
論 説

民事信託におけるAI利活用への挑み¹
——学際融合によるデータエンジニアリングの将来性

朱曄・田中和明・斉藤俊貴・石井宏樹

目次

- 一、はじめに
- 二、人工知能の技術革新およびLLMをめぐる概観
- 三、Law (supported) by AIへの模索の現状
- 四、民事信託契約に関する試み
- 五、最新の動向を踏まえた展望
- 六、むすびにかえて

一、はじめに

近年、我が国は超高齢社会に突入し、成年後見制度の運用に関し様々な課題が浮上した。こうした状況の中、民事信託制度による補完的機能が大いに期待され、その活用が模索されているところである。家族を受託者とする家族間の信託（以下「民事信託」という。）が急速に拡大しており、司法書士、弁護士等の士業がアドバイザー業務（支援業務）と

¹ 本稿執筆に際して、日本人工知能法学界隈の代表的研究者である狩野芳伸教授（静岡大学）から手厚いサポートを賜った。また、EUの人工知能法学に精通する後藤出弁護士（シティユーワ法律事務所）から非常に有益なご助言を数多く賜った。御礼申し上げたい。

して信託契約の作成等に関与しているが、そのアドバイザーとしての能力、ノウハウについては個人差が大きいと言わざるを得ない。

もっとも、民事信託は、家族等を受託者とするため、従来の信託銀行等の商事信託における実務では経験のない事象や弊害も発生しており、また、個別性が強く複雑で、将来の状況の変化も踏まえて委託者のニーズを反映した契約書の作成を行うことは容易ではないものと考えられる。

他方、近時生成AIの性能が躍進しており、こうした最先端技術を活用することにより、現在の状況を踏まえて将来の状況の予測も加味したきめ細やかな検討を加えた信託行為(信託契約書等)の作成ができるものと考え、その活用方法を実証することは極めて重要であろう。

しかしながら、現時点での生成AIは、あらゆることを自動でこなしてくれる万能のシステムではなく、その能力を引き出すには工夫が必要であるし、利用にあたり気を付けるべき点や、能力の限界もあろう。しかも、民事信託に関する生成AI活用の先行研究はなく、実務における活用方法についても本格的な検討はなされたことはないため、本実証研究は人工知能法学に関する実践的な意義を有する。

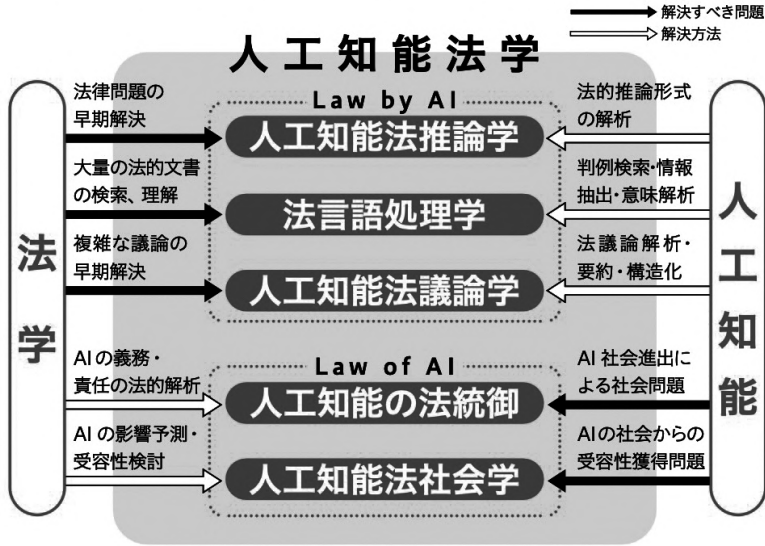
人工知能法学の生みの親とも言える佐藤健教授は、人工知能法学は、①AIの技術を使って法学研究を支援するLaw(supported)by AIおよび②法によるAIの制御、Law(control)of AI=AIの法という2つの柱から研究を構成し、①は、AIによる法律の支援、サポートを検討し、②は、人工機能をどうやって法統御するかを検証するものであると説明している²。また、その全体的なイメージを示す図は下記の通りである³。

人工知能法学の研究全貌を俯瞰すると、本稿で行われている学際の実証研究は、Law(supported)by AIに属するものであると言えよう。また、本研究は実験的な色彩は強く、民事信託における信託法を中心とす

² 佐藤健「人工知能法学の全貌」NII Today、第97号(2022年)4頁を参照。

³ 前掲注(2)5頁を参照。

人工知能法学の研究領域



る法制度や望まれる運営を生成AIに学習させ、その効果を確認する試みである。その際に、すでに作成された民事信託の信託契約書を審査し評価を行う可能性の有無についても視野に入つつ実証実験を行った。

二、人工知能の技術革新およびLLMをめぐる概観

1、AIの変遷

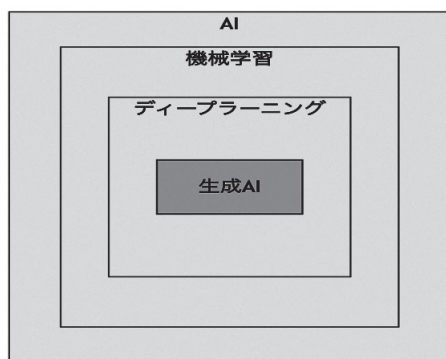
人工知能（Artificial Intelligence: AI）は⁴、近年の急速な発展により人々を驚かせた。その進化の経緯をみると、過去2度のブームを経験した⁵。

⁴ 狩野芳伸「生成AIの可能性と限界：法ドメインの観点から」立命館国際地域研究59号（2024年）4頁は、「AIとは何かをだれもが合意する形で定義するのは、もはや不可能であろう」と指摘している。

