

機械学習・深層学習関連発明がもたらす 特許法における新たな諸課題

—発明該当性・発明者・記載要件との関わりを中心に—

筑波大学大学院 ビジネス科学研究科 教授 平嶋 竜太

目次

- 1 本稿の趣旨
- 2 機械学習・深層学習技術の技術的特徴—概観
 - 2-1 機械学習・深層学習技術の発展の背景
 - 2-2 機械学習技術の各類型
- 3 機械学習・深層学習技術関連発明と特許法の課題—現状の技術状況を前提とした検討
 - 3-1 発明該当性
 - 3-2 発明者
 - 3-3 記載要件
- 4 機械学習・深層学習技術を用いて生成された発明と特許法の課題
 - 4-1 具体的にどのような発明がありうるのか
 - 4-2 進歩性
 - 4-3 発明者
- 5 出願・審査過程への機械学習・深層学習技術の活用と法的課題
- 6 今後の展望—現行特許法との適合性の限界

1 本稿の趣旨

本稿では、近時、人工知能（AI）と呼ばれている技術の中心に位置する機械学習・深層学習技術の概要について鳥瞰したうえで、これらの技術にとって極めて重要な技術要素として学習データが位置付けられるという認識・理解を確認して、学習データを軸に現行特許法上の諸概念において生じうる新たな課題を検討する。さらに、そこから現行特許法の綻びと限界が見いだせるのかという点について展望する。本稿で検討対象とする特許法上の諸概念としては、発明該当性、発明者、記載要件を取り上げる。さらに、機械学習・深層学習技術を用いることによって新たな創作に相当する技術情報が生成された場合、現行特許法の取扱いを巡って生じうる諸課題についても検討を試みる。併せて、本稿の検討課題に関連して、外国法において現在展開されている議論状況についても適宜考察を行う。

2 機械学習・深層学習技術の技術的特徴—概観

2-1 機械学習・深層学習技術の発展の背景

過去数年来における人工知能（AI）技術におけるブレークスルーとされている技術の実態は、機械学習（machine learning）を基礎に置いた深層学習（deep learning）技術が実装された領域であるといえる。特許法上の考察を行う前提として、このような技術の本質や特徴について明確にするため、以下では概観を試みる。

まず、機械学習の考え方自体は、応用統計学の一分野⁽¹⁾として、その理論的枠組みは以前から存在してい

(1) Aaron Courville ほか「深層学習」71頁

たといえる。そして、深層学習（deep learning）の考え方を組み合わせて適用した実装技術の成果が過去数年来のうちに、顕著な成果を取めたことが注目されるに至って、にわかには耳目を集めて、期待が寄せられることとなったといえる。しかしながら、深層学習についても、基本となる考え方自体は、それほど目新しいものではないとされる。深層学習（deep learning）の本質とは、必ずしもニューラルネットワークによって構成されることにあるものではなく、「観測データに内在する本質的な構造……を捉えた情報表現をデータからの学習によって獲得すること」⁽²⁾にあるとされる。また、深層学習自体の実装アイデアとしては多様なものがあると考えられるが、現状では、従来から研究されてきたニューラルネットワーク⁽³⁾技術（特に、単純パーセプトロンを基にして階層ニューラルネットワークへと展開してきたもの）の延長線上に実現されているものが多いと考えられ、昨今の技術もニューラルネットワークベースを中心に構築されているようである。

機械学習と深層学習を組み合わせて適用することの大きなメリットとしては、従来の機械学習の場合、収集・集積されたデータから学習を効率的に行うための特徴抽出という作業（特徴量の抽出ともいう。例えば、顔認識における顔の特徴の情報抽出）あるいは数学的変換による新たな特徴量の作成⁽⁴⁾を行うために、専門家による人手の作業に依らざるを得なかったが、深層学習技術をこの過程へ導入することによって、特徴量の抽出という過程の相当部分を自動化することが可能となったということが指摘されている⁽⁵⁾。そして、このようなデータの特徴表現を学習する自動化プロセスについては、「表現学習」と呼ばれており、この部分こそが、まさに深層学習技術を活用することで効果的な成果の実現が可能となった部分であるといえる⁽⁶⁾。

以上のような技術状況を踏まえると、昨今の AI 関連技術の基本技術とは、一つの柱として「機械学習」という領域の技術にあるものとして捉えることができるが、もう一つの柱としては、機械学習に含まれる各種の要素技術を複数かつ多数の層にわたって構成することによって、より高次かつ抽象的な学習を実現することを可能としている「深層学習」と呼ばれている技術手法が具体的な実現形態として普及可能となったということにあるものと考えられる。

また、機械学習と深層学習を組み合わせた AI 技術の実装レベルにおける近年の目覚ましい発展の背景としては、深層学習技術に必要なデータ量と膨大な演算処理を許容可能な時間内で実現するために必要な計算機資源（とりわけ GPU による並列処理）のパフォーマンスが向上したことが大きいといえる。近時の AI 関連技術がブレイクするきっかけの一つとされる、2006 年ごろの Geoffrey Hinton（Toronto 大学）の研究成果も、GPU を用いてニューラルネットワークを実装することで実現されている。以上をまとめてみると、昨今の AI 関連技術の基本的な道具立て（理論）自体は以前から存在していたとも考えられ、むしろ、そのコンセプトを実装するための技術の確立こそが課題であったともいえるかもしれない。

2-2 機械学習技術の各類型

機械学習の一般的な定義としては、様々な理解ができるところ、例えば、「明示的にプログラムしなくても学習する能力を与えたコンピュータ上のシステム」⁽⁷⁾と捉えることがもっとも簡潔かつ確と考えられる。

(2) 人工知能学会監修「深層学習」4 頁

(3) ニューラルネットワークとは、生物の神経系（ニューロンとシナプスから構成）を模している情報処理系を意味しており、経験を得ることで学習を行い、情報処理能力を適応的に変化できることを特徴とするものといえる。多数の入力の内容に対応して出力が決定されている際に、個々の入力が出力に対して及ぼす程度を「重み」として定義付けて、その「重み」を出力の内容にも応じてフィードバックさせて適応的に変化させることで入力出力関係を適宜修正して、最適な入力関係を形成してゆく、といったイメージといえるであろう。

(4) このような技術は特徴工学、特徴エンジニアリングと呼ばれているという。Henrik Brink ほか「Machine Learning 実践の極意」130 頁

(5) アクセンチュアアナリティクス、工藤卓哉ほか監修「データ・アナリティクス実践講座」306-307 頁

(6) 独立行政法人情報処理推進機構「AI 白書 2017」39-40 頁

(7) 高野茂幸「Thinking Machines 機械学習とそのハードウェア実装」11 頁

そこから学習と推論という二つの特徴を有することが導出されるといえる。まず、学習とは、「入力データに基づき利用側の目的とする事柄に対して、その特徴、時系列や空間上のパターンを学習する。」⁽⁸⁾ことを意味するといえる⁽⁹⁾のであって、推論とは、「学習結果に基づき入力データに対して利用側の目的とする事柄に関する推論をする。未知の事柄について何らかの論理的規則により明らかにする事を推論と言う。」⁽¹⁰⁾と理解することができる。機械学習技術については、さらに異なる特徴を有するものとして、大まかには、教師あり学習、教師なし学習、強化学習に大別されている。以下、その特徴を概観する。

教師あり学習とは、「出力値がすでに判明しているサンプルに基づき、入力値を出力に関連付ける関数を推論する機械学習のトレーニングプロセス」⁽¹¹⁾として理解できる。これを実現するための要素技術は、以下のように分類できるであろう。第一に、学習データ（データセット、トレーニングデータ）である。これは、上記の教師あり学習を行って、機械学習モデルを形成するために必要なデータであって、個々のデータに対して適切な出力（「正解出力」）が対となって、「正解出力」に対するラベリングがなされていることが重要といえる。第二に、機械学習アルゴリズムである。これは、機械学習による一定のタスクを実現するために構成されたアルゴリズムであって、基本的には、学習データを基に学習を行って入力と出力の関係性（予測器とも呼ばれる）を形成するプロセス（学習プロセス）、及び学習プロセスによって形成された関係性（予測器）を基にして新たに入力されたデータについての扱いを推論するプロセス（推論プロセス）から構成されているアルゴリズムと整理できる。アルゴリズムについては学習前のもものと学習後のものに分類して考えることもできよう。なお、学習済みアルゴリズムについては、特に「モデル」と呼称して峻別されることがある。第三に、入力データである。これは、学習データを導入して一定の学習を行って構成された学習済みモデルを基にして、目的とする情報処理を行って推論を得るために入力されるデータである。例えば、画像認識アルゴリズムであれば、一定の学習用画像データを導入して学習を行わせてモデルを構築した後に、実際に識別を試みるために入力される画像データが相当する。第四に、出力データである。これは、上記入力データに対して、学習済みアルゴリズムにより処理がなされた結果として出力されるデータである。例えば、上記例の学習済み画像認識モデルであれば、入力された画像データに対応して、その画像に最も近いと判断される特定人物の名称等の特定データが相当することになる。教師あり学習で実現される典型的な処理としては、主としてデータの集合を複数のカテゴリに分ける処理（分類）、与えられた入力から数値を予測する処理（回帰）、異なる要素間に重要な関係があるベクトルを出力する（構造出力）、といったものが中心とされている⁽¹²⁾。

教師あり学習を用いた深層学習については、入力と（それに対する）正解出力の大量の組み合わせを学習データとする機械学習アルゴリズムを基に、そのデータの特徴を細かく要素に分けて各要素について抽出・処理する層を複数・多数層積み重ね、さらに、各層からの入出力をネットワークとして結合させ、元の入力に対する最終的な出力と正解出力の差ができる限り少なくなるように、関数関係を最適化するように「重み」を変化させることを繰り返すことで学習を向上させていく、という発想であるといえる。

多数の学習層を積層することによって、それぞれの層で個々の特徴抽出を数多く行って、その表現の学習（表現学習）をさせることになる。その結果、より複雑な関数関係のモデルを構築させて、結果的には、従来よりもはるかに複雑かつ精緻な機械学習を実現することが期待できるようになってきた。従来は、多数の

(8) 高野茂幸・前掲注7・11頁

(9) なお、学習については、「非線形関数の最適化である。」（橋本幸士・物理学者、機械学習を使う1頁）という理解が、私見としては最もシンプルかつ本質的な理解と思われる。入力に対して目的としている回答をアウトプットとして出力するブラックボックスを非線形関数として捉えれば、最も望ましい回答を出力できるように最適化する作業が「学習」ということになるのであろう。

(10) 高野茂幸・前掲注7・11頁

(11) Henrik Brink ほか・前掲注4・31頁

(12) Aaron Courville ほか・前掲注1・72-73, 76頁

学習層を集積することに伴って、「重み」の変化により最適化することが非常に困難な技術的課題であったため、現実的な実装が困難と考えられてきたが、誤差逆伝播法等の誤差の最適化手法の進展が、AI技術の勃興に大きな影響をもたらしていると考えられる。

教師なし学習とは、例えば、「ラベル付けされたサンプルを使用するのではなく、ラベル付けされていないデータから隠れた構造を見つけ出そうとする機械学習の手法」⁽¹³⁾として理解することができる。これを実現するための要素技術は、以下のように分類できると考えられる。第一に、機械学習アルゴリズムである。これは機械学習による一定のタスクを実現するために構成されたアルゴリズムであって、教師あり学習と異なって、事前に正解出力としてのラベル付けがなされた学習データ（データセット）を入力データとして導入する「モデル構築」というプロセス自体は不要となるが、データの入力による学習プロセスが適宜施されることによって、一定のタスクを実現しうるモデル構築がなされるという点では変わりはないといえる。このため、学習データが導入されて学習を行う前の段階におけるアルゴリズム（ベース）、入力データが導入されて学習がなされた後のアルゴリズム（学習済み）、に分けて考える意義は一応見出せよう。第二に、入力データである。教師なし学習の場合、入力データは事前に正解出力と対応付けられていないことから、教師あり学習の場合に比べて入力データの集合自体は直接的な形では学習モデルの構築に作用するものではないと考えられる。第三に、出力データがある。入力データに対して、学習済みのアルゴリズムにより処理がなされた結果として出力されるデータである。

教師なし学習で実現される典型的な処理としては、主としてデータの集合の内容からパターンを見出して類型化（クラスタリング）する処理、内容を要約（次元削減）する処理といったものが中心とされている。その意味では、教師なし学習で実現しうる処理はある程度限られているとはいえる部分はあるものの、深層学習を適用するに際しても一定の重要な役割を果たしているとされる。

