

大規模言語モデルの特許実務 における利活用



会員・パテント・インテグレーション株式会社 代表取締役 CEO 大瀬 佳之

要 約

AI（人工知能）・深層学習技術のこれまでの歴史、進化を振り返るとともに、近年、特に注目を浴びている ChatGPT に代表される大規模言語モデル（LLM）の特徴、LLM の特許実務における利活用、活用に際した注意点を紹介する。深層学習モデルの一種である LLM は、これまで人間でなければ決して実行することができなかった様々なタスクを可能にする革新的な技術である。本稿では、LLM の特許実務における利活用に焦点をあてて説明する。また、弁理士である筆者が開発し、今年の 4 月から提供を開始した特許の読解支援 AI アシスタント「サマリア」が実現する機能を紹介する。また、本稿では知財実務・法務実務における AI の活用事例、LLM に代表される AI 技術が、知財業務・知財実務へどのように影響を与えるのか、具体的にどの程度の業務を代替し得るのか調査結果を報告する。

目次

1. AI・深層学習技術の進化と生成 AI
 1. 1 AI の歴史
 1. 2 深層学習技術と生成 AI
 1. 3 生成 AI と大規模言語モデル（LLM）
2. 大規模言語モデル（LLM）が可能にしたこと
 2. 1 LLM とは
 2. 2 LLM の基本的な使い方
 - (1) ゼロショットプロンプト
 - (2) フューショットプロンプト
 2. 3 LLM は知性を有するか？ LLM の限界
 2. 4 LLM の特許実務における活用
 - (1) 明細書作成時の基礎情報の収集
 - (2) クレームツリーの作成
 - (3) 拒絶理由通知の解析
 2. 5 LLM 活用における注意点
 - (1) ハルシネーション問題
 - (2) 誤った回答や矛盾した内容を出力する
 - (3) 入力データの再学習への利用
 - (4) ブラックボックス問題
 - (5) 知的財産権の問題
3. 知財実務・法務実務における AI の活用事例
 3. 1 特許文書の読解支援
 3. 2 AI 自動分類
 3. 3 AI 特許検索
 3. 4 AI 特許明細書作成
 3. 5 法務領域における活用事例
4. 特許読解アシスタント「サマリア」
 4. 1 「サマリア」の概要

4. 2 「サマリア」はどのようなことを実現するか？
 - (1) 要約文（サマリ）作成
 - (2) 特許文書の読解支援
 - (3) ノイズスクリーニング支援
 - (4) 分類付与支援
 - (5) 分類作成支援
 - (6) 発明評価支援
 4. 3 特許情報サービスにおける注意点
 5. AI 技術が知財実務へ与える影響
 5. 1 どのような影響を与えるか？
 5. 2 AI によりなくなる仕事
 5. 3 知財実務・知財職種への影響
 - (1) 知財業務ごとの代替可能性
 - (2) 知財職種ごとの代替可能性
 - (3) 知財実務へ与える影響について
 6. まとめ
-

1. AI・深層学習技術の進化と生成 AI

2022 年 11 月に OpenAI 社が発表した ChatGPT⁽¹⁾ (GPT は登録商標) とよばれる AI (人工知能) チャットボットは、入力された質問文に対して、実際の人間のような自然な回答を行うことが可能な人工知能技術であり注目を浴びている。

本稿では、近年の AI 技術のブレイクスルーをもたらした深層学習技術の歴史について簡単に概観するとともに、深層学習技術の一種である生成 AI、特に ChatGPT に代表される大規模言語モデル (LLM) の特徴、特許実務における活用、活用に際しての注意点について説明する。

また、弁理士である筆者が開発し今年の 4 月から提供している、LLM を活用した特許文書の読解支援アシスタントサービス「サマリア⁽²⁾」について紹介する。

LLM は、従来人間でなければ決して行うことができなかった「一部」のタスクをコンピュータにより実現可能とする革新的な技術である。その影響は、特許実務においても例外ではない。一方、我々の行ってきたすべてのタスクを LLM が実行できるかというそれは過大評価である。実際、現時点において「殆ど」の特許実務タスクを LLM は満足に処理できない。

LLM の得意な点、不得意な点、その両面を理解した上で、適切に活用していくことが大切である。

1. 1 AI の歴史

AI の歴史について簡単に概観する。人工知能 (AI、Artificial Intelligence) という用語は、1956 年ダートマス会議において計算機科学者のジョン・マッカーシーにより提唱された。その後、第 1 次 AI ブームとよばれる時期が 1974 年頃まで続く。第 1 次 AI ブームでは、創出された成果の殆どが実社会では使い物にならないものであることが判明し、失望とともにブームは終焉した。

1980 年頃から、特定のタスク領域における専門家レベルの判断をルールとして規定し、コンピュータに判断させる所謂「エキスパートシステム」が世界中の企業で採用されるようになり AI 技術に注目が集まる (第 2 次 AI ブーム)。一方、専門家の知識の多くはルール化すること自体が困難、またはルール化するために多大なコストがかかることが判明しブームは終焉した。

2012 年頃に、画像データに含まれる物体の認識率を競う ImageNet 画像認識コンテスト (ILSVRC) において、ジェフリー・ヒントンの率いる研究チームが、「ディープニューラルネットワーク」を用いた深層学習 (ディープラーニング) 技術を用いた AlexNet と呼ばれる人工知能モデルを用いて、2 位に大差をつけて圧勝。この頃から、

「深層学習技術」が注目を浴び、第3次 AI ブームとよばれる。第3次 AI ブームは、画像認識以外の自然言語処理においても、トランスフォーマー、アテンション等の革新的な技術が生み出され、GPT-3 やその他の大規模言語モデルの技術基盤となる。

2020 年代前半には、StableDiffusion、midjourney と呼ばれる非常に高品質の画像を生成可能な AI が実現した。そして、GPT-3、ChatGPT 等の質問に対して実際の人間のような自然な回答を行う AI チャットボットが実用化され、広く一般社会で活用されつつある。現在を、第4次 AI ブームと呼ぶ向きもある。

1. 2 深層学習技術と生成 AI

深層学習技術（ディープラーニング）とは、多層のニューラルネットワークを重ね合わせた計算手法のことをいう。ニューロンと呼ばれる簡単な計算ユニットを大量に、多層に重ね合わせることで入力に対して複雑な出力を可能にしたものである。

一般に、深層学習技術においては目的に応じて、大量の教師データ（正解データ）により、多層のニューラルネットワーク（深層学習モデル）を学習させる必要がある。一方、深層学習技術の一種である生成 AI は、インターネット上のテキストや画像を含む大規模なデータセット等を用いて予め深層学習モデルを学習させたものである。そのため、生成 AI は、教師データなしに、追加学習を行わずに利用できる点が特徴である。

1. 3 生成 AI と大規模言語モデル（LLM）

生成 AI には、入力されたテキストまたは画像に対して画像を出力する画像生成 AI（text-to-image model, image-to-image model）と、入力されたテキストに対してテキストを出力する文書生成 AI（text-to-text model）の2種類が広く利用されている。これらは、いずれも、大規模言語モデル（Large-scale Language Model）の一種である。

画像生成 AI には、2022 年7月に発表された midjourney⁽⁴⁾、2022 年8月に発表された StableDiffusion⁽⁵⁾、2022 年9月に発表された DALL-E2⁽⁶⁾などがある。例えば、「A photograph of an astronaut riding a horse」などのテキスト（日本語でも構わない）を画像生成 AI に入力すると、テキストを表現した画像が出力される（図1）。

