

AI・IoT技術によるビジネスモデルに対する 知的財産権

— 特許権による保護のためのクレームと明細書 —

弁理士 酒井 将行

目次

1. はじめに
2. フリー vs マネーフォワード特許訴訟とそれから想定される課題
3. 技術背景
4. 何を保護対象としてクレーム・明細書を作成すべきか？
5. クレーム等の作成上の論点
6. 考察
7. まとめ

1. はじめに

近年のICT（Information Communication Technology）技術およびコンピュータ技術・ソフトウェア技術の著しい発展に伴い、新たな産業革命とも呼ぶべき大きな技術上の動きが進行している。そのような技術を総括する名称として、ビッグデータ、IoT（internet of things）やAI（artificial intelligence）というような用語が、文献やネット上のいたるところで、言及されている。特に「ディープラーニング（深層学習）」と呼ばれる技術により、当面は不可能と思われていた、「囲碁」においてコンピュータが人間の最高クラスの実力者に勝利する、ということが現実のものとなったことは、専門家にとどまらず一般にもインパクトを与えた。人工知能が一早く人間のレベルに追いついた「将棋」の世界では、将棋の最高位である名人が、将棋ソフトウェアに敗れるという事態が発生し、将棋のインターネット中継では、将棋ソフトウェアにより先手および後手の現時点の有利・不利がリアルタイムに表示される、というような状況となっている。

本稿は、そもそも、AIおよびIoT技術について「特許明細書の記載要件と権利範囲の解釈」についての検討を目的とするものではあるものの、ビッグデータ、IoT、AIの分野において工業応用が具体化したのが、まだ新しく、十分な判例の蓄積もない現状から、その対象を以下のように、やや広めに解釈して検討をさせていただくことを予めお断りしておく。

すなわち、ビッグデータ、IoT、AIの分野において、「権利範囲の解釈」の問題とは、このような「新しい技術」を目の前にしたときに、まずは、弁理士として、その発明をどのように把握してどのようなクレームを作成すべきか、という問題と考える。このとき、弁理士としては、単に、「技術」としての把握だけでなく、ビジネスの観点の把握が重要であることはもちろん、判例等の蓄積が浅いだけに、将来、少なくとも起案したクレームの技術的範囲の解釈がどのように扱われる可能性があるかを予測することが、きわめて重要になる。

この点で、現時点では必ずしも根拠となる判例等が存在しない局面についても論考の対象としている点については予めご了解願いたい。また、紙数の関係から、IoT技術については、AI技術との関連においてのみ言及するものであることもお断りしておく。

2. フリー vs マネーフォワード特許訴訟とそれから想定される課題

「人工知能技術（機械学習技術）」が争点となる侵害裁判の判決⁽¹⁾が、2017年に出された。

2-1. 事案の概要

本件は、発明の名称を「会計処理装置、会計処理方法及び会計処理プログラム」とする発明についての特許権を有する原告（フリー株式会社）が、被告（株式会社マネーフォワード）による別紙被告製品目録記載の各製品（以下、順に「被告製品1」などといい、総称して「被告製品」という。）の生産等、並びに別紙被告方法目録記載の方法（以下「被告方法」という。）の使用が上記特許権を侵害していると主張して、被告に対し、特許法100条1項及び2項に基づき、被告による上記各行為の差止め及び被告製品の廃棄を求めた事案である。

なお、原告（特許権者）であるフリー株式会社（以下、「フリー」）および被告である株式会社マネーフォワード（以下、「マネーフォワード」）とも、いわゆる「クラウド型会計ソフト」（フリー株式会社は「会計ソフト freee」、株式会社マネーフォワードは「MFクラウド会計」）によるサービスを提供しているベンチャー企業であり、FinTech 関連企業同士の特許権侵害訴訟ということで有名となった事件である。

2-2. 対象特許および被疑侵害品

(1) 対象特許

係争の対象となった特許5503795号の請求項のうち、本件発明1は、物の発明であり、本件発明13は、方法の発明である。本件発明13については以下のとおりである。

- | | |
|-----|---|
| 13A | ウェブサーバが提供するクラウドコンピューティングによる会計処理を行うための会計処理方法であって、 |
| 13B | 前記ウェブサーバが、ウェブ明細データを取引ごとに識別するステップと、 |
| 13C | 前記ウェブサーバが、各取引を、前記各取引の取引内容の記載に基づいて、前記取引内容の記載に含まれ得るキーワードと勘定科目との対応づけを保持する対応テーブルを参照して、特定の勘定科目に自動的に仕訳するステップと、 |
| 13D | 前記ウェブサーバが、日付、取引内容、金額及び勘定科目を少なくとも含む仕訳データを作成するステップとを含み、作成された前記仕訳データは、ユーザーが前記ウェブサーバにアクセスするコンピュータに送信され、前記コンピュータのウェブブラウザに、仕訳処理画面として表示され、前記仕訳処理画面は、勘定科目を変更するためのメニューを有し、 |
| 13E | 前記対応テーブルを参照した自動仕訳は、前記各取引の取引内容の記載に対して、複数のキーワードが含まれる場合にキーワードの優先ルールを適用し、優先順位の最も高いキーワードにより、前記対応テーブルの参照を行う |
| 13F | ことを特徴とする会計処理方法。 |

(2) 争点

- i) 紛争の対象となったのは、マネーフォワードが自社のクラウド会計ソフト「MFクラウド会計」に、2016年8月から搭載を始めた「自動仕訳機能」である。フリーが、本件訴訟を提起したのは自動仕訳機

(1) 平成29年7月27日東京地判平成28年(ワ)35763号 特許権侵害差止請求事件「会計処理装置、会計処理方法及び会計処理プログラム事件」

能搭載開始から数ヶ月後であった。

自動仕訳機能とは、インターネットバンキングの取引履歴やクレジットカードの使用履歴などのデータを、インターネット経由でソフトが取り込み、さらに、最適な勘定科目を選んで仕訳をしてくれる機能のことをいう。クラウド型のサービスであって、ソフトでのサービスを提供する側のサーバにデータが蓄積され、その結果、インターネットの接続環境さえあれば、どこからでもアクセスできる、というサービスである。

- ii) 主たる争点は、「MF クラウド会計」が、被告製品及び被告方法が特許請求の範囲に記載された「テーブルを参照しているか否か」「優先ルールを適用しているか否か」、言い換えると、上記構成要件 13C および 13E（または 1C および 1E）を充足するか、という点であった。

2-3. 裁判所の判断

裁判所は、被告製品及び被告方法は、機械学習を利用して生成されたアルゴリズムを適用して、入力された取引内容に対応する勘定科目を推測しており、請求項に記載された優先ルール及びテーブルを利用するものではないとし、特許発明の技術的範囲に属しないと判断した。

「1 争点 1（文言侵害の成否）について

構成要件 13C 及び 13E について

ア 構成要件 13C 及び 13E の解釈

前記のとおり、本件発明 13 の構成要件 13C は、「前記ウェブサーバが、各取引を、前記各取引の取引内容の記載に基づいて、前記取引内容の記載に含まれ得るキーワードと勘定科目との対応づけを保持する対応テーブルを参照して、特定の勘定科目に自動的に仕訳するステップと、」というものであり、構成要件 13E は、「前記対応テーブルを参照した自動仕訳は、前記各取引の取引内容の記載に対して、複数のキーワードが含まれる場合にキーワードの優先ルールを適用し、優先順位の最も高いキーワードにより、前記対応テーブルの参照を行う」というものである。

…

そして、①テーブルとは、「表。一覧表。」（広辞苑第 6 版）の意味を有することからすると、本件発明 13 における「対応テーブル」とは、結局、「取引内容の記載に含まれうるキーワードについて対応する勘定科目を対応づけた対応表のデータ」を意味すると解されること、（下線及び斜体著者）

②仮に取引内容に含まれた 1 つのキーワード以外のキーワードも仕訳に使用するのであれば、「優先順位の最も高いキーワードを選択し、それにより対応テーブルを参照する」ことをあえて規定する意味がなくなるし、「対応テーブル」（取引内容の記載に含まれ得るキーワードについて対応する勘定科目を対応づけた対応表のデータ）をどのように参照するかも不明になること、

③本件明細書においても、取引内容に含まれた 1 つのキーワードのみを仕訳に使用する構成以外の構成は一切開示されていないこと、

…

以上の諸点を考慮して、上記構成要件の文言を解釈すると、結局、本件発明 13 は、「取引内容の記載に複数のキーワードが含まれる場合には、キーワードの優先ルールを適用して、優先順位の最も高いキーワード 1 つを選び出し、それにより取引内容の記載に含まれ得るキーワードについて対応する勘定科目を対応づけた対応テーブル（対応表のデータ）を参照することにより、特定の勘定科目を選択する」という構成のものであると解すべきである。」

（別紙）被告による被告方法の実施結果

「…入力例①及び②によれば、摘要に含まれる複数の語を入力して得られる勘定項目の各推定結果と、こ

これらの複数の語を適宜組み合わせた複合語を入力した場合に出力される勘定項目の推定結果を得たところ、複合語を入力した場合に出力される勘定項目の推定結果が、上記組み合わせ前の語を入力した場合に出力される勘定項目の各推定結果のいずれとも合致しない例(⑥⑦⑭)が存在する…」(下線及び斜体著者)

	摘要 (入力)	勘定科目の推定結果 (出力)
本取引①	商品	備品・消耗品費
本取引②	店舗	福利厚生費
本取引③	チケット	短期借入金
本取引④	商品店舗	備品・消耗品費
本取引⑤	商品チケット	備品・消耗品費
本取引⑥	店舗チケット	旅費交通費
本取引⑦	商品店舗チケット	仕入高

(太枠著者)

…

「さらに、入力例⑤及び⑥によれば、「鴻働葡賃」というような通常の日本語には存在しない語を入力した場合であっても、何らかの勘定科目の推定結果が出力されていること(本取引⑱ないし⑳)が認められる。」

…

以上のような被告による被告方法の実施結果によれば、原告による被告方法の実施結果を十分考慮しても、被告方法が上記アのとおりの本件発明13における「取引内容の記載に複数のキーワードが含まれる場合には、キーワードの優先ルールを適用して、優先順位の最も高いキーワード1つを選び出し、それにより取引内容の記載に含まれるキーワードについて対応する勘定科目を対応づけた対応テーブル(対応表のデータ)を参照することにより、特定の勘定科目を選択する」という構成を採用しているとは認めるに足りず、かえって、被告が主張するように、いわゆる機械学習を利用して生成されたアルゴリズムを適用して、入力された取引内容に対応する勘定科目を推測していることが窺われる。(下線著者)

…

(3) 小括

したがって、被告方法は構成要件13C及び13Eを充足しない。」

2-4. 本件訴訟による教訓

機械学習技術の使用の有無を判断するにあたり、以下の点が考慮されたものと考えられる。

- i) 非侵害の主張のために、被告が自身の「MFクラウド」で使用されるアルゴリズムの内容を証拠として提出するということにはなかった。その代わりに、入力データと出力データとの対比により、クレームされたような「テーブルの参照や優先ルールの適用」とは矛盾する関係が生じることにより、クレームされた技術の使用が否定される結果となった。(下線及び斜体著者)
- ii) (判決文からは判決に与えた影響は必ずしも明確ではないものの)、原告のフリー社が、「MF社が勘定科目提案機能に対して行った特許出願に係る提出書類一式」の文書提出命令の申し立てを行ったことに対して、特許法105条1項但書所定の「正当な理由」の有無についてインカメラ手続きを行ったところ、裁

判所は、上記対象文書には、被告製品及び被告方法が構成要件 1C, 1E, 13C, 13E, 14C 又は 14E に相当又は関連する構成を備えていることを窺わせる記載はなかったため、秘密としての保護の程度が証拠としての有用性を上回るから上記「正当な理由」が認められるとして、上記文書提出命令の申立てを却下した。

特に、i) は、技術的範囲に属さないとの主張の方法としては、他の案件でも有り得る対処ではあるものの、逆に、技術的範囲に属するとの主張のためには、どのような対処をとるべきか、という点について、課題を残したともいえる。一方で、本件のような事案において、ii) の 105 条の適用については、さらなる今後の課題といえる。