もっとも、理論的には、教師あり学習と教師なし学習の間を必ずしも明確に峻別するものではなく、両者の境界は曖昧な場合も多いともいわれている⁽¹⁴⁾。その理由は、あるデータとは単なる観測で得られた特徴的な値なのか、「正解」として認識される値であるのか、いずれであるのかを客観的にテストする術がないからということにあるという⁽¹⁵⁾。要は、教師なし学習とは、人手で注釈を付けることを要しないデータの分布から特徴を抽出しようとする試みであるという点においてのみ、教師あり学習との間に差異があるということのようである⁽¹⁶⁾。現時点でのAI技術の実装形式としては、近時の展開が目覚ましい強化学習以外は教師あり学習・深層学習というタイプのものが大きな領域を占めているようである。

強化学習（reinforcement learning）とは、例えば、行動主体（エージェント）とそれに対して働きかけられる対象たる環境、その両者間の相互関係から構成され、エージェントが環境に対して働きかける相互作用たる行動によって環境に変化が生じて状態を作り出すという前提の下で、エージェントの行動を決定するルールを方策として、エージェントの行動の即時的な良さとして報酬という概念をとり入れ、状態と報酬を測定して、方策を改善していくアルゴリズムを構築することによって学習を進めるものとされている⁽¹⁷⁾。なお、強化学習問題とは、「対象について不完全な知識しかなく、また、対象へのはたらきかけによって観測できることが変わってくる場合に、最適なのはたらきかけ方の系列を発見するような問題」⁽¹⁸⁾とされる。基

(13) Henrik Brink ほか・前掲注4・31頁

(14) Aaron Courville ほか・前掲注1・76頁

(15) Aaron Courville ほか・前掲注1・105頁

「大まかに言えば、教師なし学習は確率ベクトル x の事例を観察し、確率分布 $p(x)$ やその分布の重要な特性を明示的もしくは暗黙的に学習する。一方で、教師あり学習は、確率ベクトル x とそれに関連付けられた数値もしくはベクトル y の事例を観察し、 $p(y|x)$ を推定することで、 x から y を予測できるように学習する。」（Aaron Courville ほか・前掲注1・76頁）

(16) Aaron Courville ほか・前掲注1・105頁

(17) 牧野貴樹ほか編著「これからの強化学習」14-16頁

(18) 牧野貴樹ほか編著・前掲注17・2頁

本的には、教師あり学習のように学習データを導入することなく、自律的に学習を行うことで「モデル」が構築される。今後の AI 技術において発展が大きく期待されている領域とされている。

その他に、半教師あり学習として、学習データを用いた教師あり学習と教師なし学習を併用した形で「モデル」を構築するタイプ、さらに、近時の技術としては、教師なし学習の延長線上にある発展技術として、二つのネットワークを相反する目的の下に競合させることで、より最適な出力を得ようとする敵対的生成ネットワーク (Generative adversarial networks, GANs)⁽¹⁹⁾が極めて注目されており、この技術によれば、学習データの役割意義が相対的に弱まるものと考えられることから、今後の機械学習・深層学習技術の法的保護の問題の方向性を考えるうえでも、その動向については大いに注目する必要があると考えられる。

3 機械学習・深層学習技術関連発明と特許法の課題－現状の技術状況を前提とした検討

3-1 発明該当性

以上のような技術の現状を前提として、先に分類した、それぞれの要素技術の特許法における発明該当性について検討する。

まず、特許法における「発明」概念については、「自然法則を利用した技術的思想の創作のうち高度なもの」(法2条1項)⁽²⁰⁾、さらに「産業上利用することができる発明をした者は、次に掲げる発明を除き、その発明について特許を受けることができる。」(法29条1項柱書)とされている。そこで、法2条1項の解釈問題としては、①自然法則の利用性、②技術的思想、③創作性、④高度性に分節できるところ、機械学習・深層学習技術が包含されるソフトウェア関連発明の文脈では、①の解釈が重要となろう。

ソフトウェア関連発明の特許法による保護については、平成14年の法改正によって、コンピュータ・ソフトウェアという無体物であっても、特許法における「物」の発明に包含されることが明確にされた。法2条3項1号の規定において、「物」について「物(プログラム等を含む。以下同じ。)」と改められ、「物の発明」にプログラムが含まれることを明らかにして、それに対応して「物の発明」の「実施」概念も、情報通信ネットワークにおけるコンピュータ・ソフトウェアの流通を考慮して改められた。すなわち、法2条4項の「プログラム等」の定義規定として、「プログラム(電子計算機に対する指令であって、一の結果を得ることができるように組み合わされたものをいう。以下この項において同じ。)その他電子計算機による処理の用に供する情報であってプログラムに準ずるものをいう。」とした。この法改正に対応して策定された特許庁審査基準では、ソフトウェア関連発明と特許法の「発明」該当性との関係について、「ソフトウェアによる情報処理がハードウェア資源を用いて具体的に実現されている」ことをもって、当該ソフトウェアは「自然法則を利用した技術的思想の創作」たる「発明」として評価されることが明らかにされている。そこで、平成14年法改正及びそれに対応した審査基準の下では、もはやソフトウェア自体についても、(ハードウェア上で動作しうる構成をとっている限りは)単独で特許法の上での「発明」たりうるものと解される。

現行の審査基準におけるソフトウェア関連発明の「発明」該当性についても、基本的に変わるところはない。すなわち、機器等(例:炊飯器、洗濯機、エンジン、ハードディスク装置、化学反応装置、核酸増幅装置)に対する制御又は制御に伴う処理を具体的にを行うもの、対象の物理的性質、化学的性質、生物学的性質、電気的性質等の技術的性質(例:エンジン回転数、圧延温度、生体の遺伝子配列と形質発現との関係、物質同士の物理的又は化学的な結合関係)に基づく情報処理を具体的にを行うもの、に加えて、「ソフトウェアによる情報処理がハードウェア資源を用いて具体的に実現されている」ことをもって、当該ソフトウェアは「自然法則を利用した技術的思想の創作」たる「発明」として評価される⁽²¹⁾。さらに、「ハードウェア資源を用

(19) その概要については、例えば、Jakub Langr, Vladimir Bok, GANs in Action, 3-11

(20) なお、条文には「何者の」創作なのかは規定していないが、自然人であることを前提としているものと解される。

(21) 特許庁「特許・実用新案審査基準」第Ⅲ部第1章2.2

いて具体的に実現されている」とは、「ソフトウェアとハードウェア資源とが協働することによって、使用目的に応じた特有の情報処理装置又はその動作方法が構築されることをいう。」⁽²²⁾とされている。このため、「発明」該当性が肯定されるためには、クレームの記載内容において、使用目的に応じた特有の（ソフトウェアとハードウェアが協働することによる）技術的構成が構築されていることを要することになる⁽²³⁾。これらを踏まえて、2で整理した各構成要素の発明該当性について検討する。

まず、機械学習アルゴリズム（≡機械学習モデルの形成に用いられるアルゴリズム）については、教師あり学習、教師なし学習いずれの場合も統計学（基礎統計、ベイズ統計学）、確率論及び最適化数学から導出される。強化学習についても、マルコフ決定過程といった確率過程論がアルゴリズムの土台となっているといえる。このため、機械学習アルゴリズムの基礎となる数学的な定理・定式のレベルの創作については、数学上の公式や人為的な取り決めで該当するものとして、特許法の「発明」には該当しないと解されよう⁽²⁴⁾。

しかしながら、サービスや製品として実用化（デプロイ）された段階では、ハードウェア資源上で動作可能な状態となっているものと考えられる。これは、プログラムとして実装されていない以上は、そもそもAI技術としての用をなさないことから明らかといえよう。

教師あり学習の場合、未だ何らの学習が施されていない状態⁽²⁵⁾では、学習データがその後に導入されて学習を行うことでモデルを構築しうる前の状態に過ぎないアルゴリズムといえるのであって、たとえそれがソフトウェアとして実装されることにより、ハードウェア資源を用いて何らかの機械学習処理構築のために供されうるとしても、未だ統計的・数学的処理手順に過ぎないことから、依然として、特定の使用目的に応じた特有の構成が構築されていないものと評価せざるを得ないといえる。このため、審査基準上は、ハードウェア資源を用いた処理が「具体的に実現されている」に至ってはいないと評価されることとなり、「発明」該当性が否定されるという結論に至るものと考えられる。

他方、教師なし学習や強化学習の場合には、事前の学習用データが入力されるまでもなく学習によってモデル構築され始めることから、アルゴリズムの情報処理自体を「ハードウェア資源を用いて具体的に実現されている処理」として評価しうる余地があるかもしれない。もっとも、この場合も、正解出力に紐付けされた入力データを要しないだけであって、「学習」が進展しない限り、何らかの目的とするタスクを実現しうる具体性のあるアルゴリズムが形成されるに至らないことから、未だ使用目的に応じた特有の構成が構築されているものではないと解され、審査基準上は、やはり、ハードウェア資源を用いた処理が「具体的に実現されている」と評価することは困難とも考えられる。したがって、結論としては、結局のところ、教師あり学習の場合と大きく変わるものではないと考えられる。

なお特許庁審査ハンドブックに記載された具体例として、機械学習技術に関する発明例⁽²⁶⁾が挙げられているが、いずれも使用目的が絞り込まれていないものや、具体的手段等について記載されていないものは、「発明」該当性を否定している。

以上のことから、具体的な学習が未だ完了していない機械学習アルゴリズムの場合、現在の特許庁審査実務を前提とする限りは、「発明」該当性については否定的に評価されるものと解される。そして、このような解釈による結論自体としても、少なくとも現行特許法の下での他の技術分野における発明の取扱いと比べたバランスの観点からみる限りは合理性のある結論であると考えられる。

また、具体的な学習が未だ全く施されていない機械学習アルゴリズムとは、（抽象度の高い）単なる情報処理プロセスに過ぎず、特定の技術的効果を実現するソフトウェア関連発明として捉えること自体が困難な

(22) 特許庁「特許・実用新案審査ハンドブック」附属書B 第1章 コンピュータソフトウェア関連発明 2.1.1.2 (1) (i)

(23) 特許庁「特許・実用新案審査ハンドブック」参考資料・IoT 関連技術等に関する事例について 事例2 - 14

(24) 特許庁・前掲注21・第Ⅲ部第1章 2.1.4

(25) 要は、（分類・推論といったそれぞれの段階でのロジックを規定する）何らかのアルゴリズムそのものの自体を意味する。

(26) 特許庁・前掲注22・附属書B 第1章 コンピュータソフトウェア関連発明 例2, 3, 4 参照

場合が多いかもしれないし、汎用性のある優れた推論アルゴリズムとして、そのままの形でクレームされている場合には、極めて保護範囲が広がるのが懸念される。機械学習に対してルールベースのソフトウェア関連発明に対応させて考えても、その骨格となるアルゴリズムだけをもって「発明」該当性を肯定することは困難であること⁽²⁷⁾から、現行特許法の建付けを前提とする限り、このような結論になることについて、妥当性を失するものではないと考える。

なお、現状の機械学習技術で実用されている機械学習アルゴリズムの多くは、既に公知となっている数学的アルゴリズムや理論を基本にしているものと考えられる。例えば、ほとんどの深層学習における最適化アプローチには、確率的勾配降下法が動作しているとする見解⁽²⁸⁾もある。あるいは、実用に供されている学習済モデルでは、用いられている TensorFlow や Chainer といったフレームワークの運営事業者がパッケージとして提供している（いわば既製の）機械学習アルゴリズムを用いて開発されることも多い。このことから、特許法による保護は期待できないものも少なくないであろう⁽²⁹⁾。

また、機械学習技術分野で受容されているノーフリーランチ定理（no free lunch theorems）によると、他の機械学習アルゴリズムに比べて（あらゆるデータセットに対して適用しても、という意味で）普遍的に優れている機械学習アルゴリズムは存在しないとされている⁽³⁰⁾。これを踏まえるのであれば、一般的・抽象的な機械学習アルゴリズムについては、公知の（何がしかの特定のデータを前提とした）機械学習アルゴリズムのいずれかと比べて常に技術的に優れたものとはならない可能性が高くなって、そのような一般的・抽象的な機械学習アルゴリズムを特許法により積極的に保護する根拠付けは見出しにくいとも考えられる。このような観点からも、何らの学習が施される前の段階の機械学習アルゴリズムについては、特許法上の「発明」として法的保護を積極的に肯定する根拠はあまり見いだせないように考えられる。ただし、このことは、あくまでも現行特許法の枠組みを前提とする限りという意味に留まる。機械学習・深層学習技術の将来的な進展にとって、機械学習・深層学習における革新的なアルゴリズムの出現は極めて重要な意味を有するとも考えられる。より優れたアルゴリズムの創作やイノベーションを促進することに対して、現行特許法が積極的に機能しえないことを受容すべきであるのか、あるいは他の法制度の可能性を検討すべきであるのかという事柄は別問題として検討を行う余地は当然に残されている⁽³¹⁾と考える。