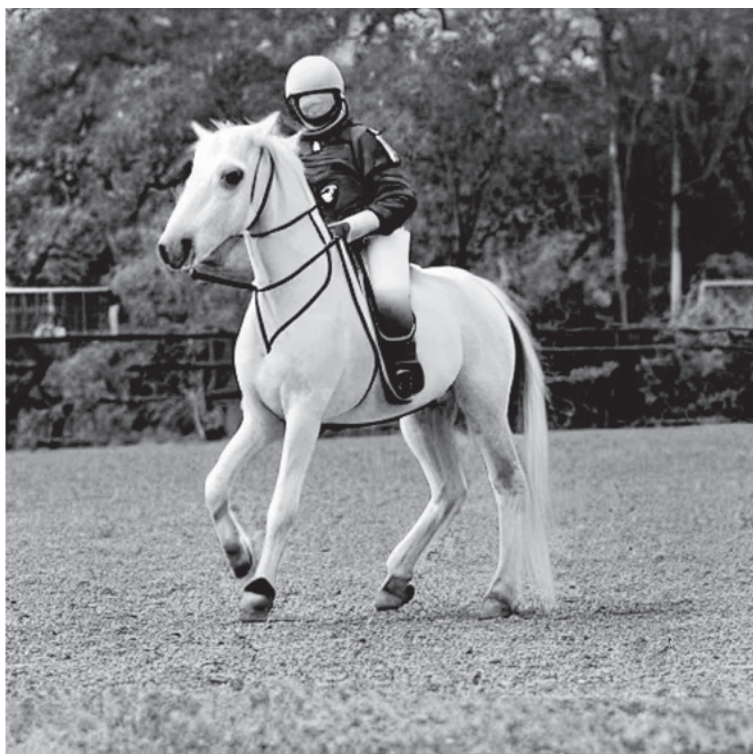


図1 画像生成 AI の出力結果⁽⁷⁾

文書生成 AI は、ChatGPT⁽¹⁾、GoogleBard⁽⁸⁾（登録商標）、MicrosoftBing チャット⁽⁹⁾などがある。これらは、利

ユーザーが入力した質問文（テキスト）に対して、回答文（テキスト）が出力される AI チャットボットである。本稿においては、文書生成 AI に注目し、特に、特許実務における具体的な活用事例を後述する。

2. 大規模言語モデル（LLM）が可能にしたこと

2.1 LLM とは

大規模言語モデル（LLM）とは、予め大規模データセットにより学習された深層学習モデルの一種である。本稿では、入力されたテキストに対してテキストを出力する文書生成 AI を意味するものとして用いる。

特に、本誌の読者においては日々、特許実務に取り組みられている実務家が多いことから、LLM の特許実務における利活用に注目し、実務家の方が日常業務で役立つ実践的な内容を提供する。

なお、LLM の一例として OpenAI ChatGPT を用いた出力結果を参考情報として提供する。他の LLM においては入力テキストの表現手法等の工夫が必要と思われるが、同様の処理は実行可能であろう。

2.2 LLM の基本的な使い方

LLM は、既に述べたとおり「予め大規模データセットにより学習された」ものである。そのため、大量の教師データにより学習させる必要はない。

LLM を使う際に入力する入力テキスト（プロンプトとよばれる）には、大きく分けて「ゼロショットプロンプト」と、「フューショットプロンプト」という 2 種類の質問形式がある。以下に、それぞれの質問形式を説明する。

それぞれ難しいものではないので、LLM から適切な回答が得られない場合には、この 2 種類の質問形式に立ち戻って質問すると良いだろう。

(1) ゼロショットプロンプト

ゼロショットプロンプトとは、LLM に対して実行させたいタスクを直接的かつ明示的に指示する質問形式のことをいう。LLM では、事前の教師データによる学習を一切行わなくても、以下のような質問文に対して適切な回答結果を得ることができる（図 2）。

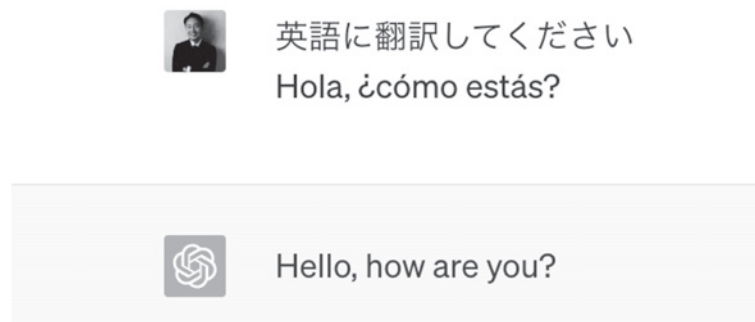


図 2 ゼロショットプロンプト

(2) フューショットプロンプト

フューショットプロンプトとは、少数の入出力事例により LLM に対して実行させたいタスクを指示する質問形式のことをいう。例えば、図 3 の事例では、「# 入力：＜英語の質問文＞ # 出力：＜スペイン語＞」というペアを入力し、その後、「# 入力：＜英語の質問文＞」を入力することで、スペイン語の出力を回答させるものである。LLM に対する指示を自然文で適切に表現できない場合に有効な方法である。本事例では、入出力事例として一事例のみ例示したが、複数の入出力事例を入力することにより、より優れた回答結果を得ることが可能である。

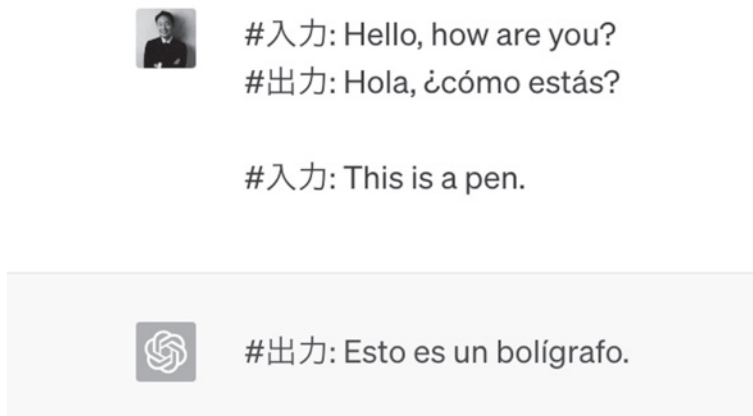


図3 フューショットプロンプト

2. 3 LLM は知性を有するか？ LLM の限界

LLM は予め膨大なデータセットにより学習された人工知能である。LLM は、人間でも驚くような優れた出力結果を回答することがあり、非常に高度な問題解決能力を有するのように感じるかもしれない。

例えば、「知財論文において読者に関心を持ってもらうにはどうすれば良いか？」といった、非常に短い指示文に対して図4に示す優れた出力結果を得ることができる。



図4 LLM は知性を有するか？

しかし、LLM は、予め学習した過去の膨大なデータセットに基づき、「入力テキスト」に続く最も確率的に確からしい「出力テキスト」を出力するテキスト生成器にすぎない。具体的に、LLM は、人間の思考過程のように「原理」や「法則」に従って出力結果を導出しているわけではない。

例えば、LLM は、熱力学の法則や、ピタゴラスの定理のような自然法則を理解しているわけではない（そのようなプログラムを明示的に内包していない）。ただし、それらに関して記述された過去の膨大なデータセット（論文、特許等の事例）を学習しているため、それらに関する質問に対しても多くの場合、適切な回答を行うことができる。

ただし、LLM は、法則や原理に従って論理的に結論を導出しているわけではない点を理解することが重要であ

る。そのため、自然法則や原理に対して「誤った」り「矛盾した」回答を行うことがある。これは、LLMを「テキスト生成器」として理解すると自然である。自然法則や原理を理解していないLLMにとって、生成される文章には「正解」も「誤り」もないのである。

LLMは、人間のような「知性」を有しない。あくまで「入力テキスト」に続く「出力テキスト」を生成する「テキスト生成器」であることを理解して上手に活用することが大切である。

2. 4 LLMの特許実務における活用

特許実務におけるLLMの活用事例を紹介する。

なお、後述する通り利用するLLMの設定や契約に応じて、LLMへ入力した入力テキストが秘密管理されない場合があるため、未公開情報をLLMへ入力する際には細心の注意を払う必要がある。

(1) 明細書作成時の基礎情報の収集

明細書作成時の基礎情報（背景技術）の収集および整理にLLMを活用することは有益である。例えば、明細書執筆前の対象発明の基本構成を列挙させ、整理させる作業に活用できる。