なお、裁判の中では、原告は、均等侵害の主張において、『被告が用いる機械学習のソフトウェアは「Microsoft Azure」であると合理的に解される』と主張したものの、被告は、これを否認して、それ以上の争点とはならなかった。「Microsoft Azure」は、マイクロソフト社が、クラウド上で機械学習のサービスを提供しているものであり、Web ブラウザーとインターネットに接続できる回線があれば、被告製品の生産が行われた時点で、機械学習を用いることをすぐに始めることができる、という状況であった。今後、この技術分野において侵害裁判が提起される場合には、このような技術の現状への考慮が不可欠であることも示唆している。

その結果、以下の諸点の検討が必要なことが明確になったといえる。

- (1) 「人工知能技術」の第三者による実施行為を特許権の侵害であるというためには、どのようなクレームの記載および明細書の記載が必要であるか？
- (2) ソフトウェア特許として考えたときに、特定の「人工知能技術」の実施の有無をいかに判断するか？または、実施の有無を判断できるための知的財産のフォーメーションとは何か？
- (3) 「機械学習ソフトウェア」は、第三者の提供するプラットフォーム上のアプリケーションフレームワークで構築される場合が圧倒的に多い。このようなフレームワークに存在する権利と、作成されたソフトウェアに対して取得する特許権との関係をどのように考えるべきか？

3. 技術背景

3-1. AI 技術の現状

人工知能ブームと呼んでもよい状況にあって、人工知能については、一般的な論調の文脈では「人工知能は人間を超えられるか？」というような、少なくとも現時点においては、やや極端ともいえるような内容が論点となっていることが多い。しかしながら、「現実世界の“技術”」を対象とする特許実務においては、むしろ、人工知能が、これまでの想定を超えるような領域であっても、着実に現実世界において使用されるようになっており、「現在または近い将来に現実使用される技術」としての人工知能の技術を、特許の対象としてどう捉え、どう保護するかを検討することがより重要と考えられる。

また、現実世界にあまねく存在する「物」からセンサ等により取得されるデータがインターネットを介して収集されることを目標とする IoT 技術は、これまでの「製造業」の業態における技術を単に向上させるというだけでなく、製造業を「サービス業」へと大きく変更し、ビジネスの展開の仕方自体に変革をもたらしつつある。

ここで、IoT の例としては、製造ラインからのデータをセンサによりリアルタイムで検知・収集・分析することで、製造効率の一層の向上とコスト削減を目指すドイツの「インダストリー 4.0」の取組みがある。

また、IoT による「サービス業」への転換としては、GE が自社の製造した航空機用エンジンについて、それに搭載するセンサから収集されるデータに基づいて、ユーザたる航空会社に対して、適切な運航計画作成のサポートを行うことを業としたり、タイヤメーカーであるミシュランが、業務用トラックなどのタイヤ

に対してセンサをつけてデータを収集することで、適切な時期にタイヤの交換をユーザーに対して促すというような「タイヤリース業」を開始しているなど、このような業態の変更の例については、その他にも枚挙にいとまがない。

IoT が普及するということは、当然ながら、それを介して巨大なデータが、いずれかの場所（少なくとも1ヶ所以上に存在する記憶装置）に集積されることを意味し、そして、そのような「ビッグデータ」の利活用には、人工知能技術は、今や不可欠なものとなってきているといえる。また、逆に、少なくとも現在のディープラーニングに基づくような人工知能技術では、人工知能を訓練する学習の対象としての「ビッグデータ」の存在が前提となっているという、逆の意味での関係性も存在する。特に、人工知能については、「第三次人工知能ブーム」という呼び方にとどまらず、一部の専門家からは、「インターネットの発明にも相当する」との意見から、さらには、「人類が農耕を始めた革命にも匹敵する」との意見まで出てくる状況ともなっている⁽²⁾。

これらの新しい技術に対して、知的財産および知的財産権をどう考えればよいのか、ということに関しては、たとえば、単に従来からいわれているような枠組みで「特許権」を取得すればよい、という状況ではなくなっているといえる。あるいは、この技術分野で活躍しようとするプレーヤーたる企業は、むしろ、従来とは違う「知的財産」あるいは「知的財産権」の戦略を構築しようとしていると考えるべき状況である。その点で、産業界においては、すでに、「データの利活用の自由度の確保」「標準化」「オープンソースソフトウェア（OSS）」さらには、人工知能やセキュリティといったIoTに必要な要素技術の開発やその使い方について「オープン&クローズの観点から知財戦略を見直し、進化させること」の重要性が指摘されている。

後述するように、ある意味で、「特許権での保護」を考えるべき対象は、むしろ「新規に創出された技術」に向かう傾向にあるともいえ、一方で、「ビジネスとしての保護」を考えるには、「特許だけでなく、広い意味での知的財産（あるいは知的資産）」の全体を考える必要が出てきている状況といえるであろう。

また、人工知能技術については、現在、その研究に携わる研究者・技術者の人数の爆発的な増加に伴い、研究や開発内容の公開、その実装、試作などのサイクルが、他の技術とは比較にならないくらい早いのが現状である。

かつては、たとえば、大学の研究者などから新たな技術に関する論文が発表されると、他の研究者は、論文に基づいて、独自にコーディングしてソフトウェアを実装し、その上で、自身の研究を進めるというようなスタイルが多かった。この場合、最初の論文に基づく、他の論文が出てくるのに、6ヶ月～1年程度は時間が必要になる。

しかし、現状では、論文は、arXivと呼ばれるインターネットサイトにまず公開され、ソフトウェアもGitHubなどのサイトで公開されて、オープンソースソフトウェア（OSS）としての実装ソフトウェアが公開されることで、第三者がそのソフトウェアの動作を確認することが可能となっている。早ければ、arXivでの発表から、OSSでの実装が公開されるまで数週間ということも、珍しくない。このような状況にあっては、人工知能技術に関わるビジネスを守る「知的財産（権）」をどのように考えるかについても、単に特許権に依存しない発想も必要になる。

3-2. 人工知能技術 特に 深層学習

人工知能技術のうち、いわゆる「ニューラルネットワーク」と呼ばれる技術の検討が始まったのは、1950年代にさかのぼる。ニューラルネットワークの研究では、「ニューラルネットワーク」に学習データを入力として与えて、正解に相当する「教師データ」を出力するように内部パラメーターを学習させるための「誤差逆伝搬法」（バックプロパゲーション）の論文を、1967年に甘利俊一が、すでに発表していた⁽³⁾ ことなど、

(2) 清水亮著「よくわかる人工知能 最先端の人だけが知っているディープラーニングのひみつ」（KADOKAWA 2016年）

(3) Shun-ichi Amari, "Theory of adaptive pattern classifiers". *IEEE Transactions EC-1*: 299-307 (June 1967).

日本人の研究者も重要な貢献をしている。

しかも、最近の画像認識技術等で使用されている「畳込みニューラルネットワーク (CNN)」の原型は、1979年に、すでに「ネオコグニトロン」⁽⁴⁾との名称で、NHKの福島邦彦により考案されている。CNNは、下図に示される人間の視覚野の認識を模した構成を有する。

畳込みニューラルネットワーク(CNN)

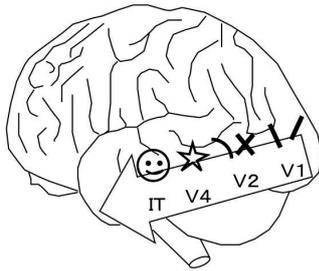
・画像認識等に使用されて、有名に…

人間の視覚野がモデル

・人間の視覚刺激

網膜→一次視覚野(V1)→二次視覚野(V2)→四次視覚野(V4)

→Inferior Temporal (IT) 野へ



・各領野の役割

V1 : 特定方向の線分に選択的に反応

V2 : 2本の線分を組み合わせた十字、コーナーや、渦巻き等に選択的に反応

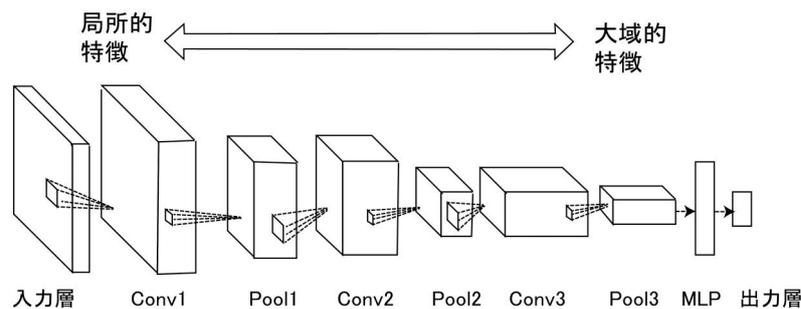
IT野: 顔などの複雑な形状に選択的に反応

→ 脳内では単純な形状(線分)から複雑な形状に階層的に認識を実行。

人間の視覚神経細胞においては、網膜(あるいは視野)の特定の位置に、特定の方向・太さの線分が提示されたときのみ選択的に反応するものがある。これを単純型細胞とよび、下図では、「畳込み層」で同様な機能が表現される。

これに対して、視野の中で、上記のような線分がどの位置にあるかにかかわらず反応する細胞もあり、これを複雑型細胞と呼ぶ。下図では、「プーリング層」で同様の機能が表現されている。

畳込みニューラルネットワーク(CNN)



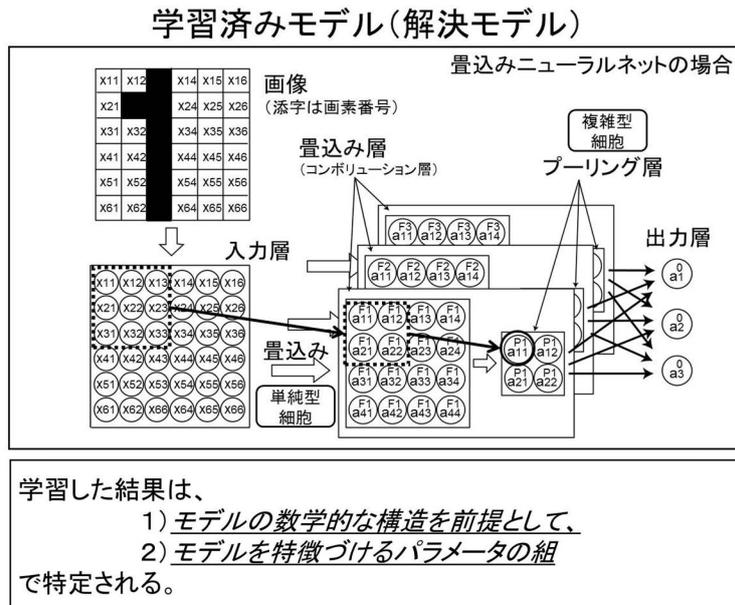
1) 実際に応用される「畳込みニューラルネットワーク」は、畳込み層とプーリング層とを交互に何層にも積み重ねたもの。

2) 入力層に近い側は、「低次の特徴(簡単な形状の部分)」を抽出し、出力層側になるほど「高次の特徴」を抽出。

(4) 福島邦彦著「位置ずれに影響されないパターン認識機構の神経回路のモデル --- ネオコグニトロン ---」1979年、電子通信学会論文誌 A, vol. J62-A, no. 10, pp. 658-665, Fukushima, "A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position". Biological Cybernetics 36 (4) : 93-202 (1980).