一定の学習を行った後のアルゴリズム（学習済モデル）については、学習データの導入という学習プロセスが施されることで、個別具体的なデータセットを前提とした特定のタスクの処理により適合・特化した態様へと変化（ルールベースに引き寄せていけば、いわばロジックの形成）しているといえる。このため、ハードウェア資源と協働して、より具体的な処理を実現しうる状態となっていると考えられることから、現行の審査基準上も、使用目的に応じた特有の構成が構築されていると評価しうるものは少なくないと考えられる。このことから、学習済モデルについては、既存のソフトウェア関連発明と何ら変わることなく、特許法の「発明」となりうるものと解される。また、実装レベルでみると、学習済モデルが、AI システムを構成する構成要素として他のプログラムと組み合わせられるモジュールとなるとしても、最終的にはプログラムとして構成されるものと考えられるから、特許法上の「プログラム」という物の発明類型として保護対象となりうるものと考えられる。

学習データ（データセット）は、上記の検討からも明らかなように、ベースとなる機械学習アルゴリズムを用いることで、入力に対して一定の推論を行って最適化された出力をするという具体的タスクを処理する

(27) 東京高判・平成 16 年 12 月 21 日・平成 16 年（行ケ）188 号・回路シミュレーション事件

(28) Aaron Courville ほか・前掲注 1・109 頁

(29) 機械学習アルゴリズム自体を創作していないということになる。

(30) Aaron Courville ほか・前掲注 1・85 頁

(31) 実務的には、抽象的な機械学習アルゴリズムではなく、何らかの特定の目的と関連させてクレームアップすることで権利化しうる余地は当然あるといえるし、既にそのようなクレーム形式をとる機械学習アルゴリズムについての特許権は成立していると考えられる。

「学習済モデル」を形成する上で極めて重要な役割を有しているといえる。とりわけ、教師あり学習の場合には、正解出力のラベル付けがなされた学習データの導入こそが、「学習済モデル」構築にとって大きな役割を果たしている。そこで、学習データ自体については、特許法によって保護されうる余地があるのか、という点が大きな問題となると考えられる。

まず、学習データの「プログラム」該当性について検討する。特許法の下でのプログラム概念とは「プログラム（電子計算機に対する指令であつて、一の結果を得ることができるように組み合わせられたもの）」（法2条4項）となっていることから、現状の機械学習・深層学習に用いられるコンピュータ・アーキテクチャー自体としては、特に固有の特徴的な構造を有することを前提として成り立っているものではないことから、学習データをもって、直接的な電子計算機に対する指令として解することは、技術的実態から乖離していると解される。このため、「プログラム」該当性は否定されると考えられる。

次に、学習データは「プログラムに準ずるもの」と解されうるか、ということも検討を要するであろう。平成14年改正法以来、「プログラム等」についても物の発明として特許法による保護対象となりうることは明らかになった⁽³²⁾。「プログラムに準ずるもの」については、立法趣旨としては、「例えば、特殊なデータ構造の採用により可能となった処理方法によりコンピュータによる処理効率が飛躍的に高まるような場合における、その特殊なデータ構造を有するデータのように、コンピュータに対する直接の指令ではないが、そのデータ自身が有する構造によりコンピュータによる処理内容が規定されるようなものが想定される。」⁽³³⁾とされており、審査基準においても、「「プログラムに準ずるもの」とは、コンピュータに対する直接の指令ではないためプログラムとは呼べないが、コンピュータの処理を規定するものという点でプログラムに類似する性質を有するものをいう。例えば、データ構造（データ要素間の相互関係で表される、データの有する論理的構造）が「プログラムに準ずるもの」に該当することがある。」⁽³⁴⁾としている。

ところで、データ構造とは、元々コンピュータにおけるアルゴリズムの構造と密接に関連しているものであって、アルゴリズムにおける特有の処理構造に対応して規定される部分が多いものと考えられる。このため、ある特定のアルゴリズムを実装したプログラムについて特許法における「プログラム」に該当するような場合には、当該アルゴリズムに依拠して規定される固有のデータ構造についても、実質的には当該「プログラム」に対応しているものといえる。すなわち、「プログラム」の構成から不可避的に導出されるものであることから、いわば当該「プログラム」と同質の技術的思想に該当するものとして評価しうるといふ趣旨から、「プログラムに準じるもの」として、特許法上の「発明」該当性を肯定し、法的保護を付与することが正当化されうる余地が生じるものと考えられる。

このような理解を基にするのであれば、特許法のいう「プログラム等」とは、基本的には何らかの特定のアルゴリズムに対応して規定されるデータ配列構造という、いわば「アルゴリズムに適応した仕組み」あるいは「そのような仕組みを前提として構成された（データのための）容器」についての創作に相当すると評価しうるようなものに限られ、個別具体的なデータ自体を包含する概念として解することは適切ではないと考えられる。

他方、機械学習アルゴリズムにおける学習データの役割とは、ベースとなる機械学習アルゴリズムに「学習」を通じて導入されることによって、より適切な処理を可能とするアルゴリズムへと「改良」を逐次行つて、目的関数を最適化するべく何らかのロジックを形成させていくことにあるといえることから、その役割機能をとらえて電子計算機に対する指令に準ずるものとして、「プログラム等」に該当しうると評価すべきという考え方もありうるのかもしれない。しかしながら、少なくともこれまで開発されている機械学習技術

(32) 「「プログラム等」とは、プログラム（中略）その他電子計算機による処理の用に供する情報であつてプログラムに準ずるものをいう。」（法2条4項）

(33) 特許庁総務部総務課制度改正審議室「平成14年改正 産業財産権法の解説」13頁

(34) 特許庁・前掲注21・第Ⅲ部第1章2.2注書

においては、個々の学習データとは、あくまでも入力と出力の間の関係性を（統計学的に）形成するプロセス（学習プロセス）の「素材」となっているに過ぎないのであって、学習プロセスを経て生成された学習済モデルに入力に対する出力を導出する推論自体は学習済モデルから導き出されるものと解することができる。そして、学習済モデル内部の処理自体が形成される仕組みは数学的処理であって基本的にブラックボックスとなっている。このため、個別具体的な学習データ自体が学習済モデル内部の最適化を形成する重要な要素であるとしても、電子計算機に対する指令たる「プログラムに準ずるもの」とまで評価することには、解釈論上はかなり飛躍があるように考える。

ただし、学習済モデルの形成に用いられる機械学習アルゴリズムの特徴から導出される処理データの技術的構造における特徴といった面で、ハードウェア資源と協働することにより特定の技術的効果を発現するような場合⁽³⁵⁾については、いわゆるデータ構造に関する発明として扱われる余地があると考えられる。もちろん、この場合も、あくまでもデータ構造について特許法上の「発明」となりうるのであって、データ構造に格納される個別データ（例えば画像情報とか音声情報に対応するようなデータ）については、もとより特許法による保護が及ぶものではないと考えられる。

学説には、学習データやパラメータデータについては特許法の保護対象となりうる「発明」該当性が高いとするもの⁽³⁶⁾、立法論として学習データ権あるいはデータ特許という特許権類似の権利で保護すべしという考え⁽³⁷⁾もみられる。これらの論者の主張の論拠は必ずしも明らかではないものであるが、上記検討から導かれるように解釈論上は無理があるとしても、立法論として対応するという考え方については、機械学習・深層学習技術における学習データの技術的・産業的な観点からの重要性を考慮した提案といえるのであって興味深いものと考えられる。

もっとも、私見としては、学習データについて、特許法上の「発明」に包含させて保護を付与すること、あるいは特許権類似の強い法的保護を付与するという方向性については法政策として妥当であるとは考えられない。現行特許法の下での保護を前提とすると、結局、新たな権利化コスト・取引コストや訴訟リスクを発生させるだけであって、当該分野の技術開発やビジネスの活性化にとって却って大きなフリクションとなることが懸念される。また、特許制度の下での保護を前提とすると、特許請求の範囲という文書情報での権利内容の特定を行うことを避けられないのであって、学習データという技術情報については適切な形での特定が極めて困難と考えられる。逆に、学習データの内容についてすべて公開を要求する仕組みとすると過度の開示を要求することになってしまい、特許制度の下で保護する意味が大きく失われるといえる。個々の学習データセットは特定の条件下での学習済モデルの生成にとっては極めて有効であることは肯定できるとしても、学習済モデル内部のアルゴリズム自体がブラックボックスとなっていて、ある程度普遍的に有効であることが必ずしも担保されているとはいえないのが現在の技術状況の大勢と推察されるところであって、特許制度のような枠組みを用いた技術開示やライセンスによる効果がどこまで期待できるのかという点からも疑問である。仮に、学習データについての開示を担保したとしても、特定の学習モデル形成のための学習データという特異性の高い情報を排他的権利の付与と引き換えに公開することに社会的な意義がどの程度見込めるのかという観点からも大いに疑問が生じる。

ただし、学習データ自体の質は機械学習・深層学習の優れた学習済モデルの形成のためには極めて重要な役割を担っていることは明らかであるし、現実のモデル構築に際しても、学習用データとしていかに質の高

(35) 全くの空想事例であるが、ある機械学習アルゴリズムに施された技術的特徴によって、貧弱な計算機資源でも高速に学習済モデルの生成が可能となった場合に、当該アルゴリズムから導き出される特徴的なデータ構造、のようなものがありうるかもしれない。

(36) 小林和人，中畑稔，平塚三好「IoT/AIに関連するデータ構造の特許法による保護に関する研究」パテント70巻7号64-71頁

(37) 岡本義則「人工知能（AI）の学習用データに関する知的財産の保護」パテント70巻10号91-96頁

いものを導入するののかという作業（前処理、データクレンジング）が重要な工程と認識されているようであるから、この分野全体のイノベーション促進あるいは事業としての投資コスト確保のため、知的財産法の役割という視点からみれば、何らかの適切な法的保護の在り方についてはさらなる検討を要するものと考えられる。

また、学習データ自体ではなく、学習データの生成方法について特許法による保護可能性を示唆する見解⁽³⁸⁾もみられる。確かに、生データから「質の良い」学習データをソフトウェアによる処理を行って加工する方法についてみれば、ソフトウェアを用いた情報処理方法として特許発明となりうることも考えられるかもしれない。しかしながら、具体的にいかなる形で学習データを修正・加工の上で作成するのか、という問題は、どのような学習モデルに適用されるのかといった事柄にも大きく左右されるところがあると考えられること、個々のデータの特性に応じてデータサイエンティストによる処理手法も多様性に富んでいると考えられること、といった観点から、学習データ生成方法のような技術思想について、ある程度汎用性のある特許発明として保護しうるのか、またその実質的意味がどれほどあるのかという疑問も生じる⁽³⁹⁾。

さらに、これまでの検討から明らかになったように、学習データについては、特許法上の「プログラム」概念に該当するものと解することは困難であるように考えられることから、特許法上の「物を生産する方法」と解しうる余地は少なく、発明のカテゴリーとしては、（単純）方法の発明となるものと考えられる。このため、学習データ方法に対して特許権が付与されたとしても、実質的に相手方のデータ生成態様を把握特定することは実質的に不可能に近いように考えられることから、権利行使の困難性も併せて懸念されるところである⁽⁴⁰⁾。

その他、異なる観点からは、学習済モデル生成に際して、他の学習モデル生成に用いられた学習データの「使いまわし」や学習データの追加による学習済モデルのバージョンアップといった問題への対応といった事項も検討に値しよう。この点については、学習データについてもデータセットとして事業者間での取引が想定できるのであれば、不正競争防止法における限定提供データに係る法規制による対応可能性⁽⁴¹⁾についての検討も要するかもしれない。

教師あり学習のみならず、教師なし学習や強化学習のように、直接的な形で正解出力とのラベリングがなされた入力データを導入するという形をとらない場合であっても、機械学習・深層学習における学習方法やチューニング方法を最適化することは、いかに効率よく、かつ効果的な学習を施して、優れた学習済モデルを構築して、タスクの正確化に寄与するののかという点⁽⁴²⁾に直接的に影響する部分であるといえる。とりわけ、この点は、深層学習においては重要な課題⁽⁴³⁾として認識されているようである。そして、いったん構築された学習済モデルであっても、適切な形でアウトプットデータが得られるべく、学習済モデルのパラメータ

(38) 内田誠「AIに関する現在の法的課題」L&T58号58-59頁、福岡真之介、濱野敏彦「AIの知財戦略と知財保護における課題」特許72巻8号34頁

(39) その意味では、ノウハウとして不正競争防止法の下での営業秘密としての保護を期する方が、少なくとも現在の技術状況の下では適応性が高いようにも考えられる。

(40) もちろん、制度的には、令和元年特許法改正で導入された査証制度の活用といった対応も考えられなくはないかもしれないが、実効性がどこまで期待できるのか未知数であることには変わりない。