また、明細書中での事例列挙等（例えば、電気自動車のモーターの方式、材料など）にも用いることにより、記載抜け、記載漏れを抑制できる。

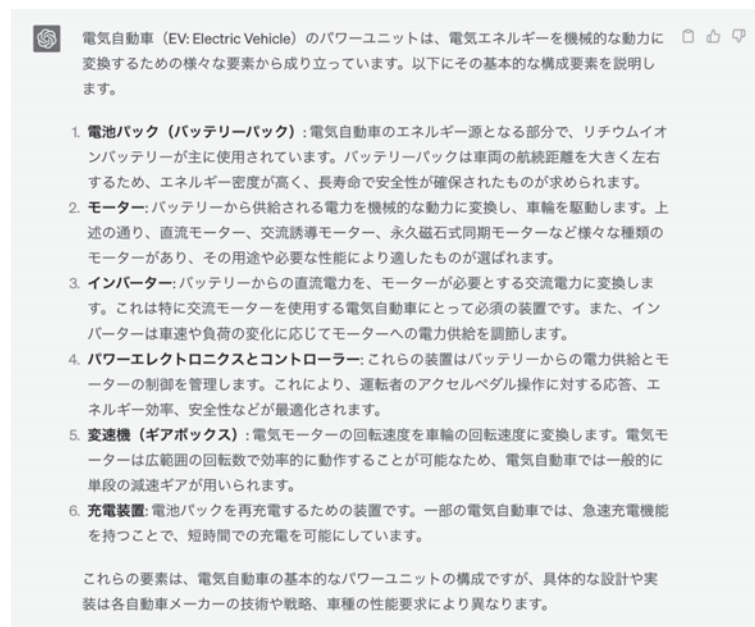


図5 基礎情報の収集

(2) クレームツリーの作成

特許請求の範囲を入力テキストとして、各請求項の引用関係をツリー形式で表現するとともに、各請求項の要約を記述したクレームツリーを作成することができる。明細書のチェック担当者や、クライアントへ明細書を納品する際に納品物の概要を説明する際に利用することができる。

請求項	請求項の特徴	従属先
請求項1	薬液揮散器で、容器と筒状の中栓と、吸液芯が備えられている。中栓の下部は通路が下方に向かうにつれて拡径する。	-
請求項2	中栓の下部における内壁面は、通路を連続的に拡径させる拡径面を含む。	請求項1
請求項3	拡径面は、縦断面視において通路を直線的に拡径させる。	請求項2
請求項4	縦断面視において拡径面と中栓の中心軸との為す角度を θ としたとき、 $5^\circ \leq \theta \leq 75^\circ$ である。	請求項3
請求項5	中栓の下部における内壁面は、通路を階段状に拡径させる拡径面を含む。	請求項1
請求項6	吸液芯が通路を介して液空間に差し込まれた状態では、首部の上部及び中栓の上部の少なくとも一方の近傍で、吸液芯の周囲に上方に向かって開口する血部が形成される。	請求項1-5
請求項7	薬液揮散器で、液空間を有する胴部と、通路を画定する内壁面を有する筒状の首部と、吸液芯が備えられている。首部の下部は通路が下方に向かうにつれて拡径する。	-
請求項8	吸液芯が通路を介して液空間に差し込まれた状態では、首部の上部の近傍で、吸液芯の周囲に上方に向かって開口する血部が形成される。	請求項7
請求項9	胴部は、首部の下端縁に連続する肩部を有し、肩部の下面には肉溜まりが形成されている。	請求項1-8
請求項10	容器の製造方法で、バリソンを押し出し、成型型内で受け取り、ブローノズルを挿入し、エアを吹き出して成形する。	請求項1-9

図6 クレームツリーの作成

(3) 拒絶理由通知の解析

拒絶理由通知書等の文書は、箇条書きや表形式で整理されていないため、読解する際の認知コストが高い。LLMに解析させることにより、拒絶理由通知書等を読みやすい表形式で出力させることができる。

以下に表形式での情報を提供します：

本願請求項	用語	対応する引用文献	引用文献の用語	段落番号
1,10	ライブ配信サーバとクライアント	引用文献1	ライブ配信サーバ（サーバ）とクライアント（端末装置）	[0019]
1,10	ライブ映像データを視聴中のユーザからの発言（コメント）を受信	引用文献1	ライブ映像データ（動画）に対する発言（コメント）を受信	[0048, 0036]
1,10	ライブ映像データ（動画）とチャット情報（コメント情報）の送信	引用文献1	ライブ映像データ（動画）と、チャット情報（コメント情報）を送信	[0049]
1,10	チャット情報（コメント情報）の内容	引用文献1	発言（コメント）と、発言時間（コメント付与時間）	[0036]
1,10	クライアントの表示部に映像とコメントが表示される	引用文献1	クライアント（端末装置）の表示部に、ライブ映像データ（動画）と、発言（コメント）が表示	[0050]
1,10	スクロール方法	引用文献1	発言（コメント）に関するデータがスクロール方法を含む	[0036]
2,11	動画とコメントの配信について	引用文献1	ライブ映像データ（動画）と、チャット情報（コメント情報）を送信	[0049]
3-9, 12-14	システムの具体的な構成	引用文献1	ライブ配信サーバ（サーバ）と、クライアント（端末装置）	[0019]
8,14	互いに重ならない位置での発言表示	引用文献1	発言（コメント）が互いに重ならない位置に表示	[0050]
17-18	動画が複数のクライアントに送信される	引用文献1	ライブ映像データ（動画）は、複数のクライアント（端末装置）に送信	[0019, 0050]

図7 拒絶理由通知書の解析

2. 5 LLM 活用における注意点

LLM は革新的な機能を提供するものであるが、一方、活用にあたっての注意点も多い。主な注意点を以下に説明する。

(1) ハルシネーション問題

LLM がデータセットから学んだパターンをもとに、新たな文脈や情報を生成する際に、実在しない情報や事実を生成する問題である。

例えば、以下のような場合が想定される。

例 1：「●●に関する特許公報番号を教えて」に対して実在しない公報番号を回答する。

例 2：「●●に関する裁判例を教えて」に対して実在しない判例番号を回答する。

なぜこのように実在しない情報や事実を生成するのか説明する。既に説明した通り、LLM はあくまで言語モデルにすぎない。そのため、LLM は、あくまで「特許公報番号」というテキストに続く番号として、過去の学習データに応じて、単に「特開 + 西暦 4 桁 + 数字 6 桁」を出力しようとする。もちろん、公報番号が存在するか否かを検証することはしない。LLM は、実際に「●●に関する特許公報」を特許データベース等を検索して調べた上で回答しているわけではない。

LLM は、実際の人間のように特許データベースや判例データベースを検索した検索結果を提示しているわけではないので、回答結果に実在しない情報や事実が含まれる場合がある。そのため、個別具体的な特許番号や判例番号等を検索する用途にはあまり向いていない。

(2) 誤った回答や矛盾した内容を入力する

LLM は単なる言語モデルなので、「対象物の構造」や、「自然原理」などを理解して回答を出力しているわけではない。回答内容は、誤った内容（例えば、構造的、自然原理的に矛盾した内容）が含まれる場合がある。単なる言語モデルであるので、原理や論理の一貫性は担保されない。

また、比較的データが豊富な領域（プログラミングコード）等においては高品質の出力結果が得られやすいのに対して、データが乏しい領域では回答が不正確だったり不安定なものである場合が多い。

(3) 入力データの再学習への利用

LLM サービスの内容、利用規約、利用態様によっては、LLM へ入力されたデータが LLM の再学習に利用される場合がある。例えば、機密情報や、未公開発明を LLM に入力することは一般的には危険である。

また、個人情報や、クレジットカード番号等を入力することも危険である。例えば、クレジットカード番号等が学習されてしまうと、例えば「VISA あなたの名前」等と入力した第三者に対して、あなたのクレジットカード番号が出力されてしまうだろう。

(4) ブラックボックス問題

LLM に対する入力に対して、どのような内部構造により結果が出力されるかは基本的にはわからない。出力結果に対する論理的な説明が要求される用途にはあまり向かない。

また、既に述べたとおり、「正しい回答」が必ずしも得られるとは限らないため、結果物を見て善し悪し（正しいか否か）がすぐ判断できる用途には向いている。一方、善し悪しがすぐに判断できない用途には一般的に向いていない。

例えば、結果物がプログラムコードであれば、テストケースを充足するか否かをテストケースを実行することで直ちに検証可能である。具体的に、テストケースをすべて充足すれば、得られたプログラムコードは要求を充足すると考えても良いだろう（実施はテストケースが完全か否かを確認する必要があるし、プログラムコードが酷い場合もあるだろう）。一方、仮説構築、特許検索式のように、結果物をそこに至るまでの「プロセス」や「思考過程」

で評価する必要があるものにはあまり向いていない。なぜなら得られた結果物が正しいか否かが、得られた結果物のみからはすぐに検証できないからである。

(5) 知的財産権の問題

LLM の出力結果がなんらかの著作物に類似している場合、出力結果が第三者の著作権を侵害してしまう場合がある⁽¹⁰⁾。

3. 知財実務・法務実務における AI の活用事例

知財実務・法務実務における AI の活用事例について紹介する。

3. 1 特許文書の読解支援

弊社では、今年の4月から最新の LLM を用いた特許文書の読解支援サービス「サマリア」を提供している。利用者は、特許公報等の特許文書を読み込ませ、当該特許文書中の用語定義や用語同士の関連性を AI アシスタントに質問できる。AI アシスタントは、質問に対する回答を利用者に提供する。利用者は、回答を参考に特許文書を読解することにより、特許文書読解の作業負担を軽減できる（図8）。