⁵ Newton別冊「ゼロからわかる人工知能（増補第2版）」（ニュートンプレス、2020年）は、AIに関する基本的な仕組みなどを解析している。

1950年代後半～60年代で起きた第1回ブームでは、コンピューターを使用し、推論や探索が行われ、パズル、チェスなど特定の問題の解答にAIが利用されていた。次に、80年代～90年代初期に生じた第2回ブームでは、AIに知識やルールを詰め込み、「エキスパートシステム」と言われている研究が進められ、実用的なAIが登場した。そして、インターネットが普及し始めた90年代後半より、大量のデータを容易に入手、利用することができるようになった。これに伴い、データ整理に欠かせない仕分けの方法をコンピューターに自動的に学習させる、いわゆる機械学習の研究が進められてきた。これを受けて、2000年代半ば頃、深層学習（Deep Learning）⁶という斬新な技術が開発され、この従来の機械学習技術と一線を画する優れた深層学習は、第3回のAIブームを引き起こした。

AIをめぐる各種の概念関係図はおおよそ次の通りであるが、機械学習については、さらに教師ありのと教師なしのと細分化することができる⁷。



⁶ 深層学習は、コンピューターを用いて、人間脳の神経細胞（ニューロン）のネットワークを模倣し、いわゆるニューラルネットワーク（Neural Network）を構築した上で情報処理を行う技術である。大量のデータを入力さえすれば、コンピューターが自ら学習し、精度を高めながら物の特徴を見つけ出すことができるようになった。

⁷ 佐藤健、新田克己編著『人工知能と法律』近代科学社（2022年）88頁以下を参照。

2、LLMの概観—数学的基盤・構造・推論メカニズムを踏まえて⁸

近時世間を驚かせたChatGPTやGeminiは生成AIに属しており、大規模言語モデル（Large Language Model、LLM）の一種でもある。文章を自動に生成するLLMは、深層学習を通じて作られたものであり、単語の出現確率を、前後の文脈を加味しつつ計算しモデル化したものである⁹。今後、自然言語処理にとどまらず、コード生成、推論、さらには創造的生成などの広範な領域に利用され、法務、教育、医療介護の現場に活用することが期待されている。

他方、LLMの内部構造および推論過程は未だに十分に解明されておらず、その「ブラックボックス性」という課題が残されているのみならず、事実と異なることを出力するというハルシネーション（hallucination, 幻覚）問題も完全に解決されていない。本研究は、民事信託におけるAIの利活用の可能性を探求することを目的としており、LLMの本質と限界を明らかにすることが必要であるため、本稿ではまずその特質などを整理したい。数学的¹⁰、構造的観点から整理すれば、LLMには、以下の特質が内包されていると考えられよう。

第1に、機械学習の数学的基盤とLLMの位置づけについては次のように言えよう。つまり、機械学習は一般に、データから規則性を学習し、未知の入力に対して適切な出力を生成するシステムとして考えられる。注意すべきは、こうした枠組みは主に教師あり機械学習や生成モデルに適用されるものであり、強化学習や記号推論のような他のAIパラダイムを完全に包含するものではない点である。

LLMは、確率的言語モデルに属しており、文脈に条件づけられた単語

⁸ LLMの原理に関する基本説明は、西成活裕監修「AI時代の数学」Newton、(2026年5月)10頁以下を参照。

⁹ 前掲注(4)6頁を参照。

¹⁰ Newton別冊「新AI時代の数学」(ニュートンプレス、2023年)を参照。

（トークン）列の生成確率、すなわち、「条件つき確率（Conditional Probability）」 $P(x_t|x_{-1}, \dots, x_{t-1})$ を近似するモデルとして位置づけられる。こうした特質を踏まえると、LLMの本質は、高次元確率分布の近似であると考えられよう。

第2に、LLMを構成する基盤は深層ニューラルネットワークである。具体的に言えば、ニューラルネットワークは、線形変換と非線形変換の合成によって複雑な関数を表現する構造を持っている。また、各層における計算については、①線形変換（重み付き和、すなわち内積）および②非線形活性化関数（ReLU、GELU等）のように表現される。

したがって、ニューラルネットワークの本質について言えば、内積の連鎖ではなく、線形変換と非線形変換の反復による高次元写像の構成であると考えられよう。また、普遍近似定理により、十分な表現能力を持つネットワークは任意の連続関数を近似可能であることが知られている。注意すべきは、この定理は、あくまで表現能力に関するものであり、実際にその関数を効率的に学習できることを担保するものではないという点である。

第3に、ベクトル表現と言語の数値化の観点からすれば、LLMは、単語や文を高次元ベクトルとして表現している（embedding）。これにより、言語は、幾何学的構造を持つベクトル空間内で扱われており、この空間においては、単語間の意味的類似性は距離や角度（特に内積やコサイン類似度）として定量化されている。また、Transformerにおける注意機構（Attention）は、この内積を基盤としつつ、softmaxによる正規化を通じて文脈依存の重み付けを実現していく。

したがって、LLMにおける意味への理解は、記号的操作ではなく、分散表現に基づく幾何学的関係の計算として見ることができると考えられよう。

第4に、学習プロセスと最適化に着目すれば、LLMの学習は、観測

データに対する尤度（Likelihood）を最大化する最適化問題として定式化されている。すなわち、モデルは、実際のテキストデータに対する対数尤度を最大化するようにパラメータを更新していく。また、この最適化は、確率的勾配降下法（SGD）およびその変種（Adam等）により実行されている。各パラメータを更新するには偏微分が用いられ、誤差逆伝播法によって効率的に勾配が計算される。

もっとも、LLMの挙動はベイズ的解釈（事前知識と観測データの統合）により説明されることがあるが、実際のモデルは明示的なベイズ更新を実行しているわけではなく、条件つき確率分布を直接学習している点に注意すべきであろう。

第5に、LLMにおける推論メカニズムについては以下の特色を持っている。すなわち、LLMの推論は、明示的なアルゴリズムやルールに基づくものではなく、こうした推論は学習された確率分布に基づく逐次的生成過程である。また、本過程においては、しばしば「ヒューリスティック的」と表現されるが、厳密にはヒューリスティックの集合ではなく、大量のデータから学習されたパターンの統計的再現であると言えよう。

したがって、LLMは論理的推論を模倣する挙動を示しているとはいえ、その正確性は保証されていない。

第6に、近時、LLMの性能が更に飛躍的に向上し世間を驚かせている。例えば、2026年1月に発表されたLifePrompt社の検証結果によると¹¹、最新のAIモデルは2026年に日本の大学入学共通テストに対して大変優れた成績を見せており、数学Ⅰ・A、数学Ⅱ・B・Cおよび化学、物理基礎など多くの科目で満点を獲得した。こうした凄まじい進化を実現した要因としては、LLMは回答を出力する前に「中間推論ステップ」を生成する、いわゆる思考の連鎖（CoT：Chain of Thought）と呼ばれている技術の