(41) 例えば、特定の学習モデル構築やバージョンアップ等の特定目的のために提供された学習データを他の学習モデル構築等のために、学習データ提供者との契約で定められた範囲に反して「使いまわす」行為や他の事業者に無断提供するという行為については、不正競争防止法2条1項14号、転得者の行為についても同法同条同項15号、16号に該当する不正競争行為と評価されうる余地はあろう。（経済産業省「限定提供データに関する指針」25-31頁）もっとも、契約解釈上争いがある場合には、不正競争行為の成立性に疑義が生じるところである。また、そもそも学習データについての限定提供データ該当性の要件充足が問題となることも考えられる。（限定提供データ該当性の要件については、例えば、蘆立順美「データ集積物の法的保護—不正競争防止法における限定提供データの保護を中心として—」知的財産紛争の最前線・別冊L&T5号70-78頁参照。）

(42) 典型的には「過学習」という現象の回避が挙げられよう。なお、ここでいう学習方法とは、学習済モデルを最初に形成・構築する過程における技術的な手法や工夫を主な内容とするものとして理解する。

(43) 一般的には「正則化」という問題として捉えられている。

の調整を常にすることは実用レベルでは不可欠なものとして理解されており、このような調整を常時行わない限りは期待する精度をもった出力が得られないという問題が生じたり、期待する技術的效果が発現しないといった問題が生じうる⁽⁴⁴⁾とあるところであって、学習方法や学習モデルのチューニングあるいはその方法の問題として認識することができる。これらのチューニングにおける手法や工夫についても一定の技術的思想としての側面は少なくないものと考えられ、実務的には機械学習システムベンダー事業者間の競争力にとって、直接的に作用しうる重要な要素であるとも考えられる。そこで、学習方法やチューニング方法については特許法による保護を受けうるのか、という問題についても検討を要するであろう。

従来のルールベースによるソフトウェアのアルゴリズム設計やコード化といった過程の一部とは、機械学習・深層学習をベースとしたソフトウェアにおいては学習方法やチューニングを施すことによって、入力出力関係を規定する何らかの関係性が（「半自動的に」）形成されていく過程が対応しているといえる。

そこで、特許法上の評価としては、学習方法やチューニング方法とは、学習済モデルという「プログラム＝物」を作り出すための生産方法に相当するものであると捉えなおすことで、「物を生産する方法」として、機械学習モデル自体とは別途に、特許法における「発明」として保護されうるという考え方もありうる。この場合、生産される物に相当する学習済モデルについては、「自然法則利用性」充足性の観点から、使用目的に応じたハードウェア資源との協働した具体的処理に係ることがクレーム上でも明らかとされていることが必要となろう。しかしながら、仮にその問題がクリアされているとしても、学習方法やチューニング方法とは、従来のソフトウェア関連発明におけるプログラミング（コード化）や実装レベルでの工夫といった領域における創作に対応している創作に位置付けられるようにも考えられる。このため、結局のところ、機械の操作方法といったものと同質の創作に近似するようにも考えられ、実質的には「自然法則利用性」の充足としてやや不十分であることが否定できないものとする。

さらに、プロダクトバイプロセスクレームとして、「特定の学習方法（あるいはチューニング）をもって生成される学習済モデル」のような形として物の発明として保護しようという考え方もありえるかもしれない。この場合、プロダクトバイプロセスクレームとして、その有効性が肯定されるものと評価しようのか否かという点が最高裁判決の提示した基準⁽⁴⁵⁾との関係で大きな課題となってくるであろう。チューニングパラメータの設定は、特定の解決すべきタスクとデータとの間に完全に依存している⁽⁴⁶⁾とされていることからすると、特定のチューニング手法は極めて限られた（個別的な）学習済モデルにしか対応し得ないとも捉えることができる。そうすると、特定のデータセットを学習データとして、特定の機械学習アルゴリズムを前提に特定の学習方法やチューニングを施すことによって、はじめて固有の技術的效果を実現しうる学習済モデルが実現しうるものとして考えることができる。そこで、このような場合、構造または特性による特定が不可能かつ非現実的であると解して、最高裁判決の基準の下でのプロダクトバイプロセスクレームとして有効な特許が成立しうる余地があることは肯定できるものと考えられる。ただし、具体的にどの程度まで詳細に学習方法やチューニング方法さらには適用する学習データといった事項によってクレームで特定を行えば明確性要件を充足しうるといえるのか、明らかではないという課題が認識される。さらに、概括的・抽象

(44) 現状の機械学習技術は常にメンテナンスやチューニングがその性能発揮には欠かせないという意味では「ナマモノ」であるとする見解は、技術の実情をよく表しているようにも考えられる。（機械学習工学研究会キックオフシンポジウム（<https://mlxse.connpass.com/event/80434/>）報告者の複数専門家の言より）

(45) 最判・平成27年6月5日・平成24年（受）1204号・民集69巻4号700頁、同2658号・民集69巻4号904頁
「物の発明についての特許に係る特許請求の範囲にその物の製造方法が記載されている場合において、当該特許請求の範囲の記載が特許法36条6項2号にいう「発明が明確であること」という要件に適合するといえるのは、出願時において当該物をその構造又は特性により直接特定することが不可能であるか、又はおよそ実際的でないという事情が存在するときに限られると解するのが相当である。」「物の発明についての特許に係る特許請求の範囲にその物の製造方法が記載されている場合であっても、その特許発明の技術的範囲は、当該製造方法により製造された物と構造、特性等が同一である物として確定されるものと解するのが相当である。」

(46) Henrik Brink ほか・前掲注4・123頁

的な学習方法やチューニング方法だけで特定されていて、その詳細について特定されていないものについては、明確性要件を充足しないものと解される余地は払拭できないのであって、そもそも無効なクレームと評価される可能性が高いものと考えられる。

しかしながら、他方で、学習方法・チューニング方法や学習データ等々について詳細な特定をクレームにおいて行った場合、確かに明確性要件は充足しうる可能性は高まるとしても、「物の発明」としての同一性の評価の問題として、学習モデルの構成としての同一性は高いとしても、異なるチューニング方法や学習方法によって生成された学習済みモデルについては、その技術的範囲に包含されるとして解することは妥当ではないと考えられる。例えば、現実的に意味のある特定であるか否かという点は別として、「Xなる学習方法、Yなるチューニング方法によって生成される画像自動認識システム」というクレームが有効なPBPクレームの特許であることが肯定されたとしても、X,Yとは全く異なる、 α なる学習方法、 β なるチューニング方法によって生成された画像自動認識システムまでも上記特許発明の技術的範囲に包含されると解されるべきであろうかという問題である。画像自動認識システムの部分に関する構成要件が一致していることをもって、それを技術的範囲に包含するという解釈を一律にとることでは、特許権者に対して過度な保護を与える可能性も懸念される。もっとも、前提となる機械学習アルゴリズムについて、特許発明とイ号の両者間でどのような違いがあるかということについても考慮する必要があると考えられる。すなわち、特許されている発明の画像自動認識システムの内容とイ号がほとんど同一である場合、特許されている発明の明細書記述を基にチューニング方法を僅かに変更したイ号を実施することによって、構成要件を充足しないことから特許発明の技術的範囲に含まれず非侵害という結論となるのでは、このような特許権は実質的にほとんど意味をなさなくなる可能性がある⁽⁴⁷⁾。

以上のようなことから、現状における私見としては、現行法の下で受容されているプロダクトバイプロセスクレームを用いて、学習方法やチューニング方法といった創作を保護することについては、理論的には必ずしも不可能ではないと考えられるものの、実効性のあるものとしては期待できないものとする。

なお、学習済みモデルが構築された後に、実際に学習済みモデルを活用した推論のために入力されるデータについては、学習モデルの構成によっては、実質的には、学習済みモデルの更なる学習に供される構成もありうるものの、学習データの場合での検討結果と同様に、データ構造として特許対象となっているものであるような場合以外には、基本的には、それらのデータ自体をもっては特許法による保護の対象とはならないものと解される。

3-2 発明者

3-1での検討から、学習済みモデルについては、基本的には特許法における発明該当性が肯定されうると解されるところであるが、その発明者は具体的にどのような者であると評価されるであろうか。以下検討する⁽⁴⁸⁾。

先にも検討したように、現状の機械学習・深層学習技術では、実質的には学習データは学習済みモデル内部における入力と出力の関係性（これについては「ブラックボックス」とされている）の形成にとって、おそらくは相当程度寄与しているものと理解できる。また、学習モデルにおけるパラメータのチューニングも、生成された学習済みモデルの技術的効果の発揮にとって相応の影響を及ぼしうるものと考えられる。このため、学習データは学習済みモデル作成にとってカギとなる要素ともいえる。他方で、機械学習アルゴリズムの選択や学習済みモデル全体としての構成設計といった部分の意義もいうまでもなく学習済みモデルの創作にとって重

(47) そこで、均等論の適用による実質的な救済を図るという可能性も当然ながら考えられるところであるが、そもそも現在の均等論の要件充足の下での救済とプロダクトバイプロセスクレームの解釈との補充関係を十分に実現できるのか、ということについても検討を要するであろう。

(48) 以下の検討では、基本的には、現状の機械学習技術としては最も一般的に用いられているものと考えられる、教師あり学習で構成される発明を念頭に置いて検討を行う。

要であろう。そこで、学習済モデルという発明における技術的思想の創作とは実質的にはいかなる行為を意味しているのか、そのような行為にどこまで関わった者までが特許法の下での発明者となりうるのか、従前の発明と比べてどのような点が異なるのか、といったことが問題となる。

端的な例としては、例1) 学習済モデルという発明を前提とした場合、その構築に用いられる学習データだけの「作成者」は当該発明についての発明者となりうるのか（学習データ作成行為と学習済モデルの創作行為との関係性）、例2) 機械学習アルゴリズムと特定のデータセットを組み合わせて、一定目的を実現する学習済モデルという発明を作成することについて、全体のアレンジメントだけを行った者は当該発明についての発明者となりうるのか（機械学習アルゴリズム選択や全体構成設計に係る行為と学習済モデルの創作行為との関係性）、例3) 一定の技術的効果を実現する学習済モデルの実用化（デプロイ）に伴う学習の追加やチューニング等を行って実際に技術的効果を向上させることだけに寄与した者は当該学習済モデルという発明についての発明者となりうるのか（学習方法改善やチューニングに係る行為と学習済モデルの創作行為との関係性）、といった課題が考えられる。以下、これらの例についての検討を行う。

まず、前提論として、発明者概念の理論的整理を行う。特許法における発明者とは、「当該発明について、その具体的な技術手段を完成させた者」であって、単なる補助者、単に命令を下しただけの者は発明者ではない⁽⁴⁹⁾と解されており、技術的思想の創作行為に現実に関与すること（創作的関与）が必要となる。また、特許請求の範囲に記載された発明の構成のうち、従前の技術的課題の解決手段に係る部分（発明の特徴的部分）の完成に現実に関与することが必要⁽⁵⁰⁾という理解が通説である。そして、具体的な認定過程として、発明の完成過程を着想と具体化の2段階に分け、それぞれの過程における創作的関与の有無について判断するという考え方があり、当該着想が新規なものである場合には着想者を真の発明者として、新規な着想を具体化した者については当該具体化が当業者にとって自明程度のものでない限り共同発明者であるとする考え方⁽⁵¹⁾がある。また、複数主体が関与することによって発明が創作される場合の共同発明者については、共同発明者それぞれについて、発明者であるための条件を満たす必要があるもの⁽⁵²⁾と解されている。

発明者概念についての裁判例の理解としては、以下のようなものがある。

東京地判・平成18年1月26日・平成14年（ワ）8496号では、「発明者たり得る者、つまり、技術思想の創作に貢献した者とは、新しい着想をした者あるいは同着想を具体化した者の少なくともいずれかに該当する者でなければならない。すなわち、新しい着想をした者は、原則として発明者であるものの、この着想とは、課題とその解決手段ないし方法が具体的に認識され、技術に関する思想として概念化されたものである必要があり、単なる思いつき以上のものでなければならない。また、新しい着想を具体化した者は、その実験やデータの評価などの具体化が当業者にとって自明程度のことに属しない限り、共同発明者たり得る。換言すれば、新しい着想を具体化することが、当業者にとってみれば自明のことである場合は、着想者のみが発明者と認められ、これを単に具体化した者は発明者たり得ない（この場合は、上記の単なる補助者にあたるというべきである。）。そして、共同発明者となるためには、課題を解決するための着想と具体化の過程において両者間の一体的連続的な協力関係のもとに、それぞれが重要な貢献をなすことが必要であるというべきである。」（下線部筆者）との判断を示しており、着想の具体化が当業者にとって自明である場合、着想を行った者のみが発明者たり得るという判断を示しており、同旨判例は多数みられる。