既に述べたとおり、LLM は、ハルシネーション問題や誤った回答や矛盾した回答を出力する問題、また、知的財産権の問題を有している。一方、特許文書の読解支援サービスにおいては、LLM が回答する技術的なスコープを「特定の特許公報」に絞ることにより、LLM が誤った回答や矛盾した回答を行うことを抑制することに成功した。

また、LLM の回答内容も特許公報の内容に絞ることにより、著作権等の知的財産権の問題が生じにくいサービスとしている。「サマリア」の詳細は、次の章において詳しく説明する。

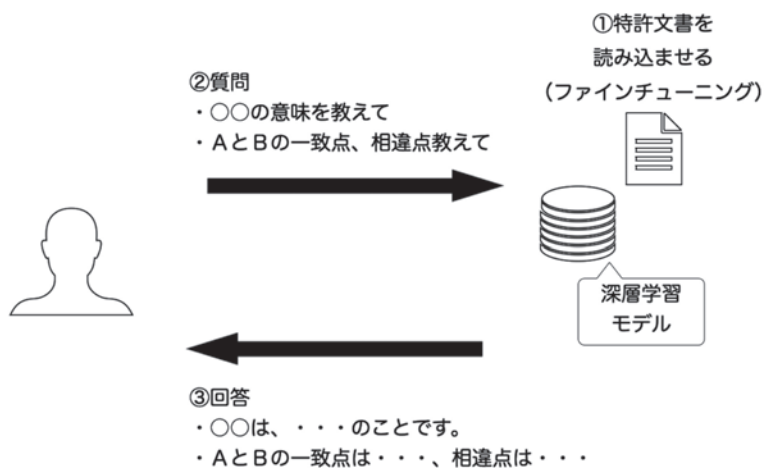


図8 LLM を用いた特許文書の読解支援

3. 2 AI 自動分類

深層学習技術を用いた特許の自動分類・ノイズスクリーニングサービスは比較的多数の特許情報サービスベンダーから提供されている^{(11), (12), (13), (14)}。

自動分類の利用手順を図9に示す。基本的には、予め特定の特許文書に対して分類（分類ラベル、ノイズ有無などの識別情報）を示すタグを付与した教師データを用いて深層学習モデルを学習させる。当該深層学習モデルを用いて、未知の特許文書に対して分類および分類精度を出力させるサービスである。

オープンソースの汎用的なライブラリを用いて比較的少ない計算資源で精度が高い推論が行える点。また、分類付与、ノイズスクリーニングに関するこれまで行ってきた業務プロセスを殆ど変更する必要はないため、深層学習技術の特許実務への利活用においては有望な領域といえる。

但し、従来の深層学習技術を用いた特許の自動分類においては多数の教師データを予め用意する必要があり手間

がかかる問題点がある。なお、弊社の「サマリヤ」では、LLM を用いることにより教師データなしに分類付与を行ったり、分類作成を行うことができる AI 自動分類機能を提案している。詳細は後述する。

教師データ（要約+請求の範囲） ⇔ 分類ラベル

公報番号	要約	請求の範囲	分類
特開XX-XXXX	A
特開XX-XXXX	B
特開XX-XXXX	D
...

（利用手順）

1. 教師データに基づき、深層学習モデルを学習
2. 未知の特許文書（要約+請求の範囲）を深層学習モデルに入力
3. 深層学習モデルが、未知の特許文書に対する分類結果を出力

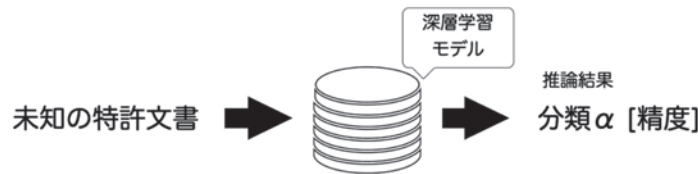


図9 深層学習技術を用いた AI 自動分類

3. 3 AI 特許検索

特許検索における深層学習の利活用は近年注目を浴びている領域である。いくつかの特許情報サービスベンダーから AI 特許検索サービスが提供されている^{(15), (16)}。

AI 特許検索システムの具体的なサービス内容は、提供する特許情報サービスベンダーに応じて大きく異なるが、システムの基本構成は概ね図 10 の通りである。特許庁における新規性・進歩性拒絶等の審査情報等に基づき予め学習させた深層学習モデルを用いて、調査対象発明の特許請求の範囲（請求項 1）の入力に応じて、当該調査対象発明に関連性が高い特許文献の候補を検索結果として提示するものである⁽¹⁷⁾。

AI 特許検索は、比較的優れた検索結果が得られることで近年注目されつつある。一方、従来の特許検索では、ある特定の検索式に対して、特許検索データベースに依存せずに一意の検索結果（検索集合）が得られるのに対して、AI 特許検索では得られる検索集合は深層学習モデルに依存する。そのため、同じ入力文（特許請求の範囲）に対して得られる検索集合は、特許情報サービスベンダーごとに異なった集合となり通常、再現性はない。

特許調査の調査報告書は「ある特定の検索集合に対して、関連性がある特許があったか否か」を明確に報告するものであるのに対して、AI 特許検索では再現性のある検索集合を特定できないため、そのような調査報告書は作れない。

そのため、AI 特許検索は、従来の特許調査実務を補完するサービスというよりは、全く異なる検索体験を利用者に提供するサービスと位置づけた方が適切と考える。導入する利用者側の意識変革も今後重要である⁽¹⁸⁾。

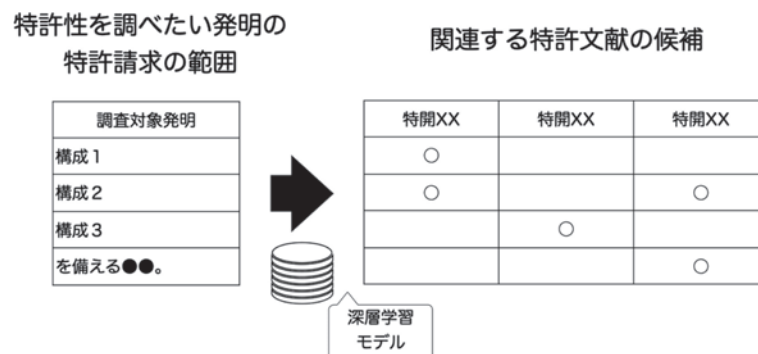


図 10 深層学習技術を用いた AI 特許検索

3. 4 AI 特許明細書作成

深層学習技術の特許明細書作成に活用する試みが行われている⁽¹⁶⁾。

システムの基本構成は概ね図 11 の通りであり、一般的な特許公報等に基づき予め学習させた深層学習モデルを用いて、特許請求の範囲、また参考となるいくつかの特許公報等の入力に応じて、発明の詳細な説明を作成するものである。

特許明細書の作成に関しては、技術的な難易度が高く実務家が利用できる実用的なサービスの実現にはまだ暫く時間がかかることが想定される。

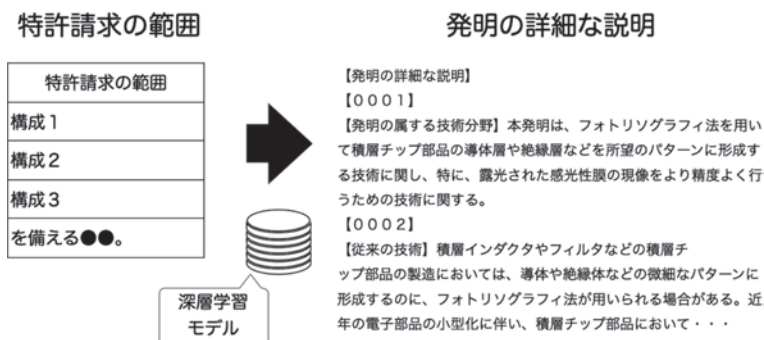


図 11 深層学習技術を用いた AI 明細書作成

3. 5 法務領域における活用事例

法務領域においても LLM の利活用は検討されている。

例えば、株式会社 LegalOn Technologies は、LLM を用いた契約書のレビューおよび条文修正を提案する機能を発表している⁽¹⁷⁾。

また、弁護士ドットコム株式会社は、チャットボットに法律相談が行える法律相談サービスを発表した⁽¹⁸⁾。過去の無料法律相談データベースの内容を用いて、利用者からの質問に回答するという。

