既存のソフトウェアや情報資源を道具として活用するプラットフォームとして、IT 技術の中核に位置する。多くのソフトウェア開発企業がこの方向で技術開発を進めており、社会の DX を推進する新たな基盤となりつつある。

特許翻訳や特許調査も、このような Agentic AI の典型的な応用分野である。翻訳、検索、要約、先行技術調査、関連文献の収集など、従来は個別のツールとして行われていた処理を、一つの目標のもとで統合的に実行することが可能になる。

4 翻訳者の役割

LLM による機械翻訳の性能は、これまでの機械翻訳をはるかに凌駕するものであり、すでに、翻訳者の役割は、大きく変化している。

現在の LLM は、たとえば、カジュアルな調子で翻訳するとか、論文調で翻訳する、ビジネスレター的に翻訳する、といった目的に適応した翻訳を行う。2 つの言語の単純な知識だけでなく、文脈や使用目的に応じた言語使用にも精通しているかのような翻訳を行う。私自身が経験した例では、特定の会議の論文査読に適した調子で、翻訳文を変化させることも行う。

例えば、特許文らしく翻訳するとか、特許文書の難解なテキストをわかりやすく要約する、といったことも可能になろう。2 つの言語に関する知識をもった翻訳者にとって代わるだけでなく、特定分野の言語使用に精通し、その分野のテキスト（たとえば、特許文書）に特化した翻訳者の役割の一部も AI へと移行していく。

小説を特定作家の特徴を捉えて、それを翻訳文に反映しながら翻訳するという、人間の翻訳者でしかできないと考えられてきた文芸分野の翻訳も、ある程度、可能になる。もちろん、文芸作品の翻訳は、翻訳自体があらたな創造物である。翻訳者独自のテキスト解釈とその言語化の結果の創造物を、AI が作り出す。AI の芸術作品の取り扱いという課題は残るが、原理的には可能であろう。

文芸作品の翻訳は極端な例ではあるが、翻訳には二つの言語に関する一般的な知識だけでは不十分であることを示している。文芸翻訳者に限らず、熟練した翻訳者は、自らの知識、経験、解釈を通じて、単なる言語表現間の機械的な置き換えではない翻訳を生み出す。その意味で、翻訳者は、知的能力を成果物として具体化する Knowledge Worker の典型である。

特許文書の翻訳においても、文書の取り扱う分野の背景知識をもち、文書の内容を理解した上で、それを適切に言語化する能力が要求される。その分野の専門用語に関する知識や内容理解のための背景知識をもった、特定分野に特化した翻訳者が必要となる。このような人間の能力を機械翻訳は持たない、したがって、Knowledge Worker としての翻訳者という職業はなくなる。この従来の考えが大きく揺らいでいる。Anthropic Shock と類似した衝撃が、翻訳会社や翻訳者のビジネスモデルや働き方の変革を引き起こす。

5 Agentic AI と特許翻訳

Agentic AI が特許翻訳にもたらす変化は、単に機械

翻訳の品質向上に留まらない。対象文書を読み、必要に応じて関連文献や専門用語を調べ、文書全体の整合性を確認しながら翻訳を進めるという、従来は熟練翻訳者が行っていた一連の作業を、一つの目標のもとで統合的に実行できる点にある。

特定分野（たとえば、物性科学分野）の特許文書の翻訳者は、原著者と同程度ではないが、その分野の専門知識を持つ必要がある。また、相手言語の一般的な言語知識では不十分で、その特定分野での言語使用（例えば、専門用語や分野固有の言い回し）に関する知識を持つ必要がある。

以前の翻訳ワークフローでは、下訳を作る翻訳者とそれをもとに完成訳を作る翻訳者の二種類の翻訳者を想定し、前者の翻訳を特定分野の知識をもった、より熟練度の高い翻訳者が修正するといったものであった。このワークフローでは、下訳を作る翻訳者が機械翻訳に置き換えられ、その結果を吟味し、誤訳を修正する専門分野の知識を持った熟練の翻訳者は置き換えられない、と考えられてきた。

ポストエディット (Post-Edit) を行う上級の翻訳者は、機械翻訳によって置き換わることはないという前提は、Agentic AI の出現によって崩れつつある。あるいは、このような熟練の翻訳者を手助けし、その生産性を大幅に向上させる。

質の高い翻訳を行う熟練の翻訳者は、対象テキストに関連する文献や過去の翻訳例を検索し、必要な背景知識の獲得や専門用語の適切な訳語を収集する。それをもとに翻訳したテキスト全体の訳語や表現の整合性のチェックを行う。さらには、誤訳を同定して、その修正を行ったり、請求項と明細書の整合性のチェックといった高度な作業も行う。

これら一連の作業は、人間にとっても高度であり、長い経験を有する熟練の翻訳者にとっても、労力とコストのかかる作業である。これら一連の作業を多様な道具を使うことで自律的に実行できる Agentic AI の開発は、非常に挑戦的ではあるが、現在の技術を発展させていくことで、十分現実的であると思われる。実際、関連する背景文書・類似特許の検索、そこから専門用語と訳語の対応を見つけることは、現在の技術の範囲である。また、翻訳テキスト中での訳語や表現の整合性のチェックも、そうであろう。

テキストの論理的整合性のチェックは難題であるが、現在の LLM が論文原稿の論理的飛躍を指摘したり、過去の研究の結果との不整合を指摘したりする能力を持っていることから、実現可能な範囲にあると思われる。

重要なことは、翻訳という本体タスクの実行だけでなく、そのタスクを実行するための準備、タスク実行の結果の批判的観察と修正、という全体を Agentic AI のプラン作成、プラン実行、結果の観察とプランの変更といった統合されたサイクルに構成し、個々のステップのためのツール群を整備することである。

このようなツール群は、特許の翻訳を行う Agentic AI だけでなく、翻訳以前の特許文書を申請者と共同で作成する Agentic AI、あるいは、類似特許の検索により申請特許の新規性を判断する Agentic AI にも有効なツール群となろう。

今後の課題は、単に高性能な翻訳モデルを開発することではない。翻訳、検索、用語管理、整合性検査、請求項との対応確認などを統合した、特許情報処理のための Agentic AI 環境をどのように設計するかである。人間の専門家の役割も、翻訳文を逐語的に修正する作業から、AI が構成した処理過程と結果を評価し、最終的な法的・技術的責任を担う役割へと移っていく。

Agentic AI の時代における特許翻訳者の価値は、翻訳文を作る能力だけではなく、AI が行った翻訳・調査・検証の過程を評価し、その結果を特許実務の目的に照らして判断する能力に移っていく。

6 おわりに

人工知能は、この 70 年の間に、記号処理、機械学習、そして大規模言語モデルへと、その計算の枠組みを大きく変化させてきた。そして現在、その知的能力を中核として、自律的に目標を達成する Agentic AI という新たな段階へと進みつつある。

この変化は、翻訳技術の進歩にとどまらず、知識を扱う仕事全体のあり方を変えようとしている。特許翻訳もその例外ではなく、翻訳という個別の作業ではなく、情報の理解、調査、判断、検証を含む知的活動全体を、AI と人間がどのように分担するかが重要な課題となる。

Agentic AI の進展は、特許情報処理の高度化をもたらすとともに、Knowledge Worker の役割そのものを

再定義する契機となるであろう。その能力と限界を正しく理解し、人間の専門性と Agentic AI をどのように組み合わせるかを具体的に設計していくことが、これからの特許情報分野に求められる。