他方、東京地判・平成18年1月31日・平成17年（ワ）2538号では、「「発明」とは「自然法則を利用し

(49) 中山信弘「特許法（第四版）」45頁

(50) 田邊実「発明者の認定について」、牧野利秋他編「知的財産法の理論と実務Ⅰ」276頁、山田真紀「共同発明者の認定について」、牧野利秋他編「知的財産法の理論と実務Ⅰ」295頁、三村量一「発明者の意義」金融・商事判例増刊1236号122頁、吉藤幸朔（熊谷健一補訂）「特許法概説（第13版）」188頁

(51) 吉藤・前掲注50

(52) 中山・前掲注49・52頁

た技術的思想の創作のうち高度のもの」をいうから（特許法2条1項）、真の発明者（共同発明者）といえるためには、当該発明における技術的思想の創作行為に現実に加担したことが必要である。したがって、具体的着想を示さずに、単なるアイデアや研究テーマを与えたにすぎない者などは、技術的思想の創作行為に現実に加担したとはいえないから、真の発明者ということとはできない。また、化学関連の分野についての発明においては、一般的に、着想を具体化した結果を事前に予測することが容易とはいえないため、着想がそのまま当業者が実施可能な発明の成立に結び付くものとはいえず、実験を繰り返してその有用性を確認し、有用性のある範囲のものを確認することによって技術的思想が完成する場合がある。したがって、このような場合には、着想を示したのみでは、技術的思想の創作行為に現実に加担したとはいえないから、着想を示した者をもって真の発明者ということとはできない。」（下線部筆者）としており、着想だけをもってはその結果の予測が困難である技術については、着想を示すだけでは発明者とはなり得ないという判断を示している。

関連する事例として、東京高判・平成15年8月26日・平成14年（ネ）5077号では、「本件発明は、従来からあった技術的課題の着想を前提にして、その解決方法を実現できる条件設定を見いだすために実験を行い、その成果を挙げたところに意義があるということができ、本件における発明者の認定に際しては、この実験に携わって創作的に条件を見いだした者であるかという観点に依拠すべきである。」として、課題の解決方法のための条件設定を実験によって見出した点を発明者認定に際して依拠すべきとしている。

また、東京地判・平成18年9月12日・平成16年（ワ）26283号では、「被告は、原告の行った実験について、既に完成している発明を前提として、顧客に提出するサンプルを調製し、最終的に製品として出荷するに際して成分量の微調整をするなどのグレード開発を行ったにすぎず、原告の実験日誌は、このような最適化作業の内容を記載したものである旨主張する。確かに、一般的には、特許発明に至るような発明は、基礎研究の過程から生じ、グレード開発では、当該基礎研究によって見出され、選択されたものを顧客に最適化させる作業がされることが多いことが推測できる。しかしながら、これらは並行してされることもあり、また、グレード開発が顧客たるユーザーからの直接の要請に応じて工夫されるものであることからすると、グレード開発の過程で初めて見出される知見がないとも限らない。そして、その知見が当初の基礎研究で想定されていた発明の範囲を広げたり、選択発明を構成するような顕著な効果を奏するものを提供したりすることがないとはいえず、そのような広がった部分や選択発明については、グレード開発を行った者の発明と認められる場合もあり得る。そうすると、単に、当該担当者の行った実験が基礎研究であったか、グレード開発であったかの切り分けだけで、前者は、発明に至る研究であって実験者が発明者であり、後者は、発明とは無関係であって実験者が発明者でないということは適切ではない。」「したがって、本件各発明について、原告が真の発明者であるか否かは、当該発明における技術的思想の創作行為に現実に加担した原告の具体的行為の内容を精査した上で、これを判断する必要がある。」（下線部筆者）としており、個々の顧客への最終製品を調整する開発段階（グレード開発）に関わる者であっても発明者として評価されうる余地があることを明確に示している。

共同発明者に関しては、知財高判・平成20年5月29日・平成19年（ネ）10037号が「発明とは、自然法則を利用した技術的思想の創作のうち高度なものをいうと規定され（特許法2条1項）、産業上利用することができる発明をした者は、…その発明について特許を受けることができると規定され（同法29条1項柱書き）、また、発明は、その技術内容が、当該の技術分野における通常の知識を有する者が反復実施して目的とする技術効果を挙げることができる程度にまで具体的・客観的なものとして構成されたときに、完成したと解すべきであるとされている（最高裁昭和52年10月13日第一小法廷判決民集31巻6号805頁参照）。したがって、発明者とは、自然法則を利用した高度な技術的思想の創作に参与した者、すなわち、当該技術的思想を当業者が実施できる程度にまで具体的・客観的なものとして構成する創作活動に参与した者を指すというべきである。当該発明について、例えば、管理者として、部下の研究者に対して一般的管理をした者

や、一般的な助言・指導を与えた者や、補助者として、研究者の指示に従い、単にデータを取りまとめた者又は実験を行った者や、発明者に資金を提供したり、設備利用の便宜を与えることにより、発明の完成を援助した者又は委託した者等は、発明者には当たらない。もとより、発明者となるためには、一人の者がすべての過程に関与することが必要なわけではなく、共同で関与することでも足りるというべきであるが、複数の者が共同発明者となるためには、課題を解決するための着想及びその具体化の過程において、一体的・連続的な協力関係の下に、それぞれが重要な貢献をなすことを要するというべきである。」(下線部筆者)としている。なお、知財高判・平成27年3月25日・平成25年(ネ)10100号は、傍論において、「そして、提供した着想が新規な場合、その後、その着想が具体化される前に公知となったとしても、その着想をもとに、着想者と一体的・連続的な協力関係にある者がこれを具体化して発明を完成した場合において、当該着想者が同発明の共同発明者でなくなる理由はないというべきである。」としている。

知財高判・平成20年2月7日・平成18年(行ケ)10369号が「車間距離保持不足違反の違反証拠作成システム」なる発明において、システム全体の着想の創作だけをもって発明者となりうるのかという点について、「同法2条にいう「技術的思想の創作」をしたといえるためには、当該発明が当業者にとって実施可能なものとなっていなければならないものであり、原則として、単なる着想にとどまらず、試作、テストを重ねて課題を解決し、技術として具体化されていなければならないと解される。ただし、例外的に、具体化が当業者にとって自明といえる場合、例えば、公知技術を組み合わせたような場合に(それが発明として進歩性を有する場合に限られることはいうまでもない)、着想をもって「技術的思想の創作」に当たることもあり得ないことではない。」「本件特許発明のような電子機器の場合、一般に、公知技術を組み合わせる段階で、既に、工夫が必要となることが多く、具体化が当業者にとって自明といえる可能性はそう多くはないと思われるが、それはともかく、本件特許発明が上記の例外的な場合に当たるか否かについて検討する。」としたうえで、着想をもって評価しうる場合に当たらないとして、当該システムにおけるソフトウェア部分の開発を担った者についても共同発明者であることを肯定した。

以上の学説及び裁判例における考え方を踏まえて、先に挙げた例について、それぞれ検討する。

例1について、学説及び判例における発明者概念については細かい点で多少相違はあるものの、発明の技術的特徴部分の具体化に創作的に関与した者をもって発明者とするという解釈が基本的なものであると考えられる。ところで、学習データとは、これまで概観したように、学習済モデルの形成に際して、ベースとなる機械学習アルゴリズムに「学習」という形で導入されることによって、より適切な処理を可能とするアルゴリズムへ向けた最適化の方向に何らかの(入力と出力の間の)関係性を形成させていくという役割機能を有しているものと考えられる。他方で、学習済モデルとは、固有の技術的特徴を発現するに際して、学習によって形成された(入力と出力の間の)関係性を基に入力に対する出力を行うことを基礎としているものと考えられる。このような役割機能に鑑みると、学習データとは学習済モデルの有する技術的特徴を発現する上での主要な要素となり得るものと解することの合理性は十分に見いだし得るようにも考えられる。

そうすると、学習済モデルを特許発明として捉える限りにおいて、モデル生成のために必要となる学習データを作成する者についても、学習済モデルという発明の技術的特徴に係る部分の創作に具体的に関与している者あるいは具体的な技術手段の形成に関与している者と評価されることで、学習済モデルの発明者に包含されるものと解しうる余地は少なくはないものと考えられる。

もっとも、単に漠然と何らかの学習済モデル作成のための学習に用いられ得るデータを作成したということをもって、たまたまその学習データを用いて作成された学習済モデルの発明者として当該データの作成者を一律に評価しうるということの意味するものではなく、特許発明たる特定の学習済モデルの技術的思想の特徴を具体的に顕出しうるようなパフォーマンスを呈するために寄与している学習データの作成者をもって、当該発明の発明者と評価されうるものと解されるにとどまるように考えられる。

さらに、共同発明者の要件として、判例⁽⁵³⁾が提示しているように、発明者間における一体的・連続的協

力関係のような繋がりを要求する基準を前提とする場合には、単に学習データを作成するだけでは十分ではなく、当該機械学習モデルの構成や学習方法・チューニング方法等の創作に関わっている者との一定の連続的關係性を有している場合に限って、発明者該当性が肯定されるものとして、その範囲はさらに絞られうることになるものと解される。

以上のような解釈を前提とすると、学習データだけを作成する者であっても、それを用いて生成された学習済モデルの発明者として、共同発明者としての地位を獲得しうると解する余地はあるものと解される。すなわち、先に検討したように学習データ自体について別途の法的保護を付与するまでもなく、学習データ作成者であっても上記のように一定の範囲の者については学習済モデルという特許発明の共同発明者として法的保護を受けうるという考え方もできるかもしれない。

もっとも、少なくとも現状の機械学習・深層学習技術では、具体的にどのような学習データを導入したことをもって、特許発明としての技術的特徴を発現しうる学習済モデルが実現したのかということについて完全にトレースすることはむしろ困難である⁽⁵⁴⁾。このため、学習データを複数者が関与して分業で作成・準備されたような場合には、データ作成者のうち発明者とそれ以外に峻別されることは理論的に考えられ、その判断を巡って法的な課題が生じうることも考えられるかもしれない。

また、学習データ作成者が学習済モデル作成に関わる他の主体と異なる場合、特許出願の調整（法38条）等が錯綜しうるかもしれない。現状の開発モデルの多くの場合、学習データの作成と学習済モデルの生成については、同一のベンダー内で行われることが多いかもしれないため、このような問題が現実的に生じることとは多くないのかもしれないが、学習データの作成・提供のアウトソーシング化等で外部のデータサイエンティストの業務として分業化するといった事業構造は今後増加しうるかもしれない。さらに、特定の学習データを導入した学習済モデルが特許発明としての所期の課題解決や技術的效果を実現しうるか否かを事前に予見することは必ずしも容易ではないのが現状であると考えられることから、当該学習データ作成者が当該学習済モデルの（共同）発明者となり得るのか予見可能性は低いと考えられる。

このようなことから、学習済モデルを開発する際の学習データの作成契約による事前対応が現実的な対応策とはいえるかもしれないが。加えて、学習データ作成に用いられた生データ提供者（開発依頼者であることが多いと考えられる）との関係性についても考慮する必要が生じると考えられる。

例2については、学習済モデルが、学習データを機械学習アルゴリズムに導入して学習を行わせることによって構築されることを考えれば、一定目的を実現する学習済モデルを作成するために入力出力のデータの種類を決定して必要な学習データと機械学習アルゴリズムを組み合わせるアレンジメントを行う行為や全体的な開発工程の設計構築を行う行為は、まさに当該学習モデルという技術的思想の創作を行った者として発明者となりうることは、解釈論上は当然であるかのようにも考えられる。

しかしながら、機械学習技術の場合は、適切な学習を施すことによって、初めて所期の技術的效果を奏する学習済モデルが構築されることによって、特許発明に値する技術的思想が具現化されることになる。このため、単に、入力出力のデータの決定、学習データの種類と使用する機械学習アルゴリズムを組み合わせる、全体的なアレンジメントを行う行為だけでは、実際に期待されたパフォーマンスを実現する学習済モデルの創作行為に関わっていることが明らかであるとは必ずしも言えない。その意味では、これらの行為を行うだけでは未だ着想を行った段階に過ぎないという場合も少なくないと考えられる。したがって、先に概観した裁判例の考え方に沿って解する限り、発明者とは評価されない場合も少なくないものと考えられる。また、漠然とした機能だけを特定して機械学習モデルの開発・作成をベンダーへ依頼する発注者については、学説・

(53) 知財高判・平成20年5月29日・平成19年（ネ）10037号等

(54) もちろん、学習データがすべて同一主体から提供されているのであれば問題は生じないし、将来的には昨今研究が活発な「説明可能な機械学習」が実現すればトレース可能となることもありうるかもしれない。