4. 特許読解アシスタント「サマリア」

4. 1 「サマリア」の概要

筆者が代表取締役を務める、パテント・インテグレーション株式会社は、今年の4月から最新の LLM 技術を用いた特許文書の読解支援 AI アシスタント「サマリア」を提供している⁽²⁾。利用者は、ホームページからメールアドレスを入力し、アカウント登録することによりサービスを無料で利用できる。

特許公報に代表される特許文書の読解は、新規出願時の従来技術調査、出願時の明細書の内容確認、特許出願後の拒絶理由通知対応、クリアランス調査、無効資料調査など、多くの特許業務に共通して含まれている作業である。

従来、特許の調査分析システム等は数多く存在していたものの、特許文書の読解を支援するサービスは存在しなかった。利用者は「サマリア」を利用することにより、日本特許の読解において 20~30%、外国特許の読解においては 40~60% 程度の工数を削減できたとのアンケート結果が得られている。

4. 2 「サマリア」はどのようなことを実現するか？

サマリアは、LLM 技術を活用することにより、従来、人間しか行うことができなかった以下の特許業務支援を実現するものである。

(1) 要約文 (サマリ) 作成

予め用意した質問文に対する選択操作に基づき、読み込ませた特許文書の内容を整形した要約文書を利用者に提示する (図 12)。利用者は、特許文書の全文を読むことなしに、特許文書の概要を短時間で把握できる。

〔予め用意した質問文〕

- ・この発明をわかりやすく説明して
- ・請求項1をわかりやすく説明して
- ・課題・解決手段をわかりやすく説明して
- ・この発明の課題と用途を説明して
- ・この発明の課題と解決手段を説明して
- ・特許文書の発明を簡潔に要約して

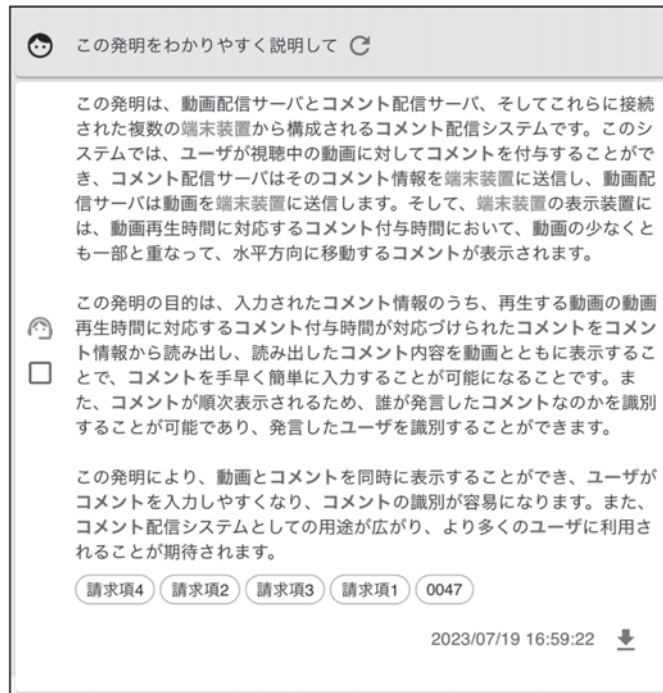


図 12 要約文（サマリ）作成

(2) 特許文書の読解支援

サマリアにおいて、利用者は、予め用意されている「質問文」と特許文書中の「キーワード」とを組み合わせ、質問文を作成し、AI アシスタントへ質問を行うことができる。AI アシスタントは、質問に対する回答内容を利用者に提示する（図 13）。

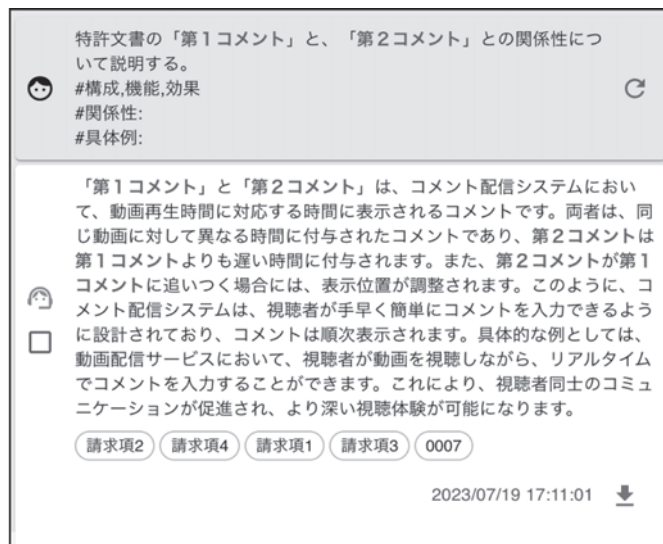


図 13 用語どうしの関係性についての説明

利用者は、特許文書中の用語の意味を確認したり、複数の用語どうしの関係性が特許文書中でどのように規定されているのか、短時間で把握できる。

また、利用者は、複数の特許文書（例えば、特許公報1と特許公報2）を読み込ませることにより、複数の特許文書を跨がった質問に対する回答を得ることもできる（図14）。例えば、特許公報1における用語Aと、特許公報2における用語Bの一致点、相違点を回答させることができる。

先行技術調査、拒絶理由対応において各文献の一致点、相違点を短時間で把握したい場合に便利な機能である。

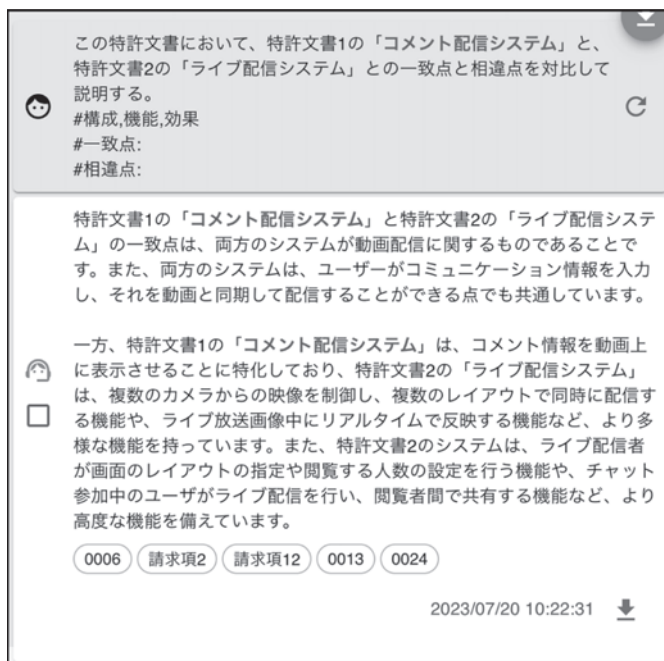


図14 用語どうしの関係性についての説明

(3) ノイズスクリーニング支援

従来、クリアランス調査、無効資料調査などの際に、調査対象と関連度が低いノイズ特許を除外する「ノイズスクリーニング」という作業に多くの時間を要していた。

【主な利用シーン】

業務	利用シーン
クリアランス調査	自社製品に関する他社特許調査時のノイズ特許スクリーニング
被侵害品調査	自社特許に対する他社製品調査時のノイズ特許スクリーニング
無効資料調査	無効化対象発明に関する無効資料調査時のノイズ特許スクリーニング
従来技術調査	対象発明に関する従来技術調査時のノイズ特許スクリーニング

サムリアにおいて、利用者は「製品仕様（クリアランス調査）」または「対象発明（無効資料調査）」を記述した文書を入力する。AIアシスタントは、入力文書に応じて対象特許との「関連度」、「関連度の理由」、「相違点」を含む回答内容を利用者に提示する（図15）。利用者は、「関連度」、「関連度の理由」、「相違点」を、ノイズスクリーニングの参考情報として活用できる。

なお、従来、深層学習技術を用いて「関連度」の数値のみを回答内容として出力する情報サービスは存在したが、関連度の理由、相違点を含めて人間の調査担当者のように回答するサービスは存在しなかった。