¹¹ <https://note.com/lifeprompt/n/nb87edfb2e7ca>

進化であると考えられている。

しかしながら注意すべきは、LLM性能の向上を実現するにあたって、上記CoT以外には、学習データの増加、モデル規模の拡大（スケーリング則）、推論時の工夫（プロンプト設計）、人間フィードバックによる調整（RLHF）などの要素も軽視できない点である。つまり、CoTは、モデルに中間推論ステップを生成させる手法として重要であり、複雑な問題に対する推論精度が向上させることに資する。しかし、これは性能向上の唯一または最大の要因ではなく、他の技術要素との相互作用の中で機能している。

3、LLMの本質と限界

上述の分析を要約すると、LLMの本質は以下の3点に纏めることができよう。すなわち、①高次元空間における確率分布の近似、②ニューラルネットワークによる非線形関数表現、③自己回帰的生成による逐次的推論である。

他方、数学的、構造的視点からの分析は、LLMには以下の限界があると言えよう。すなわち、①論理的一貫性の非保証、②学習データへの依存、③解釈可能性の制約である。とりわけ、ブラックボックス性に関しては、近年では、内部表現の解析（mechanistic interpretability）が進展しているものの、依然として十分に理解されていないのが現状である。

また、LLMのような生成AIがもたらすハルシネーション問題については、次の示唆が見られる¹²。すなわち、LLMのコアの部分でハルシネーションを防ぐことは難しいが、低減させることについては、いろいろ技術が研究されている。たとえば、LLMにあらかじめ関連する文書を検索しその文書に基づいて答えを生成するRAG（Retrieval-Augmented

¹² 関根聡、宮尾祐介「LLM構築における透明性・信頼性・安全性」NII Today、第103号（2024年）15頁を参照。

Generation) や、生成された文章を別の方法で検証して、誤りがあればブロックして生成し直す技術も存在しており、これらを通じてLLMの外側で人間社会の真実に合致させる試みが可能である。

三、Law (supported) by AIへの模索の現状

1、法規範の性質と法的三段論法の位置づけ

周知のように、法学においては、いわゆる三段論法 (Legal Syllogism) は基本的な推論方法である。つまり、三段論法においては、法規範は大前提にあたり、法律要件に該当するならば法律効果が発生するという条件文が大前提に記載されるのが一般的である。そして、小前提すなわち大前提に対して新事実が生じれば、結論を求めること＝新事実に対する法律効果を確立することができるという仕組みである。

しかし注意すべきは、法律の運用において、法的三段論法は極めて重要な論理的な演繹推論ではあるが、法律家が実際に法律問題を解く場合、単なる三段論法だけではなく、より高度で複雑な推論により行う点である。すなわち、「実際の裁判実務では、『前例のない事案』への対応、類推的判断、仮説的評価が不可欠なことがあり、判決書作成にあたり演繹的な思考では捉え尽くすことはできない。人間の裁判官が結論を発見する過程においては、事実の複雑さに応じて、過去判例の傾向から類推する、あるいは最も望ましいと直観的に判断する法律構成を一旦仮説として選んだ上で、事案の事実関係と法律要件とを睨みながら、徐々に結論へと接近するような過程を辿っていく。このような、いわば多層的な推論形式を使いこなすことで、裁判官は結論たる判決書にいたっているのである。」¹³ことは実情である。

¹³ 山田八千子「司法における生成AIと法的推論」瀧川裕英、大屋雄裕、郭舜、安藤馨編『法哲学という企て〔井上達夫先生古稀記念〕』（信山社、2025年）493頁を参照。

また、法規範および法的推論の性質を巡って、次のような指摘が見られる¹⁴。「法規範は、一般的抽象的であり、判決書において大前提を確定するにあたっては、当該事件のみならず他の事件にも用いることができる、いわば普遍化可能な形でルール化表現されるのが一般である。他方、法規範は例外を許容するタイプの規範である。しかも、…裁判官が事件の解決のために法的推論をおこなう時点ですべて例外がルール化されているわけではない。あらかじめ規範ごとの原則例外が確定しているわけではなく、事件の解決のための法的推論を検討するにあたりはじめて浮かびあがってくる場面もある。この場合、具体的事件の判決書が提示されてはじめて、原則例外の構造が言語化されることになる。つまり当該事件の紛争を解決することではじめて例外となる規範が定立されるわけである。しばしば、法規範とは例外を許容するタイプの規範であるといわれるのは、このような意味においてである。したがって、学としての論理学における論理的推論につき、前提がすべて真であれば結論が必ず真であるという推論に限るならば、例外的なルールを許容する法規範は、論理学でいうところの、普遍的な前提としての、全称命題とは同一のものではないことになる。…

…法的推論の性質をめぐる見解については、法規範が全称命題であって論理的な演繹推論であると考えた見解に対し、法規範は単に蓋然的なものであるとして演繹的に説明は適切ではないという見解という2つの見解に大別される。たしかに、判決書の字面のみに限っていえば、その記述を論理的な演繹的推論として三段論法の形式に添って整理することはできるだろう。しかし、裁判官が判決書作成という最終目標に向かって、事実関係の確定や法規範の選択、解釈という作業に従事しながらおこなっている。大前提の確定という法的推論は、論理的な演繹の性質か

¹⁴ 前掲注(13)485-486頁を参照。

ら説明する伝統的な見解では十分に捉えることはできない。すなわち、法的推論を演繹的推論としてのみ扱うことの限界を認めるべきなのである」。

2、情報処理技術の視点からの示唆

情報処理技術の視点からすれば、法律の問題を解くときの思考は、①法令の適用は、法律ルールを用いた演繹推論で近似（三段論法）、②判例の利用による曖昧な概念の判断は、判例データベースを利用した機械学習や事例ベース推論で近似、③法命の拡張解釈、縮小解釈は、法律ルールの変形で近似、④論理的な矛盾の解消は、優先関係を用いた非単調推論で近似、という4つの推論手法の組み合わせにより近似することができる¹⁵。