裁判例の考え方からしても当然ながら発明者となり得ないように考えられる。

例3については、機械学習モデルのパラメータ等のチューニングや追加の学習を行う者についても、学習済モデルの作成時及び作成後にわたって、実質的に当該発明の技術的特徴の具現化・具体的手段を実行する者として大きな役割を果たしうる可能性があるため、解釈論としては発明者に包含される余地は少なくないと考えられる。ただし、既にある程度の技術的効果を奏している学習済モデルを前提として、そのような技術的効果をより高めるためになされるチューニングや追加の学習等を行う行為は、発明を具体化する行為からは外れるものと解されるため、そのような行為に留まる場合には発明者には包含されないものと考えられる。あくまでも、特許発明となる技術的思想の具現化にとって必須のチューニングや学習に関する行為を行っている者に限られるものと解される。

以上の例1から例3までの解釈論上の検討を踏まえると、現状の機械学習モデル（学習済モデル）に関する発明については、学習データのみを作成者、チューニングや追加学習のみを行った者等々も含めて特許法上の発明者（共同発明者）に包含されうる可能性があることは否定できないと考えられる。もっとも、学習データ作成者、チューニングを行った者等が典型的にすべて共同発明者となりうるということではなく、あくまでも個々の発明の具体的手段の実現に際して、当該データやチューニングが特許発明たる学習済モデルの技術的特徴の具現化や実現手段としてどの程度関わっているのか、他の発明者といかなる関係性にあるのかといった点も考慮されたうえで発明者該当性が判断されることになるものといえる。

すなわち、現行特許法の解釈論による限り、発明者（共同発明者）に包含されうる対象主体の範囲は潜在的にはかなり広くなり、個々の発明の創作過程によっても大きな差異が生じうるため、共同発明に係る持分関係が不明確となることが懸念される。この点、所期の技術的効果を実現する因果関係があらかじめ明確であることを前提に設計される、従来のソフトウェア関連発明の場合と比べると相当に異なるようにおもわれる。このような事態を避けるために、学習データの作成に用いるデータ取引段階で、当該データを用いて生じうる特許を受ける権利の持ち分の扱いについて事前に定めておくことが実務的には望ましいといえるのかもしれない⁽⁵⁵⁾。

また、学習データやチューニングについて、具体的にどの学習データやいかなるチューニングが学習済モデルの技術的特徴（いわば有効な特許発明を裏付けている技術思想）を形成することに実質的に寄与しているのかということ把握することが必ずしも明確にできるとは限らない。将来的な可能性としては説明可能なAI（explainable AI）⁽⁵⁶⁾の実現によって、ある程度は解消されうる余地はあるかもしれない。とはいえ、そもそも、機械学習・深層学習技術における発明者に位置付けられる創作者の拡がり自体が現行特許法における発明者概念と調和していない側面が少なからずあるのではないかと考える。

このような理由として、例えば、従来のソフトウェア関連発明では、特許発明に対応するシステムについては、その実装レベルでの創作行為、例えば具体的なコード化（プログラミング）の作業を行っている者まで発明者に包含されると解されることは一般的には考えにくかったといえるところ、機械学習技術では、当該部分に近い位置付けにあるとも評価しうる学習データの作成者やチューニング等を行う者も発明者と評価しうる余地が生じているという差異がみられることが指摘できよう。すなわち、機械学習技術の場合、よりトライアルアンドエラーの性質が強く、技術の実装と技術思想自体の創作の距離が近く境界線が明確ではない、という捉え方をすることもできるかもしれない。また、入力出力関係の相関関係が本当にあるのかが定かでない段階からトライアルアンドエラーでモデル作りが開始されることが少なくないと考えられ

(55) 経済産業省「AI・データの利用に関する契約ガイドライン（平成30年6月）AI編」50頁。ただし、学習データの利用条件といった点に主眼が置かれており、学習データによって生成したモデルに対する共同発明の取扱いという発想はみられない。

(56) 瀬光孝之ほか「機械学習モデルの解釈性に関する最新動向」電子情報通信学会誌102巻10号973頁以下、原聡「機械学習における解釈性」人工知能33巻3号366頁以下（https://www.ai-gakkai.or.jp/my-bookmark_vol33-no3/）

ることから、因果関係・論理的関係性が予め構築されていることを前提として、それを実用へ向けた実装とある程度峻別して構成される従来型の発明と本質的に大きく異なる部分があるようにも考えられるのである。

3-3 記載要件

特許法が定めている記載要件とは、特許請求の範囲及び明細書における記載に係る要件として位置付けられ、法36条3項-6項の各要件に規定され、実質的には、「発明の詳細な説明」の記載内容についての評価に係る要件たる実施可能要件（法36条4項1号）、「特許請求の範囲」と「発明の詳細な説明」の記載のバランスについての評価に係る要件たるサポート要件（法36条6項1号）が中心となる。

特許権が付与される発明（特許発明）については、十分な法的保護を付与する一方、その発明内容を速やかに社会に公開することによって、優れた技術的知見の利用促進や技術知識の豊富化による技術開発への基盤を提供することが期待される。さらに、それらを通じて一層の産業発展に寄与することを目的とする特許制度の趣旨からも、特許法が規定する記載要件は、特許発明の社会への開示の主要な役割機能を担っていると理解することができよう⁽⁵⁷⁾。

他方、これらの要件で担保されるべき特許発明の社会への開示の程度については注意を要する。すなわち、これらの要件によって要請される開示内容の程度は、特許発明についての具体的な実施品を製作することや商品として実用可能な段階まで具現化を実現できるまでの詳細な情報を記載して開示することまでは当然ながら要求されているものではないと解される。当業者が技術常識を基に、技術的思想としての特許発明の内容について十分に把握しうるに足ると評価できる開示が明細書でなされていることをもって充足するものと理解されるべきであって、過度の開示を法律上要求することは、却って、優れた技術の模倣的利用を促進する結果を招来するだけとなり、特許制度自体がその本来の目的と役割機能を失うことになりかねないという側面を併せて有しているのである。

実施可能要件について判例の理解としては、例えば、知財高判・平成27年10月13日・平成27年（行ケ）10021号が「特許法36条4項1号は、明細書の発明の詳細な説明の記載は、「その発明の属する技術の分野における通常の知識を有する者がその実施をすることができる程度に明確かつ十分に記載したもの」でなければならないと定めるところ、この規定にいう「実施」とは、物の発明においては、当該発明にかかる物の生産、使用等をいうものであるから、実施可能要件を満たすためには、明細書の発明の詳細な説明の記載は、当業者が当該発明に係る物を生産し、使用することができる程度のものでなければならない。」と示しており、サポート要件については、偏光フィルム事件知財高裁大合議判決⁽⁵⁸⁾が、「特許制度は、発明を公開させることを前提に、当該発明に特許を付与して、一定期間その発明を業として独占的、排他的に実施することを保障し、もって、発明を奨励し、産業の発達に寄与することを趣旨とするものである。そして、ある発明について特許を受けようとする者が願書に添付すべき明細書は、本来、当該発明の技術内容を一般に開示するとともに、特許権として成立した後にその効力の及ぶ範囲（特許発明の技術的範囲）を明らかにするという役割を有するものであるから、特許請求の範囲に発明として記載して特許を受けるためには、明細書の発明の詳細な説明に、当該発明の課題が解決できることを当業者において認識できるように記載しなければならないというべきである。特許法旧36条5項1号の規定する明細書のサポート要件が、特許請求の範囲の記載を上記規定のように限定したのは、発明の詳細な説明に記載していない発明を特許請求の範囲に記載すると、公開されていない発明について独占的、排他的な権利が発生することになり、一般公衆からその自由利用の利益を奪い、ひいては産業の発達を阻害するおそれを生じ、上記の特許制度の趣旨に反することになるからである。」（下線部筆者）と

(57) これらの要件違反については特許無効事由とすることで、特許発明の技術的内容に係る適切な開示が担保されているともいえる。（公開代償説）

(58) 知財高判・平成17年11月11日・平成17年（行ケ）10042号・判時1911号48頁

しており、その判断基準については、「特許請求の範囲の記載が、明細書のサポート要件に適合するか否かは、特許請求の範囲の記載と発明の詳細な説明の記載とを対比し、特許請求の範囲に記載された発明が、発明の詳細な説明に記載された発明で、発明の詳細な説明の記載により当業者が当該発明の課題を解決できると認識できる範囲のものであるか否か、また、その記載や示唆がなくとも当業者が出願時の技術常識に照らし当該発明の課題を解決できると認識できる範囲のものであるか否かを検討して判断すべきもの」としている。

そこで、機械学習・深層学習関連発明のクレーム・明細書記載要件を巡る課題について、以下検討する。

まず、機械学習・深層学習技術の特徴としては、これまでの検討から、現状における機械学習モデルの構築に際して、学習のベースとなる機械学習アルゴリズムに加え、入力出力の間の相関関係、学習データや学習方法・チューニングといった多岐にわたる要素が技術的思想の実現にとって極めて重要な役割を果たしていることは明らかといえる。このため、これらの要素についても、クレームや明細書においてある程度の記載が担保されない限り、特許法における記載要件の役割たる発明開示機能がそもそも果たされなくなることが懸念される。

これに対して、従来のルールベースのソフトウェアの場合は、基本となるアルゴリズムを基に、その技術的思想についてはおおむね規定されうるものと考えられる。したがって、課題解決や技術的效果を実現するためのアルゴリズムの考え方やフローチャートといったものがある程度明細書において開示されていれば、具体的に、いかなるプログラミング言語を用いてどのようなプログラミングによってコード化することによって実装されるのかといった事項まで記載されることはクレーム・明細書において必ずしも要求されないものといえる。具体的なシステム構築例のようなものやコードによる実装例等が明細書に記載されている方が発明の社会への開示という意味ではより望ましいとは考えられる⁽⁵⁹⁾ものの、システム構築に係る専門家を当業者とすれば、これらの開示が必ずしも実施可能要件充足にとって必須とまではいえないようにも考えられるし、逆に過度の開示を要求することによって、競業者間での模倣的利用の拡大も懸念されることも当然ながら否めない。

これに対して、機械学習・深層学習関連発明としての学習済モデルが特許発明であることを前提に考えた場合、以下、実施可能要件充足に必要な明細書記載事項における課題について検討する。

従前のルールベースのソフトウェア関連発明に比べて、機械学習・深層学習技術によるソフトウェア関連発明については、フローチャートを記述するだけでは、「当業者」とおぼしき者であっても、特許発明が実現したとする技術的效果を現実に実装できるか否かを把握することは容易ではなく、ルールベースのソフトウェア関連発明に比べて、この点では、原則としては、より詳細な記載が要請されるべきものと考えられる。そもそも、入力出力間の関係性すなわち相関関係が明らかにされない限り、そもそも学習のためのベースとなる適切な機械学習アルゴリズムの選定もできないと考えられるため、この点についての記載は実施可能要件充足のためには欠かせないものといえるであろう⁽⁶⁰⁾。

学習データについても、学習済モデルの具体的な動作を規定するという意味ではどのような内容、量、質のデータを用意して学習を行うことによって所期の学習済モデルが形成されうるのか、明細書にある程度記載されない限り、概念的にクレームで特定された学習済モデルが所期の課題解決を実現できるのか、あるいはそもそも再現可能であるのかということの見通しすら担保されないように考えられる。また、学習方法やパラメータのチューニングといった事項については、明細書で抽象的に記載されたとしても、その前提条件等についても併せて明らかにされない限り、現実にクレームに記載された学習モデルを再現して課題解決を図ることすら担保できないようにも考えられる。また、仮に再現できるとしても、当業者に過度の負担を要

(59) 平嶋竜太「ソフトウェア関連発明と知的財産法—特許法による保護とイノベーション促進の調和の視点から」、渋谷達紀ほか「知財年報 2006」(別冊 NBL116 号) 255-270 頁

(60) 特許庁・前掲注 22・附属書 A 1. 発明の詳細な説明及び特許請求の範囲の記載要件に関する事例集 事例 46-51 で挙げられている例のほとんどすべてが、この事項の記載を問題とした設例となっている。他方で、学習データや学習方法の記載の程度と実施可能要件充足の関係についての設例は全く見られない。

する事態も生じることが考えられる。このため、少なくとも、入力出力間の相関関係以外にも学習データ、学習方法、チューニング等の事項等について明細書による何らかの開示がない限りは実施可能要件の充足を肯定することは困難となることもありうると考えられる。

しかしながら、実際に作成された学習済モデルの生成過程や学習データの内容等を網羅的かつ必要的に記載することをもって実施可能要件充足の基準とすることは、従来のソフトウェア関連発明における発明開示と比べてもバランスが悪く、明細書開示において、事実上、機械学習モデル開発のノウハウ公開を強いることにもつながると考えられるため、妥当ではないと考える。とはいえ、反面では機械学習・深層学習技術の特徴として再現性の担保は大きな課題であることから、実施可能要件の役割を維持しうる適正な記載の水準をどのように画定すべきか極めて困難な課題となってくる。