サムリアは、関連度に加えて検討理由まで回答してくれるため、知財担当者の作業負荷を大幅に軽減できる。こ

のような回答も LLM により初めて可能になったことである。

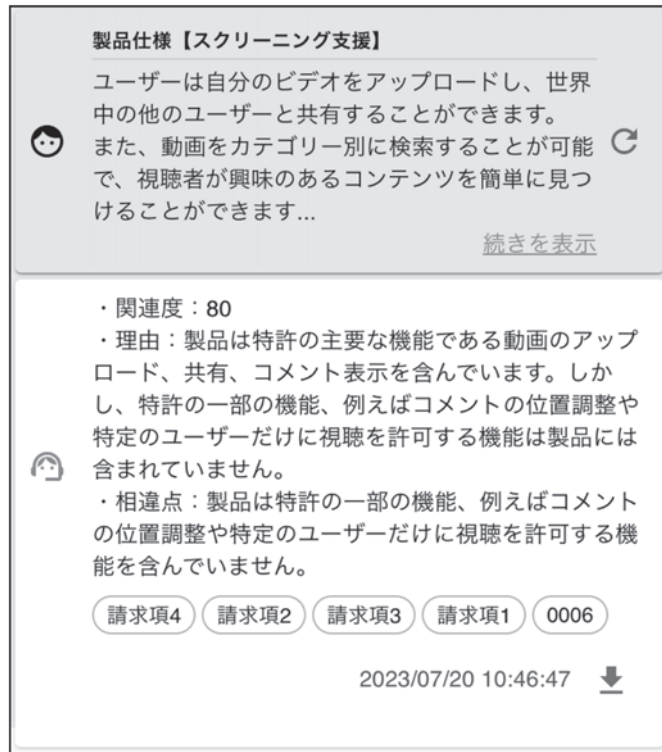


図 15 ノイズスクリーニング支援

(4) 分類付与支援

従来、自社特許ポートフォリオ整理、他社特許解析などの際に、特許文書に対する分類付与（タグ付け）作業に多くの時間を要していた。

サマリアにおいて、利用者は「分類定義」を記述した文書を入力する。AI アシスタントは、「特許文書（請求項 1、特許請求の範囲、全文など利用者は自由に選択できる）」の内容を解析し、適した「分類」「関連度」「検討結果」を含む回答内容を利用者に提示する（図 16）。

利用者は、「分類」、「関連度」、「検討結果」を、分類付与の参考情報として活用できる。

なお、従来、深層学習技術を用いて「分類」や「関連度」の数値のみを回答内容として出力する情報サービスは存在したが、検討結果を含めて人間の調査担当者のように回答するサービスは存在しなかった。

サマリアは、付与分類に加えて検討理由まで回答してくれるため、知財担当者の作業負荷を大幅に軽減できる。

(5) 分類作成支援

従来、特許文書に対する分類付与（タグ付け）作業が行われていたが、そもそも、どのように特許文書を「分類する」かは、知財担当者ごとの経験値とセンスといった暗黙知により行われており、「分類作成」自体に多大な労力を要していた。

サマリアにおいて、利用者は「課題、用途、技術分野、効果」などの「分類種別（分類軸）」を記述した文書を入力する。AI アシスタントは、「特許文書（請求項 1、特許請求の範囲、全文など利用者は自由に選択できる）」を解析し、分類種別に沿って特許文書の内容に適した「分類名」「分類種別」「検討結果」を含む回答内容を利用者に提示する（図 17）。

利用者は、「分類名」「分類種別」「検討結果」を、分類付与の参考情報として活用できる。

サマリアは、分類名に加えて検討理由まで回答するため、知財担当者の作業負荷を大幅に軽減できる。

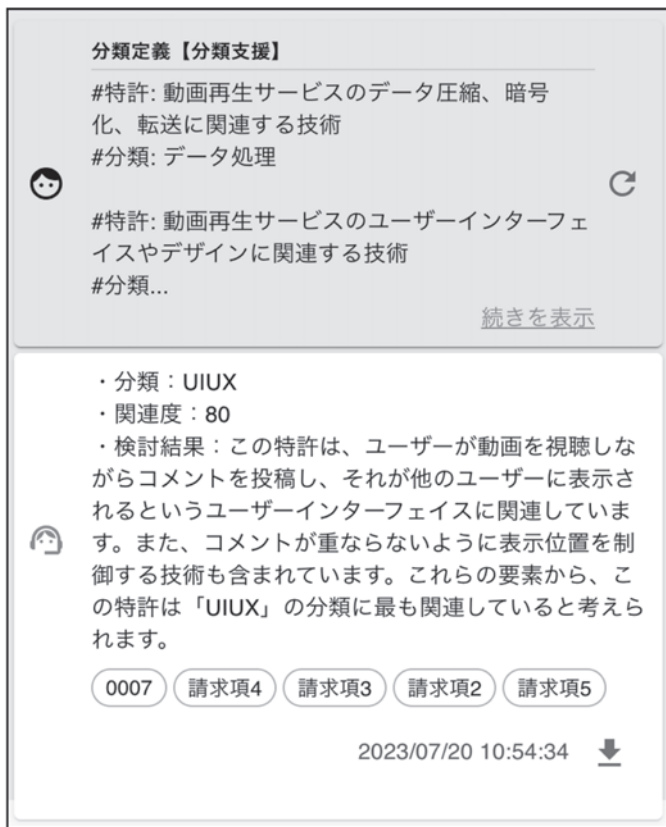


図 16 分類付与支援

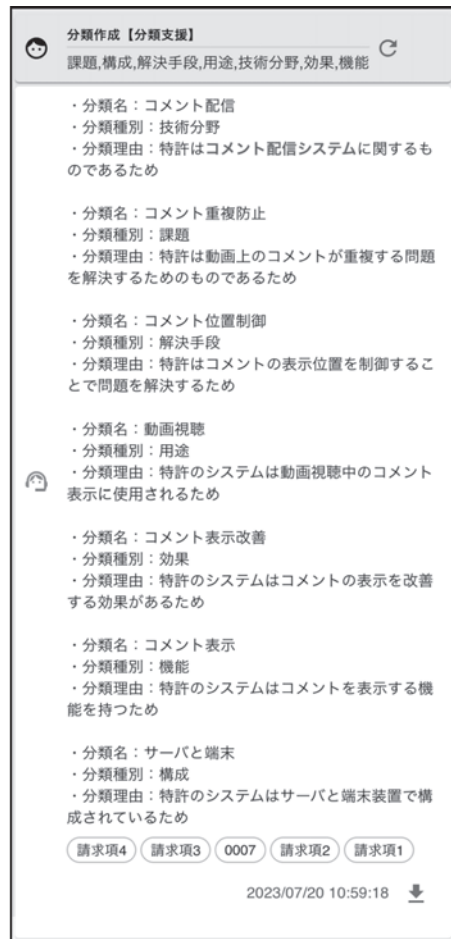


図 17 分類作成支援

(6) 発明評価支援

従来、届出發明の特許出願決定のための発明評価（ランク付け）や、登録特許の権利維持決定のための発明評価は、企業、大学等の知財担当者による人手により専ら行われてきた⁽²¹⁾。

【主な利用シーン】

業務	利用シーン
届出發明の評価	出願要否検討時の届出發明の評価（ランク付け）
登録特許の評価	権利維持要否検討時の登録特許の評価（ランク付け）

サマリアにおいて、利用者は「評価項目」ごとの「評価基準」を記述した文書を入力する。AI アシスタントは、「特許文書（請求項 1、特許請求の範囲、全文など利用者は自由に選択できる）」の内容を解析し、評価基準に沿って特許文書の内容を評価した「評価結果（ランク）」「評価理由」を含む回答内容を利用者に提示する（図 18）。

なお、「サマリア」において「評価結果」は知財制度に関する一般的な回答に留まる。知財担当者は出力された回答内容を参考に、自身で評価を行う必要がある。その場合にも、「サマリア」から出力された回答内容は参考情報として価値がある。

サマリアは、評価項目ごとの評価結果に加えて評価理由まで回答するため、知財担当者の作業負荷を大幅に軽減できる。

4. 3 特許情報サービスにおける注意点

生成 AI を活用した情報サービスの利活用において注意すべき点としては、特許情報サービスを利用した場合においても弁理士法 75 条（弁理士又は弁理士法人でない者の業務の制限）を遵守しなければならない点である。