しかしながら①については、法令を上記命題論理式で表現することは、以下の3つの理由により容易ではないと言われている¹⁶。第1に、法令は日本語で書かれており、長文で構文が複雑になると、文書の意味が確認することは困難になり、条文から「AならばBである」という論理構造を読み取ることが難しい場合がある。第2に、法令を理解するには日本語の常識的知識を補完する必要がある場合がある。第3に、法令文は一般的に抽象的なので、その意味を明確するには法規範を命題論理式で表現するだけでなく、大量の補助定義も命題論理式で表しておく必要が生じるが、これらの補助定義に関する詳細定義を論理式で網羅的に記述することは不可能である。

そして②については、次のような示唆が見られる¹⁷。法律要件はしばしば曖昧な述語で書かれているため、事実へのあてはめが困難である場

¹⁵ 太田勝造編著『AI時代の法学入門』（弘文堂、2020年）190頁を参照。

¹⁶ 前掲注(15)183－184頁を参照。

¹⁷ 前掲注(15)185頁を参照。

合があるため、司法実務では、大前提は問題を解くには不十分であることが頻発している。つまり、小前提である事案の事実、種々の具体的な事実であり、大前提の要件部とは具体性にギャップが存在することがその起因である。そうすると、直ちに三段論法より解決することができないことになる。そして、大前提における抽象的な要件、曖昧な概念を判断するにあたって、法律家は多くの関連事例を学習したり、判例集から類似事例を検索し参考にしたたり、判断の相場感を構築している。このような思考様式は、判例集からの機械学習や、判例を利用した事例ベース推論で近似することができる。

近時、LLM技術の進化により、判例を対象とした¹⁸ 機械学習は益々役に立つことになろう。具体的に言えば、法律家が多く判例を観察して次第に判定基準を頭の中に作り上げていく過程は、判例群からの機械学習モデルで近似することができる。また、多くの判例から、証拠と事実の間の関係を条件付き確率として抽出できれば、確率的推論であいまいな要件の判断を近似することができるし、ニューラルネットを使ってあいまいな判断を近似することもできる。つまり、具体的な判断が含まれている判決を大量に入力し、事件の特徴と規範内容の認否判断的中率が最大になるように、ニューラルネットの結合係数を学習しておく。この学習済みのニューラルネットを利用して新事件の特徴を入力すると、

¹⁸ 前掲注(5)206—207頁は、近時、英米法における法律エキスパートシステムをも検証した上で、「法令」、「判例」をそれぞれ利用したシステムの特色について次のように分析している。

第1に、「法令」を利用したシステムでは、結論に至るまでのルール(論理式)を明示することによって判断理由を明確に示すことができる利点がある。他方、法令を命題論理式で表すことは複雑な作業であるため、法令をルールで表現する容易ではなく、条文数が多い法令のルールのセットを作るには負担が大きい、というデメリットが存在する。第2に、「判例」を利用したシステムにおいては、判断が難しい事件でも結論を推測できるメリットがある。しかし、その反面、結論の判断理由の説明がしにくいという課題が存在する。また、機械学習をする際に、多くの事例が必要不可欠である。近時、帰納的手法や統計的な手法を利用して、データからモデルを求める機械学習が頭角を表した。

判断予測を行うことができる¹⁹。

本稿二、の2で述べたように、LLMの本質は、高次元確率分布の近似であるということに鑑みれば、LLM技術の日進月歩は、Law (supported) by AIの発展にとってまさに時代の福音であると言えよう。

四、民事信託契約に関する試み

1、古典的な言語処理方法による検視

(1) 検視の意義

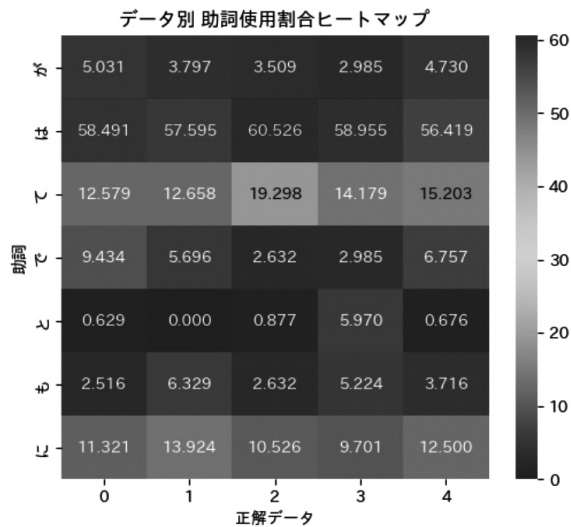
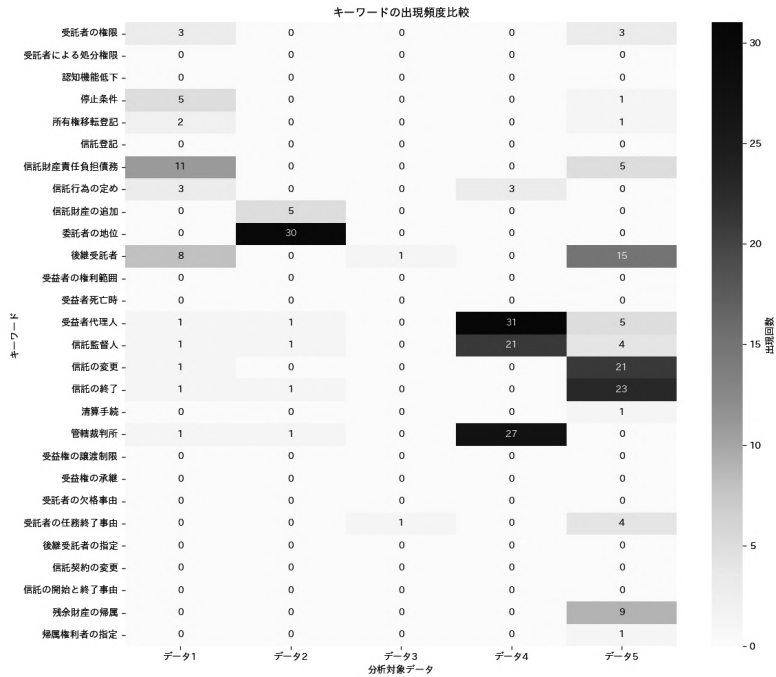
深層学習が普及化する以前、従来は単語の区切り、構文、個々の単語を比較し、一致度が高ければ「合っている」と判断する手法が利用されていた。本研究では、説明可能なAIへの探求を目標に、まずは敢えて試験的に古典的な言語処理方法による探索を行った。