その意味では、機械学習・深層学習技術とは、その性質は生物関連発明に近似する部分があるようにも考えられる。そこで、実施可能要件を担保するために、生物関連発明を対象として置かれている寄託制度に相当する仕組みを当該技術分野の発明に対しても新たに創設するというアイデアも想起されるところでもある。しかしながら、寄託制度自体がそもそも発明開示機能としての役割を果たしているのかも含めて、現実的な実効性を考慮すると困難といわざるをえないだろう。

次に、機械学習・深層学習技術の特許出願におけるサポート要件充足について検討する。サポート要件充足には、明細書記載内容とバランスが取れたクレーム記載内容が要求されているところ、クレーム文言では概括的・包括的な文言記載をしているものの、明細書においてはクレームに係る学習済モデルを実現するために必要な学習データや機械学習アルゴリズムの構成、学習方法、チューニングといった事項について具体的な内容の記載が十分になされていない場合にサポート要件を充足しているものと評価しうるのか否かという点が大きな課題となると考えられる。

一般的には、抽象度の高いクレーム記載では、それに対応して明細書記載における詳細な発明内容についての開示がない限りサポート要件充足を肯定することは困難なものと考えられるところであるが、機械学習モデルの場合、学習データや学習方法、チューニング等、発明の技術的效果を発現させる上での変動要素が極めて多岐にわたっているため、クレームにおける発明記載においても、ある程度は抽象的・概括的な記載とならざるを得ない側面もあるように考えられる。この点は、ルールベースのソフトウェア関連発明においても同様の部分はあるといえよう。しかしながら、サポート要件充足の原則に沿って、明細書記載における発明内容開示の枠内でクレーム記載を行うとなると、逆に、学習データや学習方法、チューニング等、発明の技術的效果を発現させる上での変動要素についてまで、詳細にクレームで特定せざるを得なくなってしまう、権利範囲に幅を有する有効な特許権を維持すること自体がほとんど困難になってしまうという事態が生じうるものと考えられる。

また、裁判例では、サポート要件充足については、当業者の「技術常識」を基に判断するとされているが、機械学習技術分野における「技術常識」というものは、現状では非常にバラツキが大きいと考えられ、平準化されていないために、予測可能性のある判断を行うことに困難が伴うものと考えられる。例えば、当業者にとって課題解決可能と認識しうる学習データのふれ幅の範囲を客観的にとらえること自体が非常に困難であると考えられる。そもそも機械学習・深層学習技術とは、トライアルアンドエラー型の性質が強い技術と理解されるため、当業者の技術常識で事前に認識しうる範囲というものは本来的にあまり広くなり得ないようにも考えられる。そうすると、従来におけるサポート要件充足の原則的な考え方の下でのクレーム記載とするためには、学習データや学習方法、チューニング等、発明の技術的效果を発現させる上での変動要素等について限定する記載として幅を狭くせざるを得ないようにも考えられる。

以上のような記載要件を巡る課題を検討する限り、機械学習・深層学習関連発明については、現行特許法の下での記載要件との親和性は低いものと考えられ、特許法による効果的な保護に制約が生じるようにも考えられる。そこで、現行法の解釈論を超えて、開示要件の原点に立ち返って、立法論・制度論についても取り組

む必要性が生じよう。AI技術と記載要件の関係に関する外国の学説としても、AI技術の再現可能性が低い点をもって従前の特許法の開示要件がうまく機能しなくなり得ることを指摘して、具体的には、現在の特許法における開示要件が発明を再現可能な程度の開示を要求していることで、この種の発明に過度に負担となること、他方、AIを活用した仮想的当業者によって当該発明の開示の十分性を評価するといった新しい開示要件の概念を提示しうる可能性も挙げて、発明開示と保護のバランスに立って、開示内容の再調整について法的手段と技術的手段の組み合わせによって実現されることを提案するもの⁽⁶¹⁾があつて、注目できるものといえる。

4 機械学習・深層学習技術を用いて生成された発明と特許法の課題

4-1 具体的にどのような発明がありうるのか

機械学習・深層学習技術を活用して生成されうる発明としては、現状では、化学・素材開発系⁽⁶²⁾・創薬系⁽⁶³⁾の分野における機械学習・深層学習技術を適用した発明創作へ向けた動きが活発であるものと考えられる。機械学習・深層学習技術を創薬に用いる場面として、薬剤の標的分子の探求、化合物のヴァーチャルスクリーニング、ディープラーニングによる構造活性相関を学習する方法、等々が考えられる。現時点ではAIを用いた創薬の成功例は未だない⁽⁶⁴⁾とされているものの、創薬開発の機械学習アルゴリズムのアウトプットとして得られた情報は、実質的には医薬という物の発明の創作過程において少なくない役割を果たすことも十分に考えられる。また、学習済モデルを動作させて得られるアウトプットが、プログラム等となる場合については、アウトプットそれ自体が特許発明としての要件を充足するものとなりうることも考えられよう。いずれにせよ、現状では、機械学習・深層学習技術を適用することで自然人による発明創作の主要な部分が代替されるという事態が生じた仮想的な状況を基に、現行の特許法の下で考えられる課題について、以下、検討を試みるに留まる。

4-2 進歩性

進歩性要件に関連して、公知技術の情報を基に学習済モデルをツールとして生成された発明については、進歩性要件を充足しうるのかという問題が考えられる。

ルールベースのソフトウェア関連発明と異なって、機械学習・深層学習技術の場合、現状では「ブラックボックス」化している学習済モデルによって入力に対応して出力が生成されることになることから、特許庁審査基準における「進歩性要件」充足判断の典型手法とされている（引用発明からの）「論理付け」ができないような（つまり容易想到ではないような）出力が学習済モデルによって生成される可能性は理論的には否定できないものと考えられる。すなわち、学習済モデルによるプロセスを仮にも自然人たる当業者が代替したとしたら容易想到ではないと評価されうるような技術情報が出力として生成された場合、それが自然人によってなされていない以上は容易想到と評価するのか、あるいは、自然人を基準としてやはり容易想到ではないと評価すべきなのか、その判断はいかなる根拠によるのか、といったことが本質的問題であると考え

(61) Frueh, Alfred, Transparency in the Patent System—Artificial Intelligence and the Disclosure Requirement (January 3, 2019). Forthcoming in: Žaneta Pacud and Rafał Sikorski (eds.), Rethinking Patent Law as an Incentive to Innovation, 2019. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3309749>

(62) 独立行政法人情報処理推進機構・前掲注6・269頁、特許庁「特許・実用新案審査ハンドブック」物質探索の手段、適切な成分配合、特許庁・前掲注22・附属書A 1. 記載要件（特許法第36条）に関する事例集 事例51

(63) 独立行政法人情報処理推進機構・前掲注6・247-248頁、AIを用いた医薬品開発の特徴分析について、Lou, Bowen and Wu, Lynn, Artificial Intelligence and Drug Innovation: A Large Scale Examination of the Pharmaceutical Industry (January 24, 2020). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3524985>, アメリカにおける特許法をめぐる議論として、Kavusturan, Elif, Reforming U.S. Patent Law to Enable Access to Essential Medicines in the Era of Artificial Intelligence (March 15, 2020). Northwestern Journal of Technology and Intellectual Property, Forthcoming. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3587523>

(64) 田中博「AI創薬・ビッグデータ創薬」199-204頁

られる。

解釈論上は、進歩性要件評価の大前提として、自然人にとっては容易想到ではないと評価されうる過程であっても自然人でない学習済モデルによってなされている以上は、そもそも進歩性要件充足の前提を欠いているという考え方もありうるかもしれない。すなわち、自然人の創作でなければ、そもそも論として特許法の下での法的保護の前提を欠く（創作過程重視）という発想から導出されることになる。

学習済モデルを用いることによって、例えば、当業者であっても現実的に実験等の網羅的検証が実質的に不可能であるものを系統的かつ短時間で処理して結果を提示することで特許発明に相当する生成物を得ることが可能となりうるかもしれない。とはいえ、機械学習・深層学習技術を用いた新たな技術開発の手法が実用化できるのか否かということがまずは問題となるのであって、一旦実用化できれば次はどこまで大規模かつ網羅的に行うかという開発資源（≒コスト）の制約の問題にもっぱら遷移するのであって、当業者にとっての創作の難易という概念自体がもはや妥当に適用する部分は少なくなってくるようにも考えられる。考えられるとすれば、機械学習・深層学習技術を用いた開発手法自体の構築の容易性であるが、これは機械学習・深層学習技術によって生成された発明についての進歩性要件評価の問題とは別問題であると考えられる。

そうすると、学習モデルによって生成された技術情報の進歩性要件充足を肯定しうる合理的根拠としては、技術的思想の創作としての価値（従前容易に創作することができなかったということ自体）をもって法的保護の価値があるとするのか、あるいは生成された技術情報によって実現される技術的効果が高い場合にその事実自体をもって法的保護の価値があるとするのか、いずれにウエイトを置くのかという違いはあるが、「創作」された結果を重視して保護すべき（創作結果重視）というところにその正当化根拠を見出さざるを得ないかもしれない。

しかしながら、進歩性要件の役割機能とは、従前容易に創作することができなかったという事実状態自体を法的に称賛して保護することを目的とするものではないと考えられるし、技術的効果の高低だけを振り分けるものでもないであろう。むしろ、特許法上の保護を積極的に付与しなくともいずれ創作されうるような発明には敢えて保護を付与する必要性は存在しないことから、それを直截的にスクリーニングする役割機能が中心的なものと考えられる。このような考えによれば、学習済モデルを用いることでいずれは生成されうるような技術情報に対しては特許法上敢えて積極的な保護を付与する必要性はないという方向性の結論となって、進歩性要件こそがまさにこのようなスクリーニング機能を担うべきものとして、解釈論として再構成すべきではないのかとも考えられる。すなわち、「技術開発の状況を踏まえて機械学習・深層学習技術を用いて当該技術情報を生成することの容易性」及び「そのような開発に要するコストや資源が当業者に及ぼす影響」といった要素を基にした評価へとシフトせざるを得ないようにも考える。

ただし、このような考え方によると、「技術開発の状況を踏まえて機械学習・深層学習技術を用いて当該技術情報を生成することの容易性」という問題は、要するに学習済モデル自体の作成に関する進歩性評価にほぼ連動する問題となってしまふと考えられるし、「新たな技術情報を生成するような機械学習・深層学習技術の開発に要するコストや資源が当業者に及ぼす影響」という問題は、結局のところ、開発投資の保護のような考え方に近接してしまふ、現行法の進歩性要件の基本的な考え方と比べてかなり変質してしまふのではないのかとも考えられる。

欧州法における学説として、AIによる特許発明における inventive step に関して、当該発明の領域において、AIを利用した技術開発が通常の技術的手段ではないと評価されるのか否かという評価段階を踏まえて、inventive stepの要件充足判断をする際の当業者概念に変化を加えるという考え方を提案するもの⁽⁶⁵⁾がみられる。

当面のところ、現実の事案に沿って、このような問題を検討するに際しては、まずは、当該「発明」の創

(65) Ramalho, Ana, Patentability of AI-Generated Inventions: Is a Reform of the Patent System Needed? (February 15, 2018). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3168703> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3168703>

作過程において学習モデルが果たしている役割がどのような位置付けとなっているのか、学習済モデルにどのようなデータ入力されて学習され、どのようなデータが生成されたのか、といった点について明確にされたうえで、その内容・程度によって結論の方向性が大きく変わってくるようにも考えられる。

現状の技術を前提とした機械学習・深層学習発明の進歩性判断については、学習済モデルの生成・利用が最も重要な要素となってくるものの、優れたパフォーマンスを呈するモデル作成において、学習データ、チューニングといった要素がもたらす影響は少なくないと考えられる。そして、モデル形成に利用されている機械学習アルゴリズム（≒予測アルゴリズム、推論アルゴリズム）自体は公知のものが多く、また、深層学習化した場合の計算量圧縮等の技術的手法としても、例えば畳み込みニューラルネットワーク（CNN）のように、既に公知となっているものが多いようである。そうすると、機械学習技術・深層学習技術を活用して生成された「発明」とされるものについては、ベースとなる機械学習アルゴリズムの選定、適用する学習データの内容やチューニングといった領域に限って新規な要素が認められる場合が少なくないのではないかと考えられる。具体的には、公知の機械学習アルゴリズムを用いて、従来用いられていなかった新規なデータ等を用いて形成された学習済モデルについてはそもそも進歩性要件を充足しうるのかといった問題が考えられるところであるが、進歩性要件の一般的な考え方を前提とする限り当業者に創作容易として進歩性は否定される可能性が高いようにも考えられる⁽⁶⁶⁾。