具体的に、情報サービスは、弁理士ではない者が、弁理士法 75 条第 1 項に規定する「鑑定」および「政令（弁

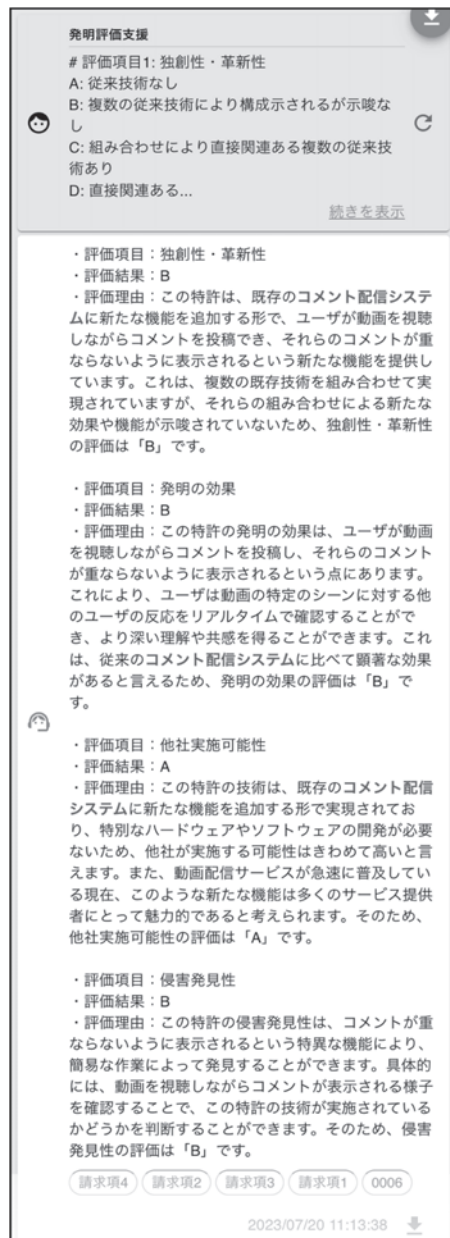


図 18 発明評価支援

理士法施工令第八条)で定める書類若しくは電磁的記録の作成(書類作成)」を行うものであってはならない。

但し、書類作成に関して、経済産業省のグレーゾーン解消制度における新事業活動に関する確認の求めに対する回答⁽²²⁾がなされており、「…本件システムを用いた書類作成行為は弁理士の監督下で行われており、弁理士法違反とならない…」と述べられている。

つまり、情報サービスの提供先を弁理士に限定し、弁理士の監督下において利用される限りにおいては、弁理士法 75 条第 1 項に規定する「鑑定」および「政令(弁理士法施工令第八条)で定める書類若しくは電磁的記録の作成(書類作成)」を行うことができる。

生成 AI を利用する場合も、「鑑定」および「政令(弁理士法施工令第八条)で定める書類若しくは電磁的記録の作成(書類作成)」は、弁理士のみが行うことができる業務という点に変わりはない。

5. AI 技術が知財実務へ与える影響

最後に、AI 技術が知財実務へどのような影響を与えるのか、筆者の研究結果を紹介する。

5. 1 どのような影響を与えるか？

ChatGPTに代表されるLLM技術は、程度の差はあるものの、ホワイトカラーの仕事すべてに影響を与えるといわれている⁽³⁾。当然、知財業務も例外ではない。なお、ChatGPTの日米比較による、日本におけるChatGPTの利用率は7%であるのに対し、米国では51%であり利用率には大きな差がある⁽²³⁾。日本では、話題になっているものの実際に活用している人はまだまだ少数派である。

5. 2 AIによりなくなる仕事

先行研究によると、米国の労働者の約8割は業務の1割が代替され、2割は業務の5割が代替されるとの報告がある⁽²⁴⁾。また、どの程度代替されるのかは、業務内容、職種により大きく相違する点が指摘されている。

影響が大きい業務としては、データ処理サービス、情報サービス、出版、保険サービス、情報処理、テキストベースの作業、24時間365日稼働する必要があるものとされている。

影響が大きい職種としては、数学者、税務申告書作成者、作家、ウェブデザイナー、会計士、ジャーナリスト、法務秘書、通訳・翻訳、カスタマーサポート、ライティング、コンテンツ制作とされている。

影響が小さい業務としては、クリエイティブな作業、高度な専門知識とスキルが要求される業務、対人スキルが要求される業務、物理的な作業とされている。

影響が小さい職種としては、芸術家、デザイナー、医師、弁護士、建築家、音楽家、グラフィックデザイナー、検索マーケティングアナリスト、財務マネージャー、教師、カウンセラー、調理師、皿洗い、大工、庭師、シェフとされている。

5. 3 知財実務・知財職種への影響

先行研究⁽²⁴⁾では、業務、職業、業界における業務代替性についてアンケート結果（Human Rating）と、ChatGPT（GPT-4）による評価結果との比較も行っている。比較結果は、図19に示す通り概ね正の相関が認められ、個別職種ごとの業務代替性についてはChatGPTによる評価結果を参考情報として利用できることが示唆される。

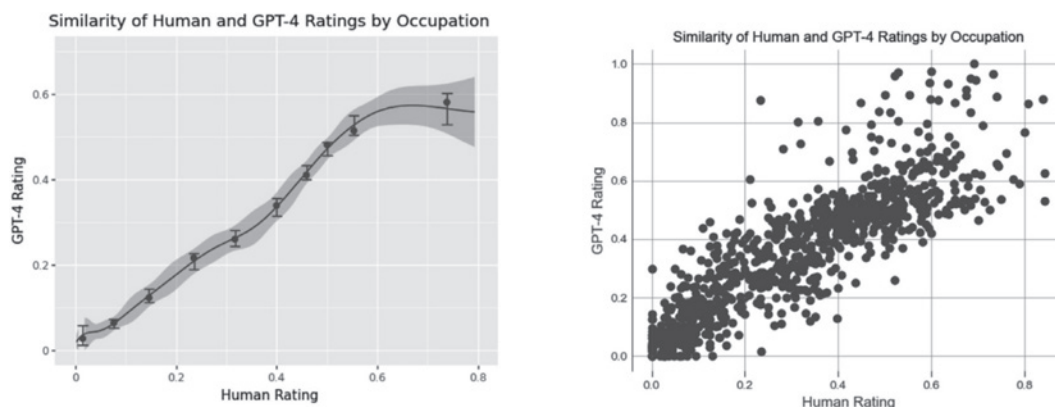


図19 アンケート調査とLLMの評価結果の比較^(c)

そこで、本稿では、筆者が行ったChatGPTを利用した知財実務・知財職種への影響評価の結果を紹介する。なお、LLMによる出力結果は、「シミュレーション」というよりは「アンケート結果」に近く、原理や現象に基づき未来を予測するものではない。

(1) 知財業務ごとの代替可能性

ChatGPTを利用した、知財業務ごとの代替可能性（LLMが知財業務の仕事をどの程度代替することが可能か？）を、表1に示す。

全体的な傾向としては、対人業務（ライセンス交渉、訴訟対応）等の非定型業務は影響が小さく、調査・翻訳業務などの定型性の強い業務（決まった型どおり行われる業務）は影響が大きいという結果となった。

表 1 知財業務ごとの代替可能性

業務内容	代替割合	代替できる理由 (ChatGPT の回答結果)
特許明細書の執筆	5	これは高度な専門知識と戦略的な洞察力を必要とする作業であり、現在の LLM では困難です。
発明発掘	10	LLM はブレインストーミングの一環として使用できるかもしれませんが、実際の発明の発掘は人間の視点が重要でしょう。
従来技術調査	40	特許データベースを検索し、特定の技術に関する情報を抽出するには役立つかもしれませんが、その結果を解釈する能力は限定的です。
他社特許抵触調査 (FTO 調査)	30	特許の検索と初期の分析には利用できるかもしれませんが、完全な FTO 調査は専門知識を必要とします。
パテントクリアランス	30	初期の特許検索や情報収集には役立つかもしれませんが、全体のプロセスは専門的な知識を必要とします。
特許明細書の作成	30	初稿の作成や一部の改訂には利用できますが、専門的な知識と独自の視点を必要とします。
拒絶理由通知への対応	20	理由通知の初期解析には役立つかもしれませんが、適切な対応策を立案するには専門的な知識が必要です。
知財ライセンス交渉	5	ライセンスに関する基本的な情報を提供することは可能ですが、実際の交渉は人間の能力が必要です。
特許翻訳	50	LLM はある程度の翻訳能力を持っていますが、特許のような専門的なドキュメントに対する精度は完全ではありません。
知財契約書作成	20	基本的な契約書の初稿を作成することは可能ですが、法的精度や特定のケースへの適用性は専門家の見解が必要です。
知財訴訟対応	10	訴訟文書の初稿を作成したり、関連情報を検索したりすることは可能ですが、訴訟全体に対する対応は専門的な知識を必要とします。