そして、このようなCNNに対して、画像認識のための学習を行うと、入力層に近い側は、簡単な形状を抽出（選択的に反応）し、出力側になるほど、より高次の特徴（たとえば、最終的には、その画像が何であるか）に選択的に反応するようになることが知られており、これが、まさに、人間の視覚情報の認識と対応している。

「畳込み層」と「プーリング層」とには、それぞれ、二次元的に配置されるニューロンと呼ばれる関数（非線形関数）に対応して「重み付けパラメーター」が配置されており、前の層の対応するニューロン（複数個）からの出力を受け取り、この重み付けパラメーターに従って、重み付けされた出力が、次の層の対応するニューロンの入力として与えられる、という構造となっている⁽⁵⁾。



「ニューラルネットワーク」では、一般には、いわゆる「教師付学習」が実行される。この場合は、「学習用データ」とは、「ニューラルネットワークへの入力となるデータ」と「当該入力データに対する正解のデータ」の対が、膨大な数だけ準備されたものといえる。たとえば、CNNにより、入力される「猫の画像データ」から、その画像が「猫」であるという出力を出せるようにするためには、一般には、膨大な数の「猫の画像データ」とその画像に対する「猫」というタグデータの組が必要になる⁽⁶⁾。Googleが、「猫の画像」を判別するCNNを作成し、人間以上の精度での判別を実現したときには、「インターネット上に存在する最も多い画像が猫の画像だからではないか」との見解があったほどである。

また、重要な点は、CNNなどの深層学習においては、パラメーターを学習する手続きは明確であっても、パラメーターが特定の値の組となる原理的な説明は困難であって、「学習済みモデル」は、「製造方法で特定する以外、物を特定できない、又は、特定する実際的な方法がないもの」といえることである。（下線及び斜体著者）

なお、現状では、機械学習の研究における重要なテーマの1つは、モデルの「汎化性能」の向上にある。

ここで、「汎化性能」とは、「訓練データで学習したネットワークモデルが実際に使用される時の推論精度の事であり、訓練データ以外の一般入力データに対する推論精度あるいは推論誤差を示す指標」のことである。

(5) 涌井 良幸, 涌井 貞美 著, 「ディープラーニングがわかる数学入門」(技術評論社 2016年)

(6) ここでは、直前の例と整合させるために、このような記載としている。ただし、Googleが実際に行ったのは、教師データのない「教師無し学習」で画像データを分類し、「猫の画像」がカテゴリ化されるというものであった。

深層学習では、モデルの階層を深くできるようになった分、モデルを表現するパラメーターの数も膨大（数万個～数百万個あるいは状況により1千万個以上の規模）となっている。このことは、モデルの自由度が高く表現能力も高くなることから、学習用のデータの範囲では、モデルが、ほぼ100%に近い精度で予測等を実行できるように学習できることを意味する。しかし、この場合によく知られている現象として、「過学習」または「過適応」という状況が発生しており、学習済みモデルが学習用データに含まれるノイズのような成分までも学習してしまい、学習用データ以外の入力データに対しては、著しくパフォーマンスが低下してしまう。

そして、ある条件の下で収集された学習用データの質やデータ数（たとえば、1万個、10万個、100万個…）によって、汎化の性能も変化し得ることには、注意が必要である。

単に、「汎化性能」の問題に限らず、「よいモデル」を作成するための学習用データの重要性については、強調してもしすぎることはないと考えられる。

（用語の定義）

ディープラーニング関連の用語の意義を定義しておく、以下のとおりである。

- ・「学習用モデル」とは、機械学習を行う際のモデルの数学的な構造をいい、特に、深層学習であれば、AIのプログラムの一種であるニューラルネットワークの数学的な構造（入力層、隠れ層、出力層の層内のノード数、層の数、畳込み層（または他の構造の層）の有無やその数等）で表現されるモデルのことをいう。プログラム又はハードウェアで構成される。
- ・「学習パラメーター（係数）」とは、各ニューロン間の結びつきの強さや演算中で使用するフィルタなどを特定するパラメーター（係数、いわゆる「重み」）の組合せ、をいう。
- ・「学習パラメーターセット」とは、学習済みモデル内のパラメーターの集合体、をいう。
- ・「学習済みモデル」とは、「学習パラメーター」が、学習処理の結果、特定のタスクを実行可能な値に設定されているものをいう。プログラム又はハードウェアで構成される。「学習用モデル」とは、学習用データを入力する前のパラメーターが未調整のモデル、をいうことになる。
- ・「アプリケーション（あるいはアプリ）ソフト」とは、学習済みモデルの出力を利用したプログラムのことをいう。

3-3. OSS との関係

人工知能技術については、いわゆるOSSに基づく「クラウド型サービス」として、すでに多くのベンダーがそのプラットフォームを提供している。

この結果、CNNに限らず、機械学習を実行する「学習処理のためのソフトウェア（プラットフォームとなり得る）」⁽⁷⁾と、機械学習を実行した結果生成される「分類・予測などを実行するための学習済みモデル」について、OSSとの関係を考慮することが必要となる。

たとえば、Googleの提供するGoogle Cloud Platformで使用されるソフトウェアのオープンソースライセンスであるApache2.0には、以下のようなOSSにおける特許権の行使の制限条項が存在する。これを考慮すると、そもそも、Apache2.0ライセンスの下で作成されているソフトウェアで構築された「人工知能プログラム」については、「学習処理のためのソフトウェア」は、OSSの下で開発が行われるというのが趨勢であり、特許権を取得することに意義があるのは、仮にあるとすれば、一義的には、たとえば、プラットフォームを提供する業者となる。

これに対して、より影響する範囲が広いのは、たとえば「学習済みモデル」について、特許出願人が特許

(7) 「分散学習」などと呼ばれる分散処理（複数の端末側でも学習処理の一部を実行する）も有り得ることは、明細書・クレームを作成する際には、留意が必要であろう。

権の取得を目指すことに意義があるのか、という問題であろう。

“ 3. 特許ライセンスの付与

本ライセンスの条項に従って、各コントリビューターはあなたに対し、成果物を作成したり、使用したり、販売したり、販売用に提供したり、インポートしたり、その他の方法で移転したりする、無期限で世界規模で非独占的で使用料無料で取り消し不能な（この項で明記したものは除く）特許ライセンスを付与します。ただし、このようなライセンスは、コントリビューターによってライセンス可能な特許申請のうち、当該コントリビューターのコントリビューションを単独または該当する成果物と組み合わせることで必然的に侵害されるものにのみ適用されます。あなたが誰かに対し、交差請求や反訴を含めて、成果物あるいは成果物に組み込まれたコントリビューション⁽⁸⁾が直接または間接的な特許侵害に当たるとして特許訴訟を起こした場合、本ライセンスに基づいてあなたに付与された特許ライセンスは、そうした訴訟が正式に起こされた時点で終了するものとします⁽⁹⁾。”⁽¹⁰⁾

たとえば、後述するような「学習済みモデル」が、Apache2.0ライセンスにおける「成果物」／「コントリビューション」に該当するのであれば、そもそも、「学習済みモデル」を作成する開発者が、「学習済みモデル」に対する特許権を有していたとしても、特許権を行使することができない状況が発生し得ることになる。

4. 何を保護対象としてクレーム・明細書を作成すべきか？

(1) AI・IoT技術とビジネス

IoT・AI技術によるビジネスに見える構図を考察するにあたっては、センサからのデータより特徴量を抽出する、いわゆる「エッジ」の処理、クラウド上で学習用データに基づいて学習用モデルを学習させて、「解決モデル（学習済みモデル）」を生成する処理、生成された解決モデルを用いた応用S/Wによる処理を、それぞれ、誰が担当するかを考慮することが必要である。

ここでは、特に上述したような「クラウド型サービス」により人工知能技術（ソフトウェア）に対するプラットフォームが提供されており、このような「プラットフォーム」を利用して学習させた「解決モデル（学習済みモデル）」を用いて、アプリケーションソフトウェアをソフトウェアベンダーが開発して、対応するサービスを提供するという形態を主として考えることにする。この場合、AI技術のビジネスの登場人物として、以下が想定される。

(8) 英語の原文では、“a Contribution incorporated within the Work”となっている。

(9) 用語の意義としては以下の通りとなっている。

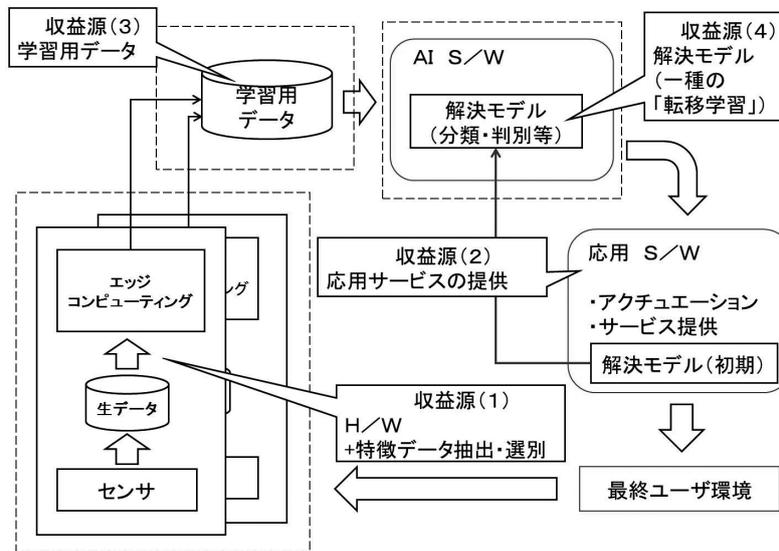
- ・「成果物」とは、ソース形式であるとオブジェクト形式であることを問わず、製作物に挿入または添付される（後出の付録に例がある）著作権表示で示された著作物で、本ライセンスに基づいて利用が許されるものを指します。
- ・「派生成果物」とは、編集上の改訂、注解、推敲など、成果物を基にして全体としてオリジナル著作物と呼べるような製作物全般を指します。本ライセンスでは、成果物や派生成果物から分離できる製作物や、成果物や派生成果物のインタフェースへの単なるリンク（または名前によるバインド）を、派生成果物に含めません。
- ・「コントリビューション」とは、成果物のオリジナルバージョンならびに成果物または派生成果物への変更や追加も含めて、著作権所有者あるいは著作権所有者が認めた個人または法人による成果物への組み込みを意図してライセンサーに提出される著作物全般を指します。この定義における「提出」とは、成果物を論じたり改良するためにライセンサーまたはその代理者により管理される電子的メーリングリスト、ソースコード管理システム、問題追跡システムといった、電子的方法、口頭、または書面で、ライセンサーまたはその代理者に情報を送ることを指します。ただし、著作権所有者が書面で「コントリビューションでない」と明示したものは除きます。
- ・「コントリビューター」とは、ライセンサーおよびその代理を務める個人または法人で、自分のコントリビューションがライセンサーに受領されて成果物に組み込まれた者を指します。

(10) https://ja.osdn.net/projects/opensource/wiki/licenses/Apache_License_2.0#h1Apache.20License.2C.20Version.202.0

- i) センサ等の情報を収集するためのデータの入り口となる部分を製造販売する者 A
- ii) 収集された「データ」を分析し、分類・予測等の処理を実行するための「人工知能技術」の（S/WおよびH/W）プラットフォームを提供する者 B
- iii) プラットフォームを利用して、「人工知能技術」を用いたアプリケーションを提供するソフトウェアベンダー C
- iv) 上記アプリケーションの納入を受けて、サービスを受ける最終ユーザー D

もちろん、技術の態様によっては、別の登場人物が現れる場合もあり得るし、あるいは、たとえば、BとCとが同一の者である、というような場合も想定され得る。ただし、以下では、A～Dがそれぞれ異なる主体であるものとして、議論を進めることとする。

IoT・AI技術によるビジネスに見える構図



そして、そのような登場人物間で想定される権利の衝突としては、たとえば、以下のような事例が考えられる。

- i) 最終ユーザー D の運営する場所から人工知能の学習のためのデータが収集される場合、ソフトウェアベンダー C は、当該データに基づいて「学習済みモデル」を生成し、完成したアプリケーションソフトウェアを、最終ユーザー D に納入することになる。この場合、「学習済みモデル」の権利は、C と D のいずれが保有するのかが問題となる場合。
- ii) B が特定の「人工知能技術」について知的財産を有する場合に、C が B の提供するプラットフォーム上で、「学習済みモデル」を生成し、アプリケーションを D に提供したときに、当該知的財産権が、C のビジネスに影響を与える場合。
- iii) B が特定の「人工知能技術」について知的財産を有する場合に、プラットフォーム提供者 B が類似のサービスを提供する他のプラットフォーム提供者 B' に知的財産権の行使を行うことが必要となる場合。
- iv) C が、特定の「人工知能技術」に基づくアプリケーションについて知的財産権を有する場合に、ソフトウェアベンダー C が類似のサービスを提供する他のソフトウェアベンダー C' に知的財産権の行使を行うことが必要となる場合（この場合、アプリケーションに対する権利を持っているのがユーザー D で