他方、ほとんど同種のデータを用いる学習モデルであっても、学習データの質や量、チューニングの手法如何によって、形成された学習済モデルの技術的效果が飛躍的に異なってくるという可能性は少なくないと考えられる⁽⁶⁷⁾。このように、用いる機械学習アルゴリズムは同じでも、学習データやチューニングを変化させることによって、形成される学習済モデルに顕著な技術的效果の差が生じうるという点は、既存のルールベースのソフトウェア関連発明とは異なった、特徴的な技術進歩の形態であるように考えられる。このため、進歩性要件充足の判断手法を従来の技術分野と同様の考え方で適用すると、機械学習・深層学習関連発明における固有の技術成果が特許法の保護からこぼれ落ちてしまう可能性も高いといえる。このため、機械学習・深層学習技術分野における進歩性要件の固有の解釈として、技術的效果による差異にウエイトをかけた解釈の意義は大きくなるものと考えられる。現状でも、審査基準における「進歩性が肯定される方向に働く要素」として、「有利な効果」が挙げられているところではあるが、この要素の評価がどの程度ウエイトを置かれるのかということにもよるであろう。私見としては、技術分野における特異性として、少なくとも当該技術分野における進歩性要件の評価に際しては、技術的效果を重視する解釈をとる必要性は高いものとする。もっとも、その前提として、技術的效果を認識しうるに足りる十分な記載が明細書においてなされているということが表裏一体の問題として存していることにも併せて留意すべきであることはいうまでもない。

4-3 発明者

機械学習・深層学習技術によって「発明」が生成（「創作」）されるとした場合に、その発明者はだれか、という問題も検討課題となりうる。これまでの検討から明らかなように、この問題は現状の技術を踏まえた議論というよりも、将来的に生じる現象を前提とした仮想的な状況を念頭に置いた議論であることには留意を要する。とはいえ、外国法ではAIと特許法の典型論点のようで比較的良好にみられる議論といえるのであって、以下、アメリカ法における議論を中心にいくつか提示する。

まず、Machine そのものを発明者の立場に捉える立場⁽⁶⁸⁾がある。すなわち、AI創作物についての特許法

(66) 例えば、特許庁審査基準における「進歩性が否定される方向に働く要素」である、「主引用発明からの設計変更等」、「先行技術の単なる寄せ集め」等に、少なくとも「形式的には」該当することも多いように考えられる。

(67) 特許庁審査基準が提示しているAI関連発明における進歩性判断例においても、機械学習アルゴリズム及び同種の学習データを用いた学習済モデルであっても、導入する学習データやチューニング方法の差異によって顕著な技術的效果が発現した場合の進歩性要件の評価について、明らかにされていない。

(68) Ryan Abbott, I Think, Therefore I Invent: Creative Computers and the Future of Patent Law, 57 B.C.L.Rev 1079 (2016)

による保護について、コンピュータ（ソフトウェア）の発明者としての地位を肯定的に捉える立場といえる。デフォルトルールとしては、当該コンピュータ（ソフトウェア）の保有権原（ownership）を有する者が発明者としての地位を獲得することとして、関連するステークホルダー間の契約で調整すればよいという発想といえる。

創作を行わせるユーザを発明者とする立場⁽⁶⁹⁾もある。この説では、完全にAIにより創作された発明を前提として、誰に発明者としての地位を付与することが、経済学的効率性が最適であるのかという観点から検討を行い、AIを用いて創作を行わせるユーザたる主体が成果物たる特許を得るものとするのが望ましいとの提案をする。

基本的に発明者は存在しないと見る立場⁽⁷⁰⁾としては、AI技術によって、特許法の保護対象たる発明に相当する創作をなすうることについては肯定的にとらえつつも、特許法がこのようなAI創作による「発明」について保護する必要はないし、これまでの特許法による発明保護の考え方はそもそもこのようなAI創作による発明については妥当しないと見る。その論拠の一つとしては、AIによる創作は、プログラム開発者やデータ提供者、学習訓練を行う者、システムの所有者・管理者、等々極めて多岐にわたる者が関与しているというマルチレイヤーモデルの下で生み出されるものであることから、単一の発明者による創作を前提とした現行特許法の仕組みは妥当しないと見る。

人間の介在程度次第とする立場⁽⁷¹⁾としては、コンピュータ創作発明の特許法による保護を検討する上で、発明創作における人間の介在（human intervention）の程度を判断するフレームワークを整えることの重要性を指摘する。

異なる観点から投資保護主義への転換を示唆するもの⁽⁷²⁾は、イタリア法の下でのAI生成発明の保護について検討したうえで、基本的にはAI生成発明の特許法による保護には肯定的立場を採るものの、特許法が発明者主義から投資保護主義へ基本思想の大転換を図る必要があることを指摘している。

これらも参照しつつ、以下検討する。

機械学習・深層学習技術を用いることによって、特許法上の発明に相当する技術情報がある程度自動的に生成されうる場合であっても、機械学習モデルによる出力を生成するまでの過程において人間がある程度介在している（つまり完全に自律的でない）範囲であれば、その出力については機械学習モデルの作成に介在した人間による創作行為の産物として評価しうる場合が多いものとする。

まず、現状の機械学習・深層学習技術の下では、未だ、人間による開発をサポートするツールとして位置付けられるものに留まっていると考えられるため、学習済モデルのアウトプットとして特許発明に相当する技術情報が生成しうるような場合であっても、当該特許発明の発明者については、そのような形でのアウトプット生成のために必要とされた学習データの作成や学習モデルを含めた全体の創作過程の構築等に関与した者を中心に発明者として解することで足りるように考えられる。

先に検討したように、現行特許法における発明者概念としても、機械学習モデルは、特許発明を創作する上での具体化の一端を担っているに過ぎないと解されるのであって、着想については自然人によって創作され、その具体化の過程で学習済モデルが用いられたと解することで合理的な説明が可能であるように思われ

(69) Schuster, W. Michael, Artificial Intelligence and Patent Ownership (March 1, 2018). 75 Washington and Lee Law Review, Forthcoming. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3132753>

(70) Shlomit Yanisky Ravid & Xiaoqiong (Jackie) Liu, When Artificial Intelligence Systems Produce Inventions: The 3A Era and an Alternative Model for Patent Law (March 1, 2017). 39 Cardozo Law Review, Forthcoming. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2931828> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2931828>

(71) McLaughlin, Michael, Computer-Generated Inventions (January 7, 2018). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3097822> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3097822>

(72) Banterle, Francesco, Ownership of Inventions Created by Artificial Intelligence (November 1, 2018). AIDA (2018). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3276702>

る。また、発明の具体化自体が着想自体に包含されていると評価しうる場合には具体化の作業自体は創作とは結び付いていないのであるから、着想提供者だけが発明者となるという考え方⁽⁷³⁾を基にすると、学習済モデルを用いた技術開発の場合、得られる成果についての着想自体が具体的なものであることも多いと考えられるところ、機械学習モデルが担う部分については具体化の作業としての局面にすぎず、そもそも発明者の対象範囲には包含されないと解される状況が多いのではないのかと考える。

ただし、学習済モデルを動作させて当該特許発明に相当する技術情報を出力させた者とそのような学習済モデル自体を開発した者に分けた場合に、後者について当該特許発明の共同発明者に包含されうる余地が残るのか、ということは検討の余地がある。これについては、現状でも特許発明である実験機器を単にツールとして別の特許発明を創作したとしても、実験機器の発明者が当該特許発明の共同発明者となり得るとは限らないように、異なる技術思想の創作過程に用いられることだけでは共同発明者たり得ないと原則的には解されるものの、学習済モデル生成に活用された学習データや学習方法・チューニングが、特許発明となりうる情報の生成に直接的に影響し、学習済モデル生成とその活用による技術情報の生成活動が密接に連携して行われていたと評価しうる場合については、ツールとして用いられた学習済モデル開発者についても共同発明者と解する余地が生じうることも否定できないようにも考えられる。

他方、将来的に、仮にも極めて「自律性」の高いアルゴリズムによって生成された場合には、当該アウトプット自体に人間の創作的関与自体が存在していると評価することが困難となる可能性が高くなるものと考えられる。しかしながら、このような場合については、上記の外国の学説でも議論がされているように、もはや現行の特許制度の枠組みを超えるものといえるのであって、基本的には、制度設計・立法論の問題として検討されるべきものと考えられる。

5 出願・審査過程への機械学習・深層学習技術の活用と法的課題

日本国特許庁では、人工知能（AI）技術の審査事務手続への積極的導入が検討⁽⁷⁴⁾されている。もっとも、当面のところ、電話質問対応や印影確認といった領域の実証・試行がなされるようであるが、将来的には、先行技術調査、発明の内容理解・認定、特許登録可否の判断といった作業についても AI 活用可能性の視野に入っているものといえる。新規性要件充足判断のうち、公知公用の時期に係る客観的な事実評価の部分については、機械学習・深層学習技術を駆使することによってある程度は可能かもしれないが、発明の同一性や容易想到性の評価という作業については、少なくとも現状の機械学習・深層学習技術によってなされる情報処理を前提とする限り、妥当な成果を得ることが可能であるのかという疑問も生じるところである。もっとも異なる観点からみれば、これらの技術を用いて妥当な判断結果を導出しうるような法的概念に、既存の法的要件の概念自体に対して修正を加えて制度設計を改めていくという発想へとシフトしてゆく可能性はあるのか、という新たな理論上の法的課題も認識しうるところであろう。

6 今後の展望—現行特許法との適合性の限界

以上の検討を踏まえると、現状における機械学習・深層学習技術を前提とした要素技術の特許法による保護を巡って、従来の技術とは異なる側面が明らかになったといえる。まず、学習データについては、その技術的重要性が大きい反面、現行特許法の下での直接的な保護については期待しえないものの、立法論として何らかの法的手当てを要するのか、あるいは当事者間における契約ベースを中心に不正競争防止法の下での保護で足りるのか、その限界線を明らかにする必要性という課題が認識される。また、記載要件については、

(73) 山田・前掲注 50・298-299 頁

(74) 特許庁総務部総務課「特許庁における人工知能技術の活用（平成 28 年度取組と今後のアクションプラン）」（平成 29 年 4 月）（https://www.jpo.go.jp/system/laws/sesaku/ai_action_plan/document/ai_action_plan/01.pdf）

少なくとも、機械学習・深層学習技術の技術的特性に適合した解釈論の構築や確実な技術情報開示を担保するための制度的手当の必要性が認識される。さらに、発明者概念については、着想と具体化を明確に分けるという従来からの特許法における発想自体と機械学習・深層学習技術との適合性は低いものであるように考えられる。

現行特許法では、従来、技術的課題の認識と解決の間で発明という技術的創作がなされるに際して、いずれの技術もある程度の基本的な原理に裏打ちされて演繹的に導かれるという性質を有していることを多分に前提とした制度設計となっており、このような性質を有する演繹的な技術開発については高い適合性を有する制度構造となっているものと考えられる。そして、創作過程としても、発明に係る技術分野の専門知識を有する者が結合し、知識を集約することで創作が行われるという、いわば「知識集約型」を前提としているように考えられる。この観点からも、当業者概念が比較的なじみやすいとも考えられる。

他方、機械学習・深層学習技術（あるいはその先の人工知能技術も含まれうるかもしれない）の特徴としては、技術的課題の認識と解決の間で技術的創作がなされるに際して、その基本的な原理は全くわからないという前提から出発して、入力と出力に関する関係性を導き出しうるデータを大量に集積・解析の上で学習データとして用いることによって、何とか技術的課題の解決への道筋を手探りで探求して、さらなる修正を加えることを繰り返して妥当な成果を見つけ出すという、帰納的な性質を多分に有しているといえるのであって、この点は、従前の技術創作とは大きく異なるように考えられる。そして、創作過程としても、発明に係る技術分野の専門知識を有する者が結合するのではなく、データの集積に特化する者、データ解析に特化する者、学習モデル構築に特化する者、等々それぞれのフェーズに特化して、いわば「知識分散型」を前提としているようにも考えられる。このため、従来の当業者概念という発想がかなり希薄となっているようにも考えられる。また、トライアルアンドエラーを基に技術開発がなされるという性質が強いという点では、医薬品関連発明は機械学習・深層学習技術とも近似性のある部分は見いだされるものの、非常に専門性の高い特定領域の知識を集約して創作がなされるという点では、機械学習・深層学習技術と比べて大きく性質を異にしているものと考えられる。

以上のような技術的特徴における大きな差異を踏まえると、機械学習・深層学習技術に対する現行特許法における適合性の限界は、表面的な問題ではなく、かなり本質的なところに根差しているようにも考えられるのであって、実務的な対応策以上に理論的探究を要するものといえる。