実証実験の概観は次の通りである。Pythonというプログラミング言語を用いて、MECAB（形態素解析ためのエンジン）や自然言語処理のプログラムを活用しつつ、学習材料で使われている単語の割合を取り出して考察を試みた。

(2) 実験の流れ

今回、実証実験に利用された素材は民事信託に関する定評のある論文である。また、実験では、後述のエントロピーの測定に基づく本研究の

¹⁹ 前掲注(5)186－187頁は、ニューラルネットと深層学習の原理については、次のように説明している。すなわち、ニューラルネットは人工ニューロン（ノード）が結合されたグラフであり、その中で信号が流れることで計算が行われる。ノード間の結合の強さは結合係数として数値で与えられる。また、結合係数は事前に学習用データを使って、学習データの出力の精度が最大になるように機械学習により計算しておく必要がある。なお、単純パーセプトロンは入力データの分類能力が弱いため、一般的には入力ノードと出力ノードの間に中間ノードをおくニューラルネットが利用される。多層の中間層をもつニューラルネットの学習を「深層学習」という。中間層を増やすことにより複雑なパターンも学習することができる。



予備的研究成果を踏まえてテストが展開された。

具体的に言えば、実験はまずはLLMを利用してデータの整理を行うこととし、すなわち、ChatGPT、Geminiを通じて民事信託に関する重要と思われるキーワードを抽出し、選別した上でデータの初歩的整理を行った。次に、その出現頻度を確認した。そして、本研究グループは、各キーワード出現頻度に関するデータに基づいて、法学、情報学の複眼的視点からその原因などについて意見を交わした。

(3) 検討の結果

第1に、実証実験では、民事信託に関する正解とされる学習の素材のみが利用されており、正解でない素材、すなわち悪い具体例を入手することが困難であった。そのため、正解と比較しつつ検証を行うことが難しく、それぞれの特徴を明らかにすることを実現することができなかった。

第2に、具体的なデータ分析に当たっては、特定の単語の割合をエントロピー（平均情報量）による分析する手法が考えられる。エントロピーとは、予測しづらさ、乱雑さのことであり、下記の情報理論における公式で表すことができる。

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \log P(x_i)$$

理論上は、エントロピーが高いほど使われている単語に偏りが少なく、予想しづらい。他方、エントロピーが低いほど、使われている単語に偏りがあり、予測しやすい。

実際には、エントロピーの測定を利用してAI文書の判定に成果を見せた本研究の予備的実験がある。これは、夏目漱石、太宰治およびAIの文書を比較しつつ、AI文書の特徴を明らかにした研究である。つまり、3

者の文章のエントロピーは、太宰治（1.75bit）、夏目漱石（1.83bit）、AI（1.43bit）となっており、この結果からは、AIが作成した文章のエントロピーは低く、人間の文章と比べて使う助詞は予測が簡単であることが見受けられる。その理由としては次のように考えられている。AIは失敗を避けるために、統計的に使う確率の高い「は」を多く選び、意外性のある助詞を使わないため結果予測しやすすぎて不自然である。他方、人間の文章は、文脈に合わせて助詞を削ったり変えたりするために、文章の適度な予測しづらさが「人間らしさ」を生み出していると考えられる。

この例を見ると、民事信託に関する特定の概念、単語の割合をエントロピー（平均情報量）による解析するアプローチの可能性はあるように思われる。ただし、その際に、情報学専門家と法学専門家の密接な連携は必要不可欠であろう。

2、汎用LLMによる検視

（1）検視の意義

前述のように、汎用LLMは技術の革新により性能が著しく向上してきたと言われている。本研究はその性能を測るために、代表的な汎用LLMであるChatGPTを利用して、裁判で問題視された信託契約の条項に基づいて実験を行った。

（2）実験の結果など

信託契約における条項の不適切な記載により、裁判に至ったものがあるが、それらの条項をChatGPTに適切か否かを質問したところ、問題点を的確に指摘したものがあったものの、下記事例のように、不適切であることについては指摘しているものの、当該裁判例に至った争点に言及していないものが見受けられた。

例えば、平成30年10月23日東京地判（所有権移転登記等抹消登記請求

事件)においては、信託契約条項の11条に、「受益者は、受託者との合意により、本件信託の内容を変更し、若しくは本件信託を一部解除し、又は本件信託を終了することができる。」ことが定められていたが、ChatGPTにおいて、「この条項は適切か」を質問したところ、以下の回答があった。

「結論から述べると、「受益者は、受託者との合意により、本件信託の内容を変更し、若しくは本件信託を一部解除し、又は本件信託を終了することができる。」という条項は、信託法上直ちに無効ではないものの、家族信託契約の条項としては十分に検討されていない不適切な条項であることが多い。特に、① 委託者意思との関係、② 税務上のリスク、③ 信託の安定性、④ 受益者保護との均衡、の観点から修正を検討すべきである。

1 信託法上の位置付け

信託法149条は、委託者、受託者及び受益者の合意による信託変更を認めている。また、信託法164条以下は信託終了について規定している。もっとも、信託法は「別段の定め」を広く認めており、受益者と受託者のみで変更・終了できる旨を信託行為で定めること自体は可能と解されている。したがって、条項自体が信託法違反となるわけではない。

2 問題点① 委託者意思を没却する危険

家族信託では、委託者が、財産承継方針、二次相続対策、障害を有する子の生活保障、共有化防止、等の目的で信託を設定することが多い。ところが、受益者と受託者だけで自由に変更・終了できるとすると、委託者が意図した信託目的が容易に変更されてしまう。

例えば、委託者X死亡、受益者Y、受託者Aという信託で、Xは「Y死亡後は孫Bに承継」と設計していたにもかかわらず、YとAが合意して「全部終了してY個人に帰属」と変更できてしまう。これは委託者意思を