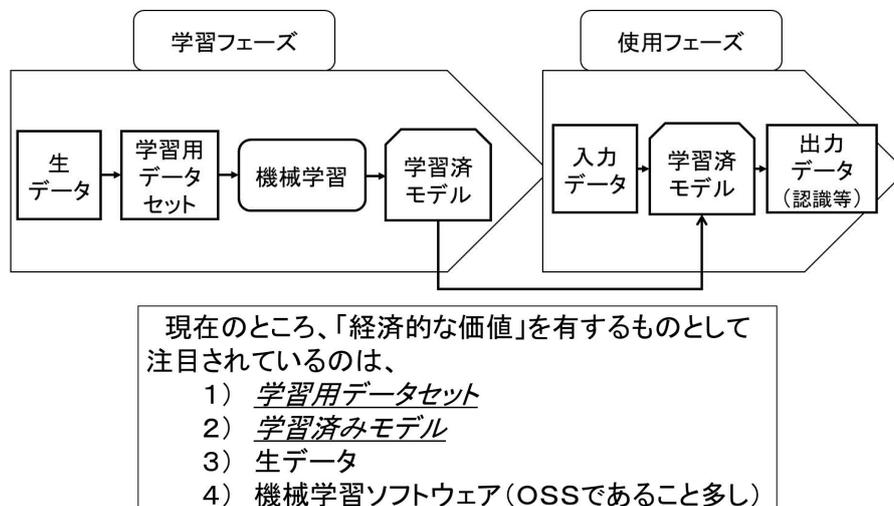
あるときは、Dの競業者D'が権利行使の対象ということもある)。

明細書・クレームを作成する場合は、特許を取得しようとする者は、このうちの誰であり、そして、特許権を取得して自身のビジネスを保護することを目指すのは、「誰のどのような行為なのか」を想定することが必要となる。

(2) 何を保護対象とするべきか？

上記のような構成を想定する場合、「経済的な価値」を持ち得るものとしては、下図のようなものが想定される。上図で「解決モデル」と記載したのは、機械学習の結果、予測や分類の処理をする部分のことをいい、下図に記載のように「学習済みモデル」とも呼ばれる。後述するように、「学習済みモデル」は、学習した特定のタスクに利用でき、単独で流通する可能性がある。

経済的な価値を持ちうるものは？



「学習済みモデル」については、独立して取引の対象となる可能性がある他、以下のように「転移学習」や「モデル圧縮」と呼ばれる技術が存在する結果、他の技術への転用・流用の可能性もあり得る。この点で、独立した「経済的な価値」を有し得る点でも、特に重要と考えられる。

「転移学習」⁽¹¹⁾とは、1つのタスクを学習したネットの重みを別タスクに転用する技術のことであり、ある1つの「学習済みモデル」の一部を、他の「学習」に転用することである。たとえば、CNNの学習済みモデルでは、下位層では基礎的特徴を学習するため、他のタスクにも流用でき、この他のタスクでは、限られた上位層のみを再学習することとすれば、学習用データとしては、小規模データで十分となるという特徴がある。この意味で、深層学習のニューラルネットワークにおいて、入力側のニューラルネットワーク（一般には、出力側から2層程度を削除して用いられることが多い）は、汎用性のある「特徴量抽出器」として機能するといえる。

大規模な環境で学習したディープニューラルネットワークを、携帯端末などのハードウェア資源の限られた環境で利用するために配布（配信）する際には、計算コスト、消費電力及びメモリ使用量などが技術的な課題となる。一方で、ディープニューラルネットワークのパラメーターは多くの場合で過剰であることが知

(11) 中山英樹著「深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習」http://www.nlab.cii.u-tokyo.ac.jp/pdf/CNN_survey.pdf

られており、データ量としては圧縮可能な場合がある。そこで、「モデル圧縮」とは、元の学習済みモデルのパラメーター量を圧縮する技術であり、1) 結合単位でパラメーターを削減する手法や、2) ユニット単位でパラメーターを削減する手法⁽¹²⁾や、3) 中間層の量子化精度を落とすことによりパラメーターのデータ量を圧縮する方法⁽¹³⁾、あるいは、4) 訓練済みの大規模なネットワークの出力を利用して、より小規模なネットワークを学習させるという「蒸留」⁽¹⁴⁾という技術、などが知られている。

(3) 現行の「特許・実用新案 審査ハンドブック」の記載

特許庁は、「特許・実用新案審査ハンドブック」に対する事例の追加として、「IoT 関連技術等に関する事例について」との内容を平成 29 年 3 月に公開⁽¹⁵⁾している。特に人工知能技術に関連しては以下のものがある。

i) 「データ構造」の発明該当性（特許適格性）に関する具体例

「〔事例 2-13〕音声対話システムの対話シナリオのデータ構造」として、以下の例が挙げられている。

【請求項 1】

クライアント装置とサーバからなる音声対話システムで用いられる対話シナリオのデータ構造であって、

対話シナリオを構成する対話ユニットを識別するユニット ID と、
 ユーザへの発話内容及び提示情報を含むメッセージと、
 ユーザからの応答に対応する複数の応答候補と、
 複数の通信モード情報と、

前記応答候補及び通信モード情報に対応付けられている複数の分岐情報であって、前記応答候補に応じたメッセージ及び前記通信モード情報に応じたデータサイズを有する次の対話ユニットを示す複数の分岐情報と、を含み、

前記クライアント装置が、

- (1) 現在の対話ユニットに含まれるメッセージを出力し、
- (2) 前記メッセージに対するユーザからの応答を取得し、
- (3) 前記ユーザからの応答に基づいて前記応答候補を特定するとともに、前記クライアント装置に設定されている前記通信モード情報を特定し、
- (4) 当該特定された応答候補及び通信モード情報に基づいて 1 つの分岐情報を選択し、
- (5) 当該選択された分岐情報が示す次の対話ユニットをサーバから受信する処理に用いられる、対話シナリオのデータ構造。

このクレームは、前半部分に「データの構造」に関する記載があり、後半部分では、このような「データ構造」の情報を受け取った側（クライアント装置）が、当該データ構造に基づいて、いかなる情報処理を実行するのか、について記載されていることになる。

ii) 「学習済みモデル」の発明該当性（特許適格性）に関する具体例

さらに、「〔事例 2-14〕宿泊施設の評判を分析するための学習済みモデル」として、以下のサンプルクレーム

(12) 佐々木健太, 佐々木勇和, 鬼塚真著「ニューラルネットワークの全結合層におけるパラメータ削減手法の比較」, DEIM Forum 2017 B3-3. <http://db-event.jpn.org/deim2017/papers/62.pdf>

(13) Suyog Gupta, Ankur Agrawal, Kailash Gopalakrishnan, Pritish Narayanan, "Deep Learning with Limited Numerical Precision", arXiv:1502.02551 (2015)

(14) Hinton, Geoffrey, Oriol Vinyals, and Jeff Dean. "Distilling the knowledge in a neural network." arXiv preprint arXiv:1503.02531 (2015).

(15) https://www.jpo.go.jp/shiryoku/kijun/kijun2/pdf/handbook_shinsa_h27/app_z.pdf

ムが例として挙げられている。

【請求項 1】

宿泊施設の評判に関するテキストデータに基づいて、宿泊施設の評判を定量化した値を出力するよう、コンピュータを機能させるための学習済みモデルであって、
 第1のニューラルネットワークと、前記第1のニューラルネットワークからの出力が入力されるように結合された第2のニューラルネットワークとから構成され、
 前記第1のニューラルネットワークが、少なくとも1つの中間層のニューロン数が入力層のニューロン数よりも小さく且つ入力層と出力層のニューロン数が互いに同一であり各入力層への入力値と各入力層に対応する各出力層からの出力値とが等しくなるように重み付け係数が学習された特徴抽出用ニューラルネットワークのうちの入力層から中間層までで構成されたものであり、
 前記第2のニューラルネットワークの重み付け係数が、前記第1のニューラルネットワークの重み付け係数を変更することなく、学習されたものであり、
 前記第1のニューラルネットワークの入力層に入力された、宿泊施設の評判に関するテキストデータから得られる特定の単語の出現頻度に対し、前記第1及び第2のニューラルネットワークにおける前記学習済みの重み付け係数に基づく演算を行い、前記第2のニューラルネットワークの出力層から宿泊施設の評判を定量化した値を出力するよう、コンピュータを機能させるための学習済みモデル。

「審査ハンドブック」に追加された事例では、『請求項1の記載から、宿泊施設の評判を的確に分析するという使用目的に応じた特有の情報の演算又は加工が、コンピュータによる「前記第1のニューラルネットワークの入力層に入力された、宿泊施設の評判に関するテキストデータから得られる特定の単語の出現頻度に対し、前記第1及び第2のニューラルネットワークにおける前記学習済みの重み付け係数に基づく演算を行い、前記第2のニューラルネットワークの出力層から宿泊施設の評判を定量化した値を出力する」という、ソフトウェアとハードウェア資源とが協働した具体的手段又は具体的手順によって実現されていると判断できる。』とし、そのため『請求項1に係る学習済みモデルは、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の動作方法を構築するものである。よって、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から、請求項1に係る学習済みモデルは、自然法則を利用した技術的思想の創作であり、「発明」に該当する。』と記載している。
 上記事例についてのクレームは、下表のような5つの部分から構成されていることになる。

a) プリアンブル	「学習済みモデル」の用途	宿泊施設の評判に関するテキストデータに基づいて、…ための学習済みモデルであって、
b) ボディ 1	「学習済みモデルの構造」	「第1のニューラルネットワークと、前記第1のニューラルネットワークからの出力が入力されるように結合された第2のニューラルネットワークとから構成され、」
c) ボディ 2	「学習済みモデルの構造」+「学習方法1」	「前記第1のニューラルネットワークが、…重み付け係数が学習された特徴抽出用ニューラルネットワークのうちの入力層から中間層までで構成されたものであり、」
d) ボディ 3	「学習方法2」	「前記第2のニューラルネットワークの重み付け係数が、前記第1のニューラルネットワークの重み付け係数を変更することなく、学習されたものであり、」
e) ボディ 4	「学習済みモデル」を用いた処理が実行される際の態様	「前記第1のニューラルネットワークの入力層に入力された、宿泊施設の評判に関するテキストデータから得られる特定の単語の出現頻度に対し、…出力層から宿泊施設の評判を定量化した値を出力する」

ここで、上の表において、ボディ2および3の「学習方法」を実行する演算装置と、ボディ4の「学習済みモデル」を用いた処理を実行する演算装置とが、一般には、異なるものであることについては、注意が必要であろう。

すなわち、一般的には、「学習済みモデル」を上記のようなサンプルクレームの形式で特定することは、学習処理をする側と、学習処理を利用して予測・分類等を実施する側のコンビネーションとしてのシステムを前提に、後者での処理を「サブコンビネーション」のように考えてクレームしていることになる。

この意味では、現行の「特許・実用新案審査基準（以下「審査基準」とする）」で明確性の要件でいうところのⅢ部2章4節『4.2 サブコンビネーションの発明を「他のサブコンビネーション」に関する事項を用いて特定しようとする記載がある場合』の内容や、新規性・進歩性の判断にあたっての同節『4.2.1 請求項中に記載された「他のサブコンビネーション」に関する事項がサブコンビネーションの発明の構造、機能等を特定していると把握される場合』に準じた考慮も必要と考えられる。

以上のような記載からして、本事例のサンプルクレームは、「学習済みモデル」を、その構造と、その構造に基づく学習方法（学習済みモデルの生成方法）とを含んだ記述により、特定しようとしているクレームとすることができる。