(2) 知財職種ごとの代替可能性

ChatGPT を利用した、知財職種ごとの代替可能性（LLM が知財職種の仕事をどの程度代替することが可能か？）を、表 2 に示す。

基本的には、職種ごとの代替可能性は、職種に含まれる業務ごとの代替可能性に基づき定まるため、知財訴訟を行う特許弁護士は影響が小さく、特許調査者などは影響が大きいという結果となった。

また、特許事務所における弁理士と、企業内の知財管理担当者とを比較すると、担当する業務の種類（要求されるスキル）が多岐にわたる職種は影響が小さく、専門性が多少高くても要求されるスキルの種類が少ない場合は影響が大きいという結果となった。

これは、企業内の知財担当者においては、一部の業務が AI により大きく代替されても、職務全体としては大きな影響を受けないのに対して、事務所弁理士であれば明細書執筆、中間処理などごく一部の業務が AI により代替されるだけでも職務全体に大きな影響を与えることを意味する。

表 2 知財職種ごとの代替可能性

業務内容	代替割合	代替できる理由 (ChatGPT の回答結果)
特許明細書を執筆する 特許弁理士	30	大規模言語モデルは、特許明細書の初稿を生成したり、関連情報を検索したりすることが可能ですが、その複雑さと専門性を考慮すると、この仕事の約 30% を代替することができると考えられます。

商標業務を行う商標弁理士	20	大規模言語モデルは、商標の申請書類の初稿を作成したり、既存の商標を検索したりすることが可能です。しかし、全体の業務に対しては約20%の作業を代替できると推定されます。
特許を調査する特許調査者	40	特許データベースを検索し、特定の特許に関する情報を抽出するという点では、大規模言語モデルは効果的に使用できるでしょう。しかし、検索結果を解釈し、分析するのは依然として人間の役割です。この仕事の約40%を代替できると推定されます。
企業内の知財管理業務を行う知財担当者	20	知財管理には多くの異なるタスクが含まれます。一部の作業、例えばドキュメント管理や追跡、初期の研究などは大規模言語モデルによって補助することが可能です。しかし、全体的にはこの業務の約20%を代替できると推定されます。
知財訴訟を行う特許弁理士	10	特許訴訟は高度に専門的な知識と戦略的な判断が求められる領域であり、その大部分は現在の大規模言語モデルでは対応できません。しかし、訴訟文書の初稿作成や関連情報の検索には利用することができでしょう。全体としては、この仕事の約10%を代替できると推定されます。

(3) 知財実務へ与える影響について

ChatGPTに代表されるLLM技術は、社会へ大きな影響を与えることが予想される。知財実務に対しても例外なく大きな影響がある。

一方、現時点でのLLM技術が現実的に代替可能な業務プロセスは知財実務の一部に留まる。LLM技術には得意な点、不得意な点があり、その点を考慮しつつ用途を限定して上手に活用していくことが望ましい。

なお、既に説明した通り、弁理士法75条第1項に規定する「鑑定」および「政令（弁理士法施工令第八条）で定める書類若しくは電磁的記録の作成（書類作成）」は弁理士のみが行い得る業務であり無資格者は行い得ない。

有資格者である弁理士は、自身の専門性を研鑽するとともに、生成AIなどの最先端の情報処理サービスを適切に使いこなし、顧客に対して有益な知財サービスを提供することが今後ますます重要になると考える。

弁理士は、自身の保有資格に甘んずることなく、これまで以上に自身の専門性を高めていくことが期待される。

6. まとめ

本稿では、AI・深層学習技術の歴史を概観し、深層学習技術と生成AI、LLM等の位置づけを振り返った。また、ChatGPTに代表される大規模言語モデル（LLM）が可能にしたこと、基本的な使い方、特許実務における活用方法として、明細書作成時の基礎情報の収集、クレームツリーの作成、拒絶理由通知の解析等の事例を紹介した。これ以外にも、知財実務におけるLLMの活用用途は多岐にわたると考える。また、今年の4月から提供を開始したLLMを利用した特許読解支援AIアシスタント「サマリア」が提供する機能を紹介した。いずれも、従来人間でなければ行えなかった作業を行わせることができる革新的なものである。また、最後に、LLMが知財実務・知財職種へ与える影響に関する調査結果を報告した。

AIは、仕事だけに限らず我々の私生活、社会生活に大きな影響を与えると考えられる。例えば、我々は人生の多くの時間を家族などのパートナーと過ごしているが、将来的に最も多くの時間を過ごすパートナーはAI（パートナーロボット）となることは間違いないだろう。このような中で、知財の専門家である弁理士は、自身の業務の質を向上し、より良い価値を顧客へ提供するために、LLMに代表される先進的なAI技術を自身の業務に取り込んでいく必要があると考える。

(参考文献)

- (1) "Open AI ChatGPT". <https://chat.openai.com/>, (参照 2023-03-03)
- (2) "特許読解アシスタント「サマリア」". <https://patent-i.com/summaria>, (参照 2023-07-22)
- (3) 松尾豊。(2023, February 17)。AIの進化と日本の戦略。東京大学 松尾研究室。

- <https://note.com/api/v2/attachments/download/a29a2e6b5b35b75baf42a8025d68c175>
- (4) “midjourney”. <https://www.midjourney.com/>, (参照 2023-07-22)
- (5) “StableDiffusion”. <https://stablediffusionweb.com/>, (参照 2023-07-22)
- (6) “DALL-E2”. <https://openai.com/dall-e-2>, (参照 2023-07-22)
- (7) OpenArt. (2023, July 22). Artwork title. <https://openart.ai/discovery/sd-1006967708874706946>
- (8) “Google Bard”. <https://bard.google.com/>, (参照 2023-07-22)
- (9) “Microsoft Bing”. <https://www.microsoft.com/ja-jp/bing>, (参照 2023-07-22)
- (10) 柿沼、太一。(2023)。生成 AI と著作権侵害の論点についてとことん検討してみる。 <https://storilaw.jp/blog/9748> (参照 2023-07-22)
- (11) “パテント・インテグレーション株式会社 パテント・インテグレーション”。 <https://patent-i.com/>, (参照 2023-07-22)
- (12) “Patentfield 株式会社 Patentfield”。 <https://patentfield.com/>, (参照 2023-07-22)
- (13) “パナソニック株式会社 PatentSQUARE”。 <https://www.panasonic.com/jp/business/its/patentsquare.html>, (参照 2023-07-22)
- (14) “アイ・ビー・ファイン株式会社 Deskbee”。 <https://ipfine.jp/>, (参照 2023-07-22)
- (15) “株式会社 amplified ai Amplified”。 <https://www.amplified.ai/ja/>, (参照 2023-07-22)
- (16) “株式会社 AI Samurai AI Samurai”。 <https://aisamurai.co.jp/>, (参照 2023-07-22)
- (17) 追川康之。(2022)。深層学習を利用した自然言語処理の発展と特許調査への応用の現状。パテント、75 (2), 3-16.
- (18) 三上 崇志, 吉田 球花, 白坂 一。(2020)。特許検索タスクにおける AI システム導入の障壁—心理的障壁と組織的障壁—。デジタルプラクティス、11 (3), 533-547.
- (19) 斎藤健二。ChatGPT が契約書の修正文案を作成 法務 SaaS の LegalForce に LLM 活用の新機能。2023-04-04。 <https://www.itmedia.co.jp/news/articles/2304/04/news064.html>
- (20) ITMedia。弁護士ドットコム、ChatGPT 活用「チャット法律相談 (a 版)」試験提供 まずは男女の問題から。2023-05-16。 <https://www.itmedia.co.jp/news/articles/2305/16/news195.html>
- (21) 加藤浩一郎。(2006)。特許出願意思決定のための発明評価。情報管理、49 (3), 105-112.
- (22) 経済産業省。(2022)。特許出願サポートシステムの提供：グレーゾーン解消制度事例集。 https://www.meti.go.jp/policy/jigyousaisei/kyousouryoku_kyouka/shinjigyo-kaitakuseidosuishin/press/220218_yoshiki.pdf, (参照 2023-07-22)
- (23) 株式会社 MM 総研。(2023)。日米企業の ChatGPT 利用率に開き。Retrieved from <https://www.m2ri.jp/release/detail.html?id=580>
- (24) [2303.10130]. (n.d.). GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models. Retrieved from <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>

(原稿受領 2023.7.31)