大きく害する。家族信託実務では問題視されることが多い。

3 問題点② 税務上のリスク

最も重要である。

(1) 受益権が実質的所有権と評価される危険

受益者が変更権、終了権、解除権を広範に有すると、税務上、受益者が信託財産を実質的に自由処分できる状態と評価されやすい。特に、受益者＝委託者の場合は問題が顕在化しないことが多いが、承継後受益者になると、受益権の評価や贈与税・相続税の議論に影響し得る。

(2) 第二受益者との関係

受益者連続型信託では、第二受益者の期待利益を現受益者が消滅させることが可能となる。例えば、第一次受益者が妻、第二次受益者が長男の場合、妻と受託者が信託終了⇒信託財産全部取得⇒長男の利益消滅となる。

実質的には、長男への承継設計を変更する権限を妻に与えていることになる。

税務・民事双方で問題を生じ得る。

4 問題点③ 受託者の利益相反

受託者が残余財産帰属権利者である場合、受託者は、「終了した方が得」という立場になる。そのため、受益者との合意による終了権を認めると、利益相反が生じる。特に、民事信託で家族受託者を想定すると、実務上は注意が必要である。

5 問題点④ 認知症対策との矛盾

家族信託は、受益者の判断能力低下に備えるために利用される。ところが、受益者が変更・終了権者とされていると、認知症発症後に、同意能力の有無、意思能力の有無が問題になる。結局、変更や終了ができなくなり、条項の実効性が失われる場合がある。

6 実務上望ましい条項例

通常は次のように限定する。

受益者及び受託者は、信託目的の達成に支障がなく、かつ信託財産の管理運営上必要がある場合に限り、本信託の内容を変更することができる。あるいは、受益者及び受託者は、信託監督人の書面による同意を得た場合に限り、本信託を変更し、又は終了することができる。さらに、委託者死亡後の家族信託では、受益者及び受託者は、第二受益者又は残余財産受益者の権利を害する変更をすることができない。という制限を付けることが多い。

7 信託法学・民事信託実務の観点からの評価

ご提示の条項は、「非常に強い受益者権限条項」に分類される。委託者＝受益者である第一次受益期間中のみを想定するのであれば一定の合理性はある。しかし、受益者連続型信託残余財産受益者指定型信託、承継機能を重視する家族信託では、そのまま採用することは推奨しにくい。私見では、民事信託契約のレビュー基準としては、B評価（修正推奨）である。特にユーザーが研究されているような「承継機能を重視する家族信託」では、「受益者及び受託者は、信託目的に反しない範囲で信託内容を変更することができる。ただし、第二受益者、残余財産受益者又は帰属権利者の利益を害する変更及び信託終了はできない。」という形に修正した方が、安全性・税務上の安定性・委託者意思の尊重の観点から望ましいと考える。」

ところが、本件信託条項に関して訴訟が提起されたが、問題とされたのは以下の点である。

本件信託契約11条における「受益者は、受託者との合意により、本件信託の内容を変更し、若しくは本件信託を一部解除し、又は本件信託を終了することができる。」との条項については、本件信託の受益者である

原告が、任意の時期にこれを終了させることができるのだとすれば、本件信託の受託者である被告との合意によって本件信託を終了することができるとの上記規定は、無意味なものとなるから、本件信託契約11条は、信託法164条3項にいう信託行為における「別段の定め」であって、本件信託において、同法164条1項に優先して適用される規定であるというべきであると判示している。

この点については、上記のChatGPTの回答には言及されていない。

（3）汎用LLM性能に対する評価

ChatGPTによる性能検証の結果を踏まえると、近年、汎用LLMの性能が確実に向上していると評価できる。確かに、上記平成30年10月23日東京地判（所有権移転登記等抹消登記請求事件）については、ChatGPTの回答は訴訟において問題とされた点に触れなかった。しかし、その他の問題とされた信託契約の条項に対する回答をみると、問題を的確に捉えたものは少なからず見受けられる。これらの回答結果を踏まえると、汎用LLMとはいえ、その有用性は相当に評価すべきものであると言えよう。ただし注意すべきは、ChatGPTの回答は専門性がやや高く、一定の法的素養を持つ者はともかく、民事信託契約の主要ユーザーである一般市民にとって容易に理解できる内容ではない点である。

汎用LLMの技術が日進月歩で進化し、各社がしのぎを削ってシェアを獲得しようとする中、今後登場するであろう、より高性能なモデルの誕生は注目に値するであろう。

五、最新の動向を踏まえた展望

1、法律言語解釈の自動処理の難点

情報学専門家は、現状においては、自然言語処理の難点は主に3つに

集約することができると指摘している²⁰。第1は、自然言語には曖昧な部分や省略が多く存在する点である。第2は、人間ならば暗黙の前提で話は展開しているのに対して、AIにはその「常識」がない点である。これは司法試験の自動解答に関する実証実験では、大きな課題になっている。第3は、特に法律言語の処理の場合において顕著であり、論理というか、「一貫した物事の見方による処理」というのが、実情では大変困難である。つまり、法律の言葉は自然言語の中でも、理路整然として曖昧さを極力廃しているので自動処理に向いていると思われがちだが、実際には、書かれていないこと、言外のことは多い。

2、COLIEEへの挑戦からみたLLMが孕む可能性

(1) COLIEEの概要

法律文書の情報抽出および含意関係認識を行う国際コンペティションCOLIEE (Competition for Legal Information Extraction and Entailment)²¹が2014年から開催されている。2024年までは、判例法 (Case Law) に基づくTask 1・2、成文法 (Statute Law) に基づくTask 3・4が設けられ、2025年より日本の不法行為 (民法第709条) を題材としたPilot Taskが新設された。

Task 1 (判例検索) は、与えられた判決文に対して、関連する複数の判例 (基礎となる過去の判決) を検索し抽出することを目的とする。Task 2 (含意関係認識) は、判決文と関連判例のペアが与えられた際、その判例内のどの段落が論理的に判決をサポート (含意) しているかを特定することを目的とする。Task 3 (法令検索) は、質問 (法律上の問題文) に対して、それを解決するために必要な条文番号 (法令) を特定するも