また、クレームの対象が「プログラム」であるためには、ボディ4のように、この学習済みモデルが「宿泊施設の評判を定量化した値を出力する」処理において、ソフトウェアとハードウェア資源との具体的な協働関係を記載することが必要になることにも注意が必要である。

5. クレーム等の作成上の論点

以下、まず、人工知能技術を知的財産の観点から保護する際の論点についてまとめる。

(1) 学習用データの保護の上での論点

たとえば、囲碁や将棋におけるAI技術では、Google社傘下のDeepMind社が、AlphaGo⁽¹⁶⁾において、人間の棋譜のデータを用いた学習を元に、いわゆる「(深層)強化学習」^{(17) (18)}を利用して、人間の最高レベルの棋士を上回る能力を実証した後、AlphaGo Zero⁽¹⁹⁾やAlpha Zero⁽²⁰⁾等でさらに発展させて、過去に人間の指した棋譜のデータによらずに、それまでの最強のAIソフトを凌駕するような強さを有する人工知能ソフトを作成したことを発表している。

ただし、これらの発表を注意深く見ると、演算能力をそろえた状態では、依然として、人間の指した棋譜のデータに基づくソフトの方が強く、その意味では、効率的な学習には、「ビッグデータが必要」という事情は変わっていない。また、今後、さらに応用が広がると予想される「現実世界への人工知能技術」の応用

(16) David Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel & Demis Hassabis "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search", Nature 529, 484-489 (28 January 2016)

(17) 小高 知宏著「強化学習と深層学習 C言語によるシミュレーション」オーム社 2017年 (2017/10/14)

(18) 大槻 知史著「最強囲碁AI アルファ碁 解体新書 深層学習、モンテカルロ木探索、強化学習から見たその仕組み」翔泳社 (2017/7/19)

(19) David Silver, Julian Schrittwieser, Karen Simonyan, Ioannis Antonoglou, Aja Huang, Arthur Guez, Thomas Hubert, Lucas Baker, Matthew LAI, Adrian Bolton, Yutian Chen, Timothy Lillicrap, Fan Hui, Laurent Sifre, George van den Driessche, Thore Graepel & Demis Hassabis, "Mastering the game of Go without human knowledge", Nature 550, 354-359 (19 October 2017)

(20) David Silver, Thomas Hubert, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Matthew LAI, Arthur Guez, Marc Lanctot, Laurent Sifre, Dharsan Kumaran, Thore Graepel, Timothy Lillicrap, Karen Simonyan, Demis Hassabis, "Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm", arXiv:1712.01815 (2017)

にあつては、コンピュータ上で仮想的にゲームを実行させるというようなことが困難であるだけに、「データの量」と「データの質」が、人工知能としての性能を決める要素であることには、変わりはないと考えられる。

この点で、「学習用データ」を知的財産で保護することは、重要な要素であると考えられ、不正競争防止法での保護も実施されることとなった。

ただし、通常のビジネス活動における「学習用データ」の保護のためには、学習用データの「データ構造」の特許クレームを検討することが、まずは考えられる。

ただし、上述した「審査ハンドブック」での「音声対話システムの対話シナリオのデータ構造」の例からもわかるように、一定の技術的な意義を有する構造が、コンピュータ処理においてハードウェアによりどのように使用されるかという関係を、クレーム中に記載することが必要である。すなわち、多くの場合、「データの構造」のみの記載では足りず、当該「データ構造」が学習処理を実行する側においてどのようにハードウェアに使用されるか、まで限定する必要があることになる。この点では、「学習処理の具体的な方法」から一切独立した「学習用データ」の構造のみをその技術的範囲とするようなクレームの記載は、一般には、困難であろう。

したがって、学習用データの「データ構造」は、特定の技術標準とすることを意図する場合などに意義を有するといえる。

一般には、むしろ学習用データは、ノウハウとして秘匿されるか、あるいは、全く逆に、「オープンデータ」として公開されるものであり、特許権による保護が妥当する局面は、限定的と考えられる。また、時間とともに更新されるという可能性が高い「学習用データ」については、そもそも、特許権による保護ということ自体が、そぐわないともいえる。

さらに、学習用データの「データ構造」の保護の方法としては、それに対する著作権も、想定としては考えられる⁽²¹⁾が、「対象データと正解ラベル」の単純な組み合わせの構成に対して、著作権法上の「創作性」が認められる場合は、限定的と考えられる。

(2) 「学習済みモデル」の保護における論点

「学習済みモデル」は、流通して、実際にアプリケーション上で使用される局面（プログラムの一部として動作する局面）を想定するのであれば、上記のようなサンプルクレームからすると、以下のような構成となると想定されていることになる。

(学習用モデルを特定する構造データ) + (学習により特定された学習用モデルの学習パラメータ) + (推論・分類などの処理を実行するためのソフトウェアのコード群)⁽²²⁾

ただし、まず、問題点の認識を確認する意味でも、「学習済みモデルの生成方法」に向けられたクレームに対する考察から始めることとする。

(21) たとえば、画像診断を行う「人工知能」を考えた場合、学習用データとしては、(CT画像やMRI画像のような)「画像データ」とこれに「病変部位、疾患名」等のタグデータを付したものが想定される。このように画像データにタグデータを付したものをデータベースと考えるのであれば、データベースとしての著作権は観念できる可能性はある。ただし、「画像データ」に対してタグデータに相当するデータを付するのが、「創作性」を有するのかは、検討が必要であろう。

(22) 「構造データ」と「コード群」とを、どのようにして切り分けるかは、実装上は、さまざまな可能性があるが、ここでは、別の存在として考えるものとする。また、ここでいう「コード群」の範囲を、その達成する機能との関係で、どこまでと把握するべきかについても、厳密に言えば、議論となるところであろう。

(2-1) 「学習済みモデルを生成するためのモデル生成方法」のクレーム

上述した「審査ハンドブック」における「学習済みモデル」のサンプルクレームに基づけば、たとえば、以下のような「学習済みモデルの生成方法」のクレームを考えることができる。

宿泊施設の評判に関するテキストデータに基づいて、宿泊施設の評判を定量化した値を出力するよう、(演算装置および記憶装置を有する) コンピュータを機能させるための学習済みモデルの生成方法であって、
 (前記記憶装置に記憶された) 前記学習済みモデルを生成するための学習用モデルは、第1のニューラルネットワークと、前記第1のニューラルネットワークからの出力が入力されるように結合された第2のニューラルネットワークとを含む構成を有し、前記第1のニューラルネットワークは、入力層と、少なくとも1つの中間層とを含み、前記中間層のニューロン数は前記入力層のニューロン数よりも小さく、
 (前記演算装置が) 前記第1のニューラルネットワークにおいて、前記入力層とニューロン数が互いに同一である出力層を加えて、前記入力層への各入力値と各前記入力層に対応する各前記出力層からの出力値とが等しくなるように第1の重み付け係数を学習して、特徴抽出用ニューラルネットワークを生成するステップと、
 (前記演算装置が) 前記入力層への前記入力値として与えられる宿泊施設の評判に関するテキストデータから特定の単語を抽出するために、前記特徴抽出用ニューラルネットワークのうちから、前記入力層から前記中間層までを前記第1のニューラルネットワークと設定するステップと、
 (前記演算装置が) 前記第1のニューラルネットワークの前記第1の重み付け係数を変更することなく、前記特定の単語の出現頻度に対し、前記第1及び第2のニューラルネットワークにおいて、学習済みの前記第1の重み付け係数に基づく演算を行い、前記第2のニューラルネットワークの出力層から宿泊施設の評判を定量化した値を出力するよう、前記第2のニューラルネットワークの第2の重み付け係数を学習させて、前記学習済みモデルを生成するステップとを備える、学習済みモデルの生成方法。

クレームとして、上記のような「学習済みモデルの生成方法」が記載されているときに、これは、「単純方法のクレーム」と解釈するべきであるのか、あるいは、「物の生産方法のクレーム」と解釈するべきであるのか、まずは、論点となり得る⁽²³⁾。

そして、「物の生産方法のクレーム」たり得るかを検討するには、さらに、以下のような個別の論点の検討が必要となると考える。

i) 「学習済みモデル」は、法上の「物」といえるか？

特許法では、平成14年改正により、明文上で、以下の通りの規程となっている。

第二条 …

一 物(プログラム等を含む。以下同じ。)の発明にあつては、…

と規定し、さらに、以下のような規定が設けられている。

(23) 以下説明していくように、「物の生産方法のクレームであるか否か?」という問題は、クレーム形式の表現としての問題(独立クレームの記載および従属クレームの記載の問題)も、もちろんあり得るが、『「発明」として、いかに解釈すべきか?』という本質的な問題も内包すると考える。

第二条

4 この法律で「プログラム等」とは、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。

この結果、「学習済みモデル」を「プログラム」ととらえる限りは、これは、特許法の条文上は、生産の対象たる「物」と解釈することになるのであろう。

なお、ここでは、あくまで、「学習済みモデルの生成方法」がクレームの対象であるので、29条1項柱書の要件の「自然法則の利用」を満足するためには、「学習済みモデル」を生成する過程で、機械学習ソフトウェアが、ハードウェア資源とどのように協働するかが記載される必要がある。したがって、「審査ハンドブック」での「学習済みモデル」のサンプルクレームでは、明示的な記載がないが、厳密には「学習済みモデルの生成方法」のクレームにおいて明示的に記載するのであれば、たとえば、上記のとおり例示したクレーム中で、カッコ書きのような記載が必要と考える。

ここで、「学習済みモデル」をクレームの対象とするのではなく、それを生成するプログラムをクレームしている結果、上記のような「物」の把握の仕方が、立法当時の想定と比べると、必ずしも妥当とはいえないなくなっている可能性があることに注意が必要であらう。

特に、クレームの対象が「学習済みモデルの生成方法」であって、「学習済みモデル」そのものではないことから、通常は、上述した特許庁による「学習済みモデル」のサンプルクレームのように、この学習済みモデルが実行する処理における、ソフトウェアとハードウェア資源との具体的な協働関係を記載することはしないことにも注意が必要と考える。言い換えると、プログラムをクレームの対象として認めるために課される29条1項柱書の要件が、上述した「学習済みモデルの生成方法」のクレームでは、明示的には、「学習済みモデル」に対しては満足されていないことになる。

そして、通常、「物の生産方法のクレーム」において、生産される「物」は、「有体物」であって、それ自身が、「(それまでに現実に自然界に存在していたか否かにかかわらず) 自然法則の支配の下で自然界に存在し得る物」に限定されるところ、「学習済みモデル」には、このような制限がない。このような事情は、後述するように、「学習済みモデル」のクレームとして、プロダクト・バイ・プロセス様のクレームを考えるときに、より問題点が顕在化するものと考ええる。

ii) 「物を生産する方法」における「生産」の対象には、「プログラム」も含まれ得るか？

そもそも、「生産」については、以下のような見解がある。

「方法使用の結果物が、使用・譲渡等の対象となる限り、その物は生産物（その方法は、名称のいかんにかかわらず生産方法である）と解するべきであらう。」⁽²⁴⁾

「…方法により生産した物にはプログラム等が含まれる（1号の物の規定で、「プログラム等を含む、以下同じ」とされている。）、「したがってプログラムを自動作成する特許方法によって作られたプログラムは、ここにいう物に含まれることになり、そのプログラムを使用等すれば侵害となる」⁽²⁵⁾。

また、参考となる裁判例として、以下のものがある。

(24) 吉藤幸朔著、熊谷健一補訂「特許法概説 第12版」448頁（有斐閣 1997年）

(25) 中山信弘著「特許法 第三版」330頁（弘文堂 2016年）

「(イ) 物を生産する方法の発明には、物の製造方法、物の組立方法、物の加工方法などがあり得るところ、特許法2条3項3号は、物を生産する方法の発明について、その方法により生産した物の使用、譲渡若しくは輸入又は譲渡等の申出をする行為が実施に当たる旨規定している。したがって、物を生産する方法の発明において、生産される物、すなわち製造、組立、加工などの対象とされる物は、少なくとも、譲渡又は輸入の対象となり得るような独立性のある物でなければならないというべきである⁽²⁶⁾。」(下線及び斜体著者)