²⁰ 吉岡真治、狩野芳伸「AIは司法試験をどこまで解けるのか (COLIEE) NII Today、第97号 (2022年) 14-15頁。(狩野芳伸発言)

²¹ <https://coliee.org/COLIEE2026/overview>

のである。Task 4(法令推論)は、質問文と関連する条文に基づき、その問題が正しいか誤っているか(Yes/No)を回答するものである。また、新設されたパイロットタスクは、日本民法709条(不法行為)を対象に、日本の裁判所で蓄積されている不法行為に関する判例データを活用して、裁判結果、法的判断を予測することを目的とする。

(2) Pilot Task へのチャレンジの結果

上述の自然言語処理に関する課題を抱えている中、2010年代末ごろから頭角を現し、その能力が注目を集めている深層学習は、COLIEE成績の向上に大きく寄与している²²。そして、COLIEEのTask 1-4で設けられている課題については、すでに多くの研究実績が蓄積されており、

²² COLIEEタスク3(法令検索)への挑みを巡っては、次のような分析が見られる。

「まずは『深層学習以前』についてお話したいと思います。そもそもCOLIEEで扱っているのは試験問題ですから、最終的には曖昧性なく答えられるように設計されています。とはいえ、その中身は『この条文を知っていますか』レベルの質問もあれば、もう少し具体的な事象を使った質問もあります。やはり前者の問題は答えるのが簡単で、情報検索の立場から言えば、言葉も似たようなものが多く使われますし、文章の類似度も高い。一方で後者については、少し表現を変えてみるとか、単語を類義語に置き換えるとかいった試行が行われてきましたが、なかなか上手い解決策とはなっていませんでした。

そうこうしているうち、2010年代末になると深層学習が実際に“使える”レベルになってきた。例えばBERTのようなプレトレーニングされた言語モデルも登場しました。それまでは全てのトレーニング・データを研究者自身が作らねばならなかったのですが、事前に大量の文章を読み込んだうえで類似した単語や概念を学習するプレトレーニングモデルが登場し、比較的少数のトレーニングデータで精度の良い解析が可能となり、深層学習が身近なものになったのです。これによって、意味的な類似性を考慮した言語処理をしようというアプローチが可能になりました。もちろん中には『まさに一致した単語そのもの』でマッチングしたほうがよいケースもあり、それらを組み合わせることで、『深層学習以前』の難しい問題にも、それなりに手が届く可能性が見えてきたのが近年の動きかと思います。

いずれにせよ、情報検索の部分に関して言えば、『関連条文を取ってくる』というところでは、少なくとも『何をしなくてはいけないか』『何が難しいか』はかなり見えてきたと思います。」。前掲注⑳16-17頁。(吉岡真治発言)

また、タスク4(法令推論)についても同様な様子を呈していると理解されている。前掲注⑳17頁。(狩野芳伸発言)

その実績が常に更新されている²³。

本稿が特に注目しているのがPilot Task、すなわち不法行為（日本民法709条）の適用に関する研究成果である²⁴。本タスクは、さらにTort Prediction (TP) とRationale Extraction (RE) という二つのタスクに細分されており、新規なタスクであるにもかかわらず、予想を超える良い成績が現れている。REタスクに対して最も高い点数を獲得した専門家は、日本初の不法行為法データセットJapanese Tort-case Dataset (JTD) を活用して、ModernBERT に基づいたシンプルなシステムを開発してタスクに取り組んでいた²⁵。これに対して、TPタスクについて最も高い点数を獲得した研究チームは、LLM s による頑健性 (robustness ability) を生かしつつ、Linkbricks-Horizon-AI-Japanese-Pro-V5-70B modelを利用して課題の解決を模索した²⁶。

709条を通じてAIが有する法的判断予測 (Legal Judgment Prediction) 能力を判定する各実験の報告を踏まえて、次のようなことが明らかになったと思われる。

第1に、TP、REタスクで最上位成績を収めた研究者は、深層学習技

²³ Euijin Baek, Jiayi Dai, H.M. Quamran Hasan, Yeji Kim, Abhita Gupta, Housam Khalifa Bashier Babiker, Mi-Young Kim, Randy Goebel. (2026). Hybrid Legal Reasoning Approaches for COLIEE 2025, *The Review of Socionetwork Strategies*, Vol. 20, pp. 281-311.

²⁴ 709条は、「故意又は過失によって他人の権利又は法律上保護される利益を侵害した者は、これによって生じた損害を賠償する責任を負う」と規定している。本条は不法行為法の基本原則となっている。また、不法行為法は社会の鏡としての側面を備えており、さまざまな新型紛争に対処するために事案が蓄積され、判例法の性質を有している。そのため、AIが有する法的判断予測 (Legal Judgment Prediction) 能力を図る上では恰好な題材であろう。

²⁵ Kazuma Kadowaki, Yoshinobu Kano. (2026). Japanese Legal Judgment Prediction Using ModernBERT and Generative AI-based Information Extraction. *The Review of Socionetwork Strategies*, Vol. 20, pp. 313-339.

²⁶ Dat Nguyen, Minh-Phuong Nguyen, Quang-Huy Chu, Son T. Luu, Nguyen-Hoang Chu, Trung Vo, Le-Minh Nguyen. (2026). Enhancing legal text processing and structural analysis with large language models at COLIEE. *The Review of Socionetwork Strategies*, Vol. 20, pp. 369-370.