以上の諸点からすると、とりあえず「学習済みモデル」は、上述のとおり、独立して取引される独立性を有しているといえることも考慮すれば、「学習済みモデルの生成方法」は、一応、「物の生産方法のクレーム」であると解釈するのが妥当といえるようにも見える。

ただし、以下のような見解も存在することには留意が必要であろう。

「…化学関連発明に比べて、ソフトウェアや情報通信関連の発明の領域では、情報処理方法とその方法を適用することで得られたアウトプットたるデータやプログラム等との間に存する技術思想としての関連性は相当程度希薄であるものも少なくないと考えられることから、生産方法についての保護に比して過度に効力範囲の広い特許権が生じることはやはり懸念されることである。」⁽²⁷⁾

現在の「審査ハンドブック」は、上述したように、具体例として「学習済みモデル」そのものも（プログラムと考えることで）特許の対象であるとしているものの、そもそも、現実に流通する「学習済みモデル」とは何であるか、については、さらなる検討が必要であると考える。

さらに、「物を生産する方法」のカテゴリの射程が、どこまで及ぶのかについては、実施可能要件およびサポート要件との関係からも、注意深く検討することが必要であると考ええる。

このことは、また、逆に、「学習済みモデル」について、それを「生成する方法」によって対象を特定する、プロダクト・バイ・プロセス様の外観を呈するクレームの記載が許されるのか、許されるとすると、その発明の要旨の認定、技術的範囲の認定をいかに行うべきか、という点でも問題となる。

現在のように「人工知能技術」が前面に出てくる以前であれば、「プログラム」は、あくまでそのコーディングをするのは「人間」であって、「自然法則を使用したプログラムの生成方法」というもの自体が、特許の対象としてその存在が顕在化することが、一般にはなかったといえる。

しかるに、「人工知能技術」が発展したことにより、そしてまた、特に日本においては、ソフトウェア技術において「自然法則の利用」とは、最終的には、ソフトウェアとハードウェアの協働関係がクレームから読み取ればよく、そのような協働関係が、必ずしも「新規な技術的特徴」に向けられている必要はない、とされているために、「自然法則を使用したプログラムの生成方法」として、状況によっては、「きわめて広い権利範囲の特許権」が生じる可能性を生じているものと考ええる。

一例として、Googleが、ディープニューラルネットワーク技術における「バッチ正規化」⁽²⁸⁾と呼ばれる技術に対して、米国で出願し、公開されているクレームの例を以下に挙げる。

(26) 大阪地裁平成16年1月19日平成15年(ワ)860号「点検口の蓋の取付方法とその方法に使用される取付具事件」なお本件は損害賠償請求事件である。

(27) 平嶋竜太著「新注解特許法」48頁（青林書院 2011年）

(28) Sergey Ioffe, Christian Szegedy, "Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift", arXiv:1502.03167

米国特許出願公開第 2016/0217368 号

英文

1. A neural network system implemented by one or more computers, the neural network system comprising:
 a batch normalization layer between a first neural network layer and a second neural network layer, wherein the first neural network layer generates first layer outputs having a plurality of components, and wherein the batch normalization layer is configured to, during training of the neural network system on a batch of training examples:
 receive a respective first layer output for each training example in the batch;
 compute a plurality of normalization statistics for the batch from the first layer outputs;
 normalize each component of each first layer output using the normalization statistics to generate a respective normalized layer output for each training example in the batch;
 generate a respective batch normalization layer output for each of the training examples from the normalized layer outputs; and
 provide the batch normalization layer output as an input to the second neural network layer.

「バッチ正規化」とは、深層学習において、学習処理を行う際に「学習パラメーター」を決定するための誤差逆伝搬処理等において、いわゆる「勾配消失」の問題に対処するために有効な方法であり、学習効率の大幅な向上が認められ、現在、多くの深層学習処理のアプリケーションにおいて、使用されている技術である。

この意味では、「深層学習」についての基本的な発明に関する特許出願の1つといえる。

このようなクレームは、形式上は、一見して、上述したような「学習済みモデル」のサンプルクレームと類似の形式を有しているようにも見える。すなわち、このクレームは、「プリアンブル」 + 「学習用モデルの構造」 + 「学習方法」との構成を有している。

したがって、発明の名称を「学習済みモデル」と変更すると、日本でも、上述したサンプルクレームとの対比で、特許化を進める上では問題はないように見える。

ただし、このクレームは、厳密には「学習用モデル」を特定したクレームというべきである。このような「学習用モデル」の構造で特許権の取得が可能となるのは、その構造（とその学習方法）で進歩性ありといえることが必要である。この点で、「学習用モデル」と「学習済みモデル」との関係、さらには、「学習済みモデル」とは、何であるのかの十分な検討が必要である。

iii) 「学習済みモデルの生成方法」のクレームは、実施可能要件・サポート要件を満たし得るか？

さらに、上述したような「学習済みモデルの生成方法」のクレームが「物を生産する発明のクレーム」と解釈できるかについては実施可能要件・サポート要件も考慮されるべきである。

現行の「審査基準」Ⅱ部1章1節では、「物を生産する方法の発明」の請求項および明細書の記載において、いわゆる実施可能要件を満たすための要件については、以下の通り規定している。

3.1.3 「物を生産する方法の発明」についての発明の実施の形態

方法の発明が「物を生産する方法」に該当する場合は、「その方法を使用できる」というのは、その方法により物を生産できることである。よって、それが可能となるように（具体的には、以下の(1)及び(2)の要件を満たすように)「発明の実施の形態」が記載されなければならない。

(1) 「物を生産する方法の発明」について明確に説明されていること

この要件を満たすためには、一の請求項から発明が把握でき（すなわち、請求項に係る発明が認定でき）、その発明が発明の詳細な説明の記載から読み取れなければならない。

(2) 「その方法により物を生産できる」ように記載されていること

物を生産する方法の発明には、物の製造方法、物の組立方法、物の加工方法等の発明がある。 いずれも、(i) 原材料、(ii) その処理工程及び (iii) 生産物の三つから成る。（下線及び斜体著者）そして、物

を生産する方法の発明については、当業者がその方法により物を生産できなければならないから、明細書及び図面の記載並びに出願時の技術常識に基づき当業者がその物を生産できるように、原則として、これら三つが記載されなければならない。

ただし、これら三つのうち生産物については、原材料及びその処理工程についての記載から当業者がその物を理解できる場合には、生産物についての記載はなくてもよい。例えば、単純な装置の組立方法であって、部品の構造が処理工程中に変化しないもの等がこの場合に該当する。

そもそも、「学習済みモデル」を、明細書に記載のような効果を奏するものとして、第三者がつくる（生産する）ことができるためには、「学習用データ」が不可欠である。

論文等であれば、「学習用データ」そのものも自ら公開するか、あるいは、他者により公開されている「学習用データ」を使用することで、第三者による再現可能性を担保するということが事実上可能ではあるが、現実に商業的に利用される「学習済みモデル」であれば、「学習用データ」は、当該ビジネスのための「知的財産（知的資産）」としては中核的意義を有するものであり、それを公開することは「営業秘密」との関係でも困難であろう。

とすれば、上述したような「学習済みモデルの生成方法」を「物の生産方法の発明」と把握するのであれば、「学習済みモデル」を生成するための「原材料」に相当するとも考えられる「学習用データ」の観点からは、「当業者がその方法により物を生産できる」という実施可能要件を満たすような開示を明細書に要求することは、大きな困難を伴うと考えられる。

（2-2）「学習済みモデル」自身を対象とするクレームの論点

「審査ハンドブック」に追加された上述の事例では、「学習済みモデル」のクレームは、上述のとおり、プログラム・バイ・プロセスクレーム様の外観を呈するものであり、その記載からプログラムであると把握される限りにおいて、特許適格性を有しているとされている。

i) しかしながら、そもそも、「学習済みモデル」を特許クレームの対象として保護する必要があるのは、それが独立して取引される対象足り得ることが理由の1つであるところ、「学習済みモデル」として流通するのは、「データの集合体」である可能性がある。この場合、特許クレームとして記述された（プログラムとしての）「学習済みモデル」と、現実に流通している（データの集合体としての）「学習済みモデル（ファイル）」との関係が問題となり得る。

たとえば、Google Cloud Platformにおいて、スマートフォンのアプリとして、学習済みモデルを配布する際には、“Tensorflow lite model file”⁽²⁹⁾ というファイルが配信される。このファイルの構造は、含まれるデータの内容としては、学習用モデルの構造（グラフ構造）を特定するためのデータと、学習処理後の学習パラメーターセットを特定するためのデータとを含み、大略以下のようなものである⁽³⁰⁾。

(ヘッダ等の制御情報) + (学習用モデルを特定する構造データ) + (学習により特定された学習用モデルの学習パラメーター)

これと、プログラムとして機能する「学習済みモデル」との関係を検討する必要がある。

(29) <https://www.tensorflow.org/mobile/tflite/>

(30) Tensorflow の学習結果である FrozenGraphDef (= Graph 構造 (GraphDef) + 内部変数 (CheckPoint)) から生成される。ここで、GraphDef とは、グラフ構造をシリアル化したデータであり、グラフ構造のオブジェクトをバイト列に変換したものである。内部変数は、学習パラメーターセットを意味する。Tensorflow lite model file は、FrozenGraphDef のモデルを圧縮した後に FlatBuffers 形式のファイルに変換したものである。この点で、「学習済みモデル」の処理を実行するための「プログラムコード」自身ではなく、それを特定するデータということになる。

ii) また、そもそも論として、出願人にとって、「学習済みモデル」を特許クレームとした場合に、保護すべき対象は何であるのかも検討の必要がある。

たとえば、化学の分野での「化合物」やバイオテクノロジー分野での「抗体」をプロダクト・バイ・プロセス・クレームで記載した場合は、プロダクト・バイ・プロセス・クレームに対する最高裁判決⁽³¹⁾によれば、そのような製法により得られる「物」と「同一の物」を保護することになる。

これは、そもそも、「物」のクレームの保護の対象は、クレームされる「物」であって「製造方法」ではなく、そのような製造方法によって得られる物の保護を求めるのであれば、「物を生産する方法」をクレームすれば十分であるところ、あえて出願人が「物をそのものの生産方法で特定するクレーム」を記載するのは、それとは異なる保護を求めていると解するのが妥当である、との判断も、背景にあるものとする。

上述のとおり、「学習済みモデル」は、「製造方法で特定する以外物を特定できない、又は、特定する実際的な方法がないもの」であるので、形式上、最高裁判決において、プロダクト・バイ・プロセスのクレームが例外的に認められる場合に相当するともいえる。

ところで、上述のとおり、化学やバイオテクノロジーの技術分野では、プロダクト・バイ・プロセスクレームにおいて特定されるのは「(それまでに現実に自然界に存在していたか否かに関わらず) 自然法則の支配の下で自然界に存在し得る物」である。その結果、必然的に自然法則を利用するものである「生産する方法に係る発明」では、そのような「生産方法」で、同一性のある物を特定可能と考えられるのは、人間は、生産工程において、自然法則にしたがって進む「(化学的またはバイオテクノロジー的な) 反応」の進行を、手助けするように条件を整えることができるに過ぎない、という事情があるものとする。たとえば、(多重結合のことを考えなければ) 炭素原子Cの結合手が4本であり、四面体の頂点方向を向き、水素原子Hの結合手が1本である、ということは所与のことであるとして、その範囲で許される化合物が生成される。

これに対して、「学習済みモデル」の構造には、原理的には、現在のところ、自然法則による制限は存在せず⁽³²⁾、「学習済みモデル」は、設計者による設計に依存するものであり、それに対する「学習方法」と、その奏する「機能」とで特定されているところ、「同一の学習済みモデル」とは何であるのか、ということは、上記のような「自然法則の支配の下で自然界に存在し得る物」との対比で問題となる。そして、そもそも、「構造」によって特定されることが事実上不可能である対象物について、「同一の物」をどのように観念するのか、という点が問題となり得ると考える。

(2-3) 学習済みモデルを規定するデータ構造に対する論点

また、上述した「学習済みモデルの生成方法」のサンプルクレームでは、「学習処理を実行するソフトウェアの内部パラメータ」が、演算処理により更新されていくにすぎず、独立して流通・配布されるための「学

(31) 最高二小判決平成27年6月5日平成24年(受)1204号「プラバスタチンラクトン及びエピプラバスタチンを実質的に含まないプラバスタチンナトリウム、並びにそれを含む組成物事件」(原審:知財高裁平成24年1月27日大合議判決(平成22年(ネ)10043号))、最高二小判決平成27年6月5日平成24年(受)2658号「プラバスタチンラクトン及びエピプラバスタチンを実質的に含まないプラバスタチンナトリウム、並びにそれを含む組成物事件」(原審:知財高裁平成24年8月9日判決(平成23年(ネ)10057号))

(32) もちろん、今後、「学習済みモデルの構造」そのものを含めて、「機械学習」する技術が開発され、その際には、「学習済みモデルの構造」に存在する「自然法則上の制限」を擬似的にシミュレートすることと同等な処理となる可能性もあり得る。たとえば、現時点で実用化されている「量子コンピュータ」は、いわゆる「量子アニーリング」の原理がシミュレーション上でその有効性が主張された後に、現実の物理デバイスにより、「量子アニーリング」が実現されているという関係にある。もっとも、この場合は、「コンピュータ上のシミュレーション」が演算負荷との関係で実用に供するには現実的でないものを、物理デバイス上で現実の物理現象として発生させることで、「自然の方に計算と等価な処理をしてもらう」との関係となっている点では、方向性は逆を向いていることになる。いずれにしても、今後、「人工知能技術」に量子コンピュータの技術が導入されていくのは、間違いない。なお、本稿執筆中に、以下の「ニューラルネットワークの構造」自体を学習するAIについての発表があった。<https://blogs.nvidia.com/blog/2018/01/12/an-AI-for-AI-new-algorithm-poised-to-fuel-scientific-discovery/> もっとも、現実の世界を対象とする際に、その物理に対応したどのようなモデルを構築すべきか、という点について、人間の関与が一切必要なくなるまでには、まだ、時間が必要と考えられる。

習済みモデル」は、このような学習処理の終了後に、別途、そのようなモデルの構造を有する「データ構造」を生成する処理が必要なはず、との批判も存在し得る。

上述した“Tensorflow lite model file”の例であれば、学習処理の終了後に、このファイルが生成されるステップをクレーム中に記載しないのであれば、「学習済みモデルの生成方法」とはいえないともいえる。そして、逆に、「学習済みモデル」をクレームするのであれば、むしろ、「学習済みモデルを規定するデータ構造」としてクレームとすべき、という見解も存在し得る。

(2-4) 学習用モデルの構造およびその学習方法、学習プログラムの論点

もしも、学習プロセスにおいて、これらが何らかの技術的効果を奏するのであれば、それは、後述するよ
うに、「学習方法を実行するプログラム」(単純方法のクレームに対応するプログラム)として保護するとし
ても、「学習用モデルの構造」については、その権利の及び得る範囲が問題となり得る。

(2-5) 学習済みモデルを使用したアプリケーションの論点

このようなアプリケーションについても、新規性・進歩性を有する限り、特許の対象となり得るであろう。
これは、「学習済みモデル」を使用しているということ以外、従来のソフトウェア特許と変わるところはない⁽³³⁾。

6. 考察

以上をまとめると、検討すべき論点として以下のような内容が想定される。

- (1) そもそも「人工知能技術」に対して特許を取る意義はあるのか？
- (2) OSSとの関係において、特許権をいかにとらえるか？
- (3) 学習用データの保護と特許権
- (4) 「学習済みモデル」を保護するための特許クレームとは？
 - (4-1) 「学習済みモデルの生成方法」の発明は、「物を生産する方法の発明」であるか？
 - (4-2) 「学習済みモデルを規定するデータ構造の生成方法」の発明は、「物を生産する方法の発明」であるか？
 - (4-3) 「学習済みモデル」自身に向けられたクレームは、他分野におけるプロダクト・バイ・プロセスクレームと同様の手続きにより解釈されるべきか？
 - (4-4) 29条1項柱書の要件との関係
- (5) 「学習用モデル」の特許クレームの技術的範囲は？
- (6) 設例による論点の考察

(1) そもそも「人工知能技術」に対して特許を取る意義はあるのか？

上述のとおり、「人工知能技術」は、他の分野の技術に比べて、以下のような特徴がある。

(33) ただし、たとえば、Googleが提供するGoogle Cloud Platform上で構成した「学習済みモデル」をアプリケーションで利用するための最も簡便な方法は、“TensorFlow Serving”と呼ばれるAPIを利用して、端末側からリクエストをサーバーに送る、という形態である。“TensorFlow Serving”自身は、Apache2.0ライセンスのソフトウェアであるから、特許を取得するのであれば、どのようなクレーム形式が想定されるか(何を、どこまでクレームとして記載すべきか)は、専門家の助言を受けることが必要であろう。一方で、スマホ上で完結して、人工知能を利用したアプリを動作させる場合もあり得る。この場合は、アプリに含まれるソフトウェア中のOSS部分について検討が必要であろう。

- i) 技術の進展速度がきわめて速く、技術の公開のサイクルも極端に短い。
- ii) ソフトウェア技術の基盤は、オープンソースである。しかも、近年は、ハードウェアについてもオープンソースの波が押し寄せてきている。
- iii) 「学習済みモデル」が経済的価値を持つとして、「学習済みモデルの生成方法」や「学習済みモデルをプロダクト・バイ・プロセス様の外観を呈するクレーム」で特定したクレームで特許出願をすることは、「製造方法」についての特許出願をすることに類似する。そもそも、ノウハウとして保護すべき対象なのではないか?との懸念もある。

上記のうち、i) については、このサイクルとは独立して特許出願をして特許権を取得することを目指す対象と、第三者の利用のために実施を解放する部分とを選別した戦略が必要なことを意味する。たとえば、エッジコンピューティング（特微量の抽出部分）や、特定のサービスを提供するための学習済みモデルなどは、特許権の対象として、検討することとなると予想される。

上記うち、iii) についていえば、技術の進展速度がきわめて速いが故に、自身が仮にノウハウとしていても、他社がその内容を公開してしまうリスクがある。

ii) については、オープンソースであるからこそ、特許と組み合わせることで、抑止効果を発揮することが期待できる局面も存在し得る。相手方が、その技術を使用していることを自認せざるを得ない状況ならば、その技術について特許を取得することは、むしろ意義がある。

また、オープンイノベーションにあっては、「特許」は、自身の敵に対して使用するという性格だけのものではないことにも、留意が必要である。

すなわち、他社の侵害を発見して立証し、差し止めや損害賠償を求める、ということ以前に、オープンイノベーションとして、他社との協業を検討する際には、自身の「知的財産権」の及び得る範囲を特許等により明確化しておくことが、自社にとって有利ということもあり得る。また、「学習済みモデル」の特許権などは、それを保有していることが、権利の帰属の問題などで、ベンダーと顧客ユーザーとの間の業務委託（開発委託）契約の内容に影響を与える可能性もあり得る。

(2) OSS との関係において、特許権をいかにとらえるか？

上述したように、人工知能技術において、学習処理を行うようなプラットフォームのソフトウェアについては、OSS で開発されていることがほとんどである。ただし、もちろん、Google も上述したような「パッチ正規化」やその他の技術の特許権を取得する等の活動を行っている。これは、OSS が「著作権」との考え方をベースにしている以上、全く別個に開発された他社によるプラットフォームに対するものとして特許権をとらえることはあり得るからであろう。

また、技術分野によっては、学習処理を行うソフトウェアも含めて、完全に自社開発という可能性もゼロではない（OSS 全盛の現状では、実現するには相当のコストと困難はある）。

ただし、機械学習について、基幹的なソフトウェアが OSS であるという流れは、今後、さらに進展することがあっても、決して覆るものではないであろう。また、OSS の思想が、特許権による「独占」ということとは相いれない関係にあることも、今後、覆ることはないであろう。

したがって、特許を取得しようとする際には、自身のビジネスとの関係で、OSS による部分と、知的財産権により自己が独占を目指す部分とを明確に区別して戦略を立てる必要がある。

一方で、OSS であるから、特許権を保有することが直ちに意義を有さない、というわけではない。たとえば、Facebook が採用しているとされる BSD ライセンスと特許との組み合わせによる知財戦略などが想定される。BSD ライセンスは、OSS ライセンスであるものの、Apache2.0 のような特許権の行使の制限条

項は存在しない。

そこで、むしろ、OSSの下でも、特許権を取得することに意義がある部分とは、どこであるか、という観点から特許をとるべき対象を、侵害の摘発性も考慮して考えることも必要となる。

さらに、たとえば、仮に、特許権の行使の制限条項の存在するOSSであったとしても、上述したようなApache2.0ライセンスに対する「成果物」「コントリビューション」と「学習済みモデル」との関係に対しては、以下のような考え方が存在し得る⁽³⁴⁾。技術開発においては、事前の十分な検討が必要であろう。

i) 「学習済みモデル」は、データの集合体にすぎず、そもそも「著作物」ではない。したがって、「学習済みモデル」と「成果物」「コントリビューション」との関係を考える必要はない。

ただし、「学習済みモデル」には、「学習用モデルの構造を規定するデータ」と「学習用モデルを学習することで生成されたパラメーター（重み係数など）」が含まれるところ、「学習用モデルの構造を規定するデータ」に対しては、これが人工知能技術を利用したS/W開発者の創作的な活動を反映したものである以上、著作権を観念する余地があるようにも考えられる⁽³⁵⁾。

ii) 「学習済みモデル」の構成のうち少なくとも「学習用モデル」の構造部分が仮に「著作物」といえる状況であるとしても、（その構造も含めて）「学習済みモデル」自身は、「学習方法を実行するためのプログラム」の「派生成果物（日本の著作権法上では、単純には対応するのは「二次的著作物」）」に該当せず「独立な著作物」であって、「成果物」「コントリビューション」ではない。

まず、確認のために記載すれば、「学習用モデル」の構造については、単純に人工知能プラットフォームのユーザーの立場として、既製のものを使用するという状況だけでなく、たとえば、応用用途に応じて、人工知能の研究者・開発者が新たに設計開発するという要素があり、当然、それ自体は、著作権の対象たり得ると同時に、技術的に新規な意義を有するのであれば、特許権取得の対象となり得る。

一方で、開発者が特定用途のソフトウェア開発のために、「学習用モデル」の構造を設計するためのツールとしてのソフトウェアコードやプラットフォーム提供者の既製の「学習用モデル」の構造などは、Apache2.0ライセンス下の「コントリビューション」となっている可能性も、もちろんあり得る。

しかしながら、このツールを利用して、開発者が「学習用モデル」の構造を自身でデザインした後に、「学習済みモデル」を生成する処理を実行する場合は、処理を行うのはコンピュータであって人ではなく、かつ、学習済みモデルを生成するという処理において、元の著作権者の作成した「学習方法を実行するためのプログラム」のコード自体には変更が加えられないのであるから、ソフトウェアとしての「二次的著作物」が作成され、これが「成果物」「コントリビューション」に該当するという観念する余地はない、という考えも成立し得る。

iii) また、「学習済みモデル」は、「人工知能技術プラットフォームのソフトウェア」から「分離できる製作物や、成果物や派生成果物のインタフェースへの単なるリンク（または名前によるバインド）」であって「成果物」「コントリビューション」ではない、という立場も考え得る。

しかしながら、そもそもOSSが、OSSコミュニティ内で作成されるソフトウェアプログラムを自由に利用できる状況が、ソフトウェアの発展のためには必要であるとの思想の下に運営されている以上、上記のような解釈に対して、将来変更を迫るような改定がされることも、想定したうえで、何をもってビジネスを守るための知的財産権とするかの検討も、必要であろう。