術に基づく自然言語処理モデルを利用してタスクに取り込んでいた。

第2に、裁判において、要件事実の確定は重要であり、当事者の主張から抽出する際に推論的思考（inferential reasoning）の能力をAIに付与する必要である。情報学研究者は、モデルにこうした能力を与えるために様々な試行錯誤、例えば、モデルがこのような法的推論能力を獲得できるようにするには、法領域のコーパスを用いた事前学習（pretraining on legal-domain corpora）、またはタスク固有のデータセットを用いたファインチューニング（fine-tuning on task-specific datasets）の方法が模索されていた。しかしながら、こうした実験の効果は限定的であるため、情報学研究者にとって今後の重要な研究課題となる²⁷。

第3に、ある実験では、gpt-ossモデルを用いて、判決文書における原告または被告の主張から不法行為に対応するテキスト内容を、自動的に抽出することを試みたが、その結果は芳しいものではなかった²⁸。

第4に、今回実験を円滑に行われるには、日本初の不法行為法データセット Japanese Tort-case Dataset (JTD) の存在は極めて重要であった。また、本データセットを作成するにあたって、3477件の民事裁判判決書が利用され、41名の法律専門家が注釈作業に携わった²⁹。

（3）LLMの活用を巡って

従来のAIによる法学研究支援においては、判決推論システム「PROLEG（プロレグ）」の研究開発が円滑に進められ、その概観は次の通りである³⁰。本システムは、主に民事裁判における、法律専門家の判断支援するツ

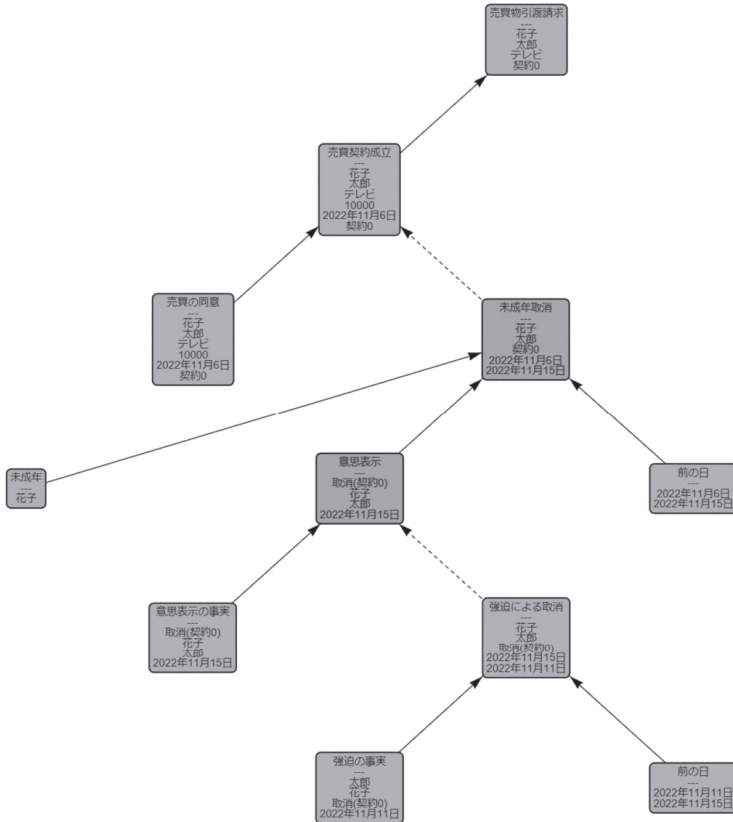
²⁷ 前掲注(25) pp. 336.

²⁸ 前掲注(25) pp. 314.

²⁹ Hiroaki Yamada, Takenobu Tokunaga, Ryutaro Ohara, Akira Tokutsu, Keisuke Takeshita, Mihoko Sumida. (2025). Japanese tort-case dataset for rationale-supported legal judgment prediction. Artificial Intelligence and Law. Vol. 33, pp. 783.

³⁰ 佐藤健、西貝吉晃「人工知能法学とLLM」NII Today、第103号（2024年）16—18頁は、「PROLEG（プロレグ）」の研究の概要に関する説明を行っている。

ルとして開発されている。また、これは高度な法的推論として要件事実論をモデル化しており、PROLEGは裁判官が法的事実を確定した時に、民法のルールで判決をシミュレーションするシステムである。本システムを通じて下記図のようなブロックダイアグラムも自動的に出てくるようになっている。また、日本語インターフェイスは、BART³¹、ChatGPTという言語モデルが使用されている。



³¹ BERTとはBidirectional Encoder Representations from Transformersのことであり、2018年10月、GoogleのJacob Devlinらの論文で発表された、自然言語処理における代表的な深層学習手法の一つである。

注意すべきは、PROLEGは、民事訴訟に関する重要な法的推論システムであるため、具体的な事実をシステムに投入する必要がある。推論システムが円滑する稼働させるために必要不可欠な事実を、判決文書、法律専門書などの機械学習用の素材から抽出しなければならないであろう。

上述のように、自然言語から重要と思われる事実を抽出、整理するにあたって、COLIEEへの挑戦は卓越な実績を見せている。その研究成果を踏まえると、事実を抽出、整理するにあたって、日々進化しているLLMをはじめとする深層学習技術に基づく自然言語処理モデルは大変有益なツールとなろう。

六、むすびにかえて

ディープラーニングの誕生、Googleが提案したTransformerという手法およびChain of Thought（思考の連鎖）の実用化により、各LLMの性能は日進月歩である。こうした状況下においては、汎用的な学習（事前学習）を行った結果を転用し、個別案件の小規模なデータで追加学習する（ファインチューニング）ことは非常に効率的な手法であると言われている³²。そして最新のCOLIEEの実績を鑑みると、今後Law by AIの研究領域においては、LLMをはじめ深層学習技術をベースとする自然言語処理モデルの応用はますます盛んになると予想される。

他方、Law by AIの研究を推進するにあたって、今後情報処理専門家と法律専門家との密接な連携はますます必要不可欠なものになろう。なぜならば、両者の連携必要性は上述のCOLIEEのPilot Taskへの挑戦からすでに明らかになったからである。すなわち、第1に、ファインチューニング用の法律専門データセットを作成するにあたって、法律専門家による助言

³² 前掲注(4)5頁を参照。

が必要不可欠である。第2に、要件事実の認定またはこれに関する法律推論の確定をめぐっては法律専門家による的確なアドバイスが必要である。

最後に、本稿は、民事信託におけるAIの利活用の可能性を探ることを目的としているが、分析にあたって裾野を広げつつ原理的な部分をも確認して展開した。民事信託におけるAIの利活用はLaw by AIの研究に属するため、Law by AIに対する示唆は民事信託にも当てはまる部分が少なくなかろう。

* 本稿は、2024年度公益財団法人トラスト未来フォーラム公募助成「民事信託におけるAIの活用に関する実証研究」による研究成果の一部である。