(34) 以降の「派生成果物」「コントリビューション」についての見解は、あくまで筆者の個人的見解であることをお断りしておく。したがって、現実のビジネス化にあたっては、専門家の助言が必須である。ここで、たとえば、OSSライセンスの一つであるGPLにしても、「動的リンク」であれば、リンクした側のソフトウェアはGPLに従う必要はない、との見解がかつて有力であったものの、現在では、むしろ、これを否定する見解も強いなど、OSSのライセンスのバージョンの変更や、その解釈自体も流動的であることにも注意が必要である。

(35) 「学習用モデル」の設計は、これまで、フルオーダーメイドか既製品か、という状況であったが、いわば、セミオーダーメイドの技術開発も行われており、この点からの検討も必要であろう。（Google, AutoML Visionの α 版公開）。

繰り返しになるが、「人工知能技術」に関わるソフトウェアが、OSSと深い関係性を有するという状況で、OSSを知的財産の保護に対して敵対する概念としてとらえるというよりも、両者をいかにうまく共存させるか⁽³⁶⁾、あるいは、場合によっては、いかにうまく利用するか、という観点が必要になる。

(3) 学習用データの保護と特許権

学習用データを保護するために特許権を考えるのであれば、「データ構造」を生成する装置のクレーム、「データ構造」の生成方法、「データ構造」を生成するプログラムなどが想定され得る。

ただし、筆者としては、いわゆる「モノづくり」の観点からは、むしろ「学習用データ」を収集する際の「エッジコンピューティング」に相当する技術に対する知的財産権の重要度が高いものとする。

音声認識技術を例にとれば、Siriなどスマートフォンに使用されるものに限らず、近年、AIスピーカと呼ばれる一連の製品がリリースされるなど、機械と人間とのコミュニケーションの手段として「音声」を利用することが急速に実用化されている。その理由は、さまざまなものが想定されるが、端末側では、雑音の除去や特徴量の抽出を主として行い、音声認識処理の後半をネットワーク越しにサーバー側で実施するようになったことで端末側の処理が軽減されたことや、自然言語処理等における人工知能技術の発展に負うところが大きい。ここで、端末側の特徴量の抽出等は、まさに、「エッジコンピューティング」に相当する。

そもそも、ネットワーク容量の関係から、センサーから取得された生データの全てをネットワークを介して伝送するという形態は実現が困難であり、何らかの「エッジコンピューティング」の実施は必須であるとも考えられる。

たとえば、このような「エッジコンピューティング」の技術および知的財産権を押さえているのであれば、このようにして収集された「学習用データ」を用いて、機械学習処理については、仮に、他の会社が運営する商用プラットフォーム上で実行したとしても、競合他社は、容易には、これと同等の機械学習を実行することができない。

また、プラットフォーム部分は、一般に提供される商用サービスを使用するとしても、「エッジコンピューティング」については、自社独自の人工知能技術を開発する、という技術の展開の仕方の可能性もあるであろう。

本稿では、紙数の関係から、多くの言及を行うことができないが、たとえば、スマートフォン等に必ず搭載される「多軸磁気センサ」⁽³⁷⁾に対して、「磁気センサ+磁気センサの計測データを方位データに変換する回路部分」を1つのモジュールとし、このようなモジュールに対する特許網を構築する、というような知財戦略は、日本企業にとっては、IoTやAI技術の中にあって、自己のビジネスを保護するという観点からは、参考となるところが多いと考える。また、ロボット制御などでは、むしろエッジ側の処理に独自の特徴を出そうという動きもある⁽³⁸⁾。さらに、IoTデバイス側にAI機能を取り込みIoTデバイスが自律的に推論することを目指し、エッジにおけるAIの採用の促進のため、組み込み機器のIPコアを提供するARMとGPUメーカーのNVIDIAとが提携するなどの動きが活発化している⁽³⁹⁾。

(36) 当然ながら、Googleのようなネットワークサービスに強みのある企業であれば、自身がサービスにより収集できる「データそのもの」がビジネスを構築する上で、最重要な知的資産ということとなる。一方で、特定の技術分野であって、たとえば、特定のハードウェアを介さなければデータの収集ができない領域については、そのような技術を有する企業が、独自の技術資産を構築できる可能性があることになる。

(37) 携帯電話やスマートフォンには、ナビゲーションや現在位置を示すアプリケーションが搭載されている。こうしたアプリケーションには、ユーザの現在位置を測るGPSのほか、方角を検知する電子コンパス機能が必要である。旭化成エレクトロニクス株式会社が、小型であるのみならず、携帯電話内部の磁石や鉄を使った部品に起因する磁気オフセットを、携帯機器ユーザに対して面倒な調整動作を求めることなく、自動的に補正するアルゴリズムを開発されたことで、圧倒的な製品シェアを達成しておられる。

(38) <http://monoist.atmarkit.co.jp/mn/articles/1802/09/news049.html> “変化に柔軟に対応するロボット実現へ、三菱電機が「器用に制御するAI」開発”

(4) 「学習済みモデル」を保護するための特許クレームとは？

学習済みモデルは、「エッジコンピューティング技術」とならんで、以下の諸点も考慮すると、知財による保護を検討すべき部分であると考えられる。

- i) 「学習方法」の部分（機械学習の内部処理）については、OSSによって実施されるのであれば、その部分は、第三者にとって、容易に立証できる事実である可能性が高い。
- ii) 「学習済みモデル」の部分は、OSSのライセンスとは切り分けられた「データ群」または「ソフトウェア」と認識できる可能性があり、そのときは、OSSライセンスとは関係なく、特許権の対象とできる。
- iii) 「学習済みモデル」が、（後述するようにそれが請求項の記載として要求されるのであれば）「分類・予測等の処理」としていかなる処理を実行するのか、という部分は、ソフトウェアの動作の外部からの観察・測定により特定できる可能性が高い。
- iv) 「学習済みモデル」については、ある特定の応用用途に対する「課題の発見」と「解決手段の発見」によりもたらされるものであるから、そのような発見をした者に対して独占を認めたとしても、OSSの思想とも、相容れないものではない。

この「学習済みモデル」の論点については、筆者としては、以下のように考える。

- 1) クレームに、「学習済みモデルの生成方法」又はこれと同等な発明の名称のクレームが存在するのみの場合、原則としては、これは「学習用モデル」の「学習方法」という単純方法のクレームと考えるべきである。したがって、「学習済みモデルの生成方法」は、いわゆる「物の生産方法のクレーム」ではなく、したがって、当該方法によって生成された「学習済みモデル」の使用、譲渡等、輸出若しくは輸入又は譲渡等の申出をする行為にまでは、その効力は及ばない。
- 2) 「学習済みモデル」に向けられたクレームは、そのクレームの記載中に学習済みモデルを生成する方法（学習方法）の記載がある場合には、当該学習方法で生成された「学習済みモデル」のみをその技術的範囲に含むものと解釈すべきである。したがって、「学習済みモデル」に向けられたクレームは、形式上、いわゆる「プロダクト・バイ・プロセスクレーム」と同様の外観を呈するとしても、プロダクト・バイ・プロセスクレームに対する最高裁判決⁽⁴⁰⁾の射程外であると考えべきである。
逆にいえば、「学習済みモデル」のクレームに関しては、「学習済みモデルの生成方法」が、「物の生産方法の発明」とはいえないからこそ、「学習済みモデル」それ自体に向けられたクレームを作成する意義があるともいえると考ええる。
- 3) したがって、「学習済みモデル」に向けられたクレームは、その記載中に、学習方法（「学習済みモデル」の生成方法）に関する記載が存在する場合、当該方法によって生成された「学習済みモデル」のみを発明の要旨とし、技術的範囲も同様にして決定されるべきものとする。

(4-1) 「学習済みモデルの生成方法」の発明は、「物を生産する方法の発明」であるか？

一般には、『物の発明』とは、技術的思想が物の形として具現化されたもので、経時的要素のない発明であるのに対し、「方法の発明」とは、経時的な発明であり、一定の目的に向けられた系列的に関連のある数

(39) https://car.watch.impress.co.jp/docs/event_repo/gtc2018/1113839.html

(40) (再掲) 最高二小判決平成27年6月5日平成24年(受)1204号「プラバスタチンラクトン及びエピプラバスタチンを実質的に含まないプラバスタチンナトリウム、並びにそれを含む組成物事件」(原審：知財高裁平成24年1月27日大合議判決(平成22年(ネ)10043号))、最高二小判決平成27年6月5日平成24年(受)2658号「プラバスタチンラクトン及びエピプラバスタチンを実質的に含まないプラバスタチンナトリウム、並びにそれを含む組成物事件」(原審：知財高裁平成24年8月9日判決平成23年(ネ)10057号)

個の行為又は現象によって成立するものというのである。そして、「物を生産する方法」とは、その方法を遂行した結果生じた物が使用販売の対象となり得るものであり（特許法2条3項3号参照）、単純方法とは、生産物を伴わず、操作を受ける目的物に変化を生ぜしめることを目的としない方法をいう』などと説明されている⁽⁴¹⁾。

また、クレームされる発明のカテゴリをどのように考えるかについては、いわゆる「客観説」と「主観説」との対立がある。すなわち、「客観説」は、その発明の実体そのものが有する本来の特性に基づいて、本源的に区別決定されるものであり、特許法上の「物」「方法」「製造方法」という発明カテゴリは、発明の実体から本源的に分類されたものとする説である（たとえば、「放射線遮断方法事件」東高判昭32.5.21 東京高判昭和32年5月21日昭和31年(行ナ)18号行集8巻8号1463頁）。これに対して「主観説」では、発明の各個についていかなる権利を付与するかは、法技術的な観点から創設されたものであり、それが2条3項の3種類のカテゴリの表現形式であり、出願人は、この3種類のカテゴリから選択できるとする説である。特許出願人が、請求項において記載した外形上の表現を重視する説であるともいえよう⁽⁴²⁾。本稿では、「客観説」の立場をとる。

「学習済みモデル」は、特許法の条文上、プログラムであるとする限り、「物」であると把握せざるを得ない。

ただし、このような法文上の規程となったのは、平成14年改正において、いわゆる「プログラム」それ自体を特許請求の範囲の対象として許容することを目的としたものであると理解する。そして、「物」の概念の中に「プログラム」が含まれることと、「物の発明」として「プログラム」を特許請求の範囲に記載できることが同視されていたものと考えられる。この場合、「クレーム」の対象としては、「ソフトウェア」だけでなく「ハードウェア」との協働関係をも記載することを要求することとすれば、単なる「ソフトウェア」（厳密に言えば、コンピュータを動作させるための情報（指令とデータ）の集合体）のみをクレームの対象とすることにはならない。したがって、ソフトウェア関連発明の特許による保護という観点が優先するものであって、「ソフトウェア」を（有体物たる）「物」と完全に同一視することまで、現実問題としては、想定範囲外であったのではないかと考える。

しかるに、「学習済みモデルの生成方法」で生成されるものは、「ソフトウェア」（より厳密には、データの集合体）であるといえる状況が発生してしまった。

この結果、従来の「物の生産方法の発明」における「生産の対象となる物」は、必然的に、自然法則に従って存在している「物」であることを当然の前提としていたのに対して、「学習済みモデルの生成方法」によって生成されるものには、原則としては、「自然法則」がその背後に存在していない場合がほとんどである、という事実を考慮する必要があると考える。

筆者としては、以下の2つの理由により、「学習済みモデルの生成方法の発明」を「物を生産する方法の発明」であるとするのは、適切ではないと考える。

i) 学習方法によって「技術的に同一の機能を達成する物」が生成されるといえる程度に、クレーム中で「学習済みモデル」を特定して記載することが、そもそも困難である。

ii) 他の技術分野において、「物を生産する方法」のクレームが認められたこととは、その射程が大きく異なり、効力範囲の認定として、著しく均衡を欠くことになるおそれがある。

まず、第iの点についていえば、「学習済みモデルの生成方法」については、少なくとも現時点では、原理的に、学習用モデルの構造や学習用データの少なくとも一方が異なれば、原則として、その方法で生成されるものを「技術的に同一の機能を達成する物」に特定できるといふ事情は存在しない。

「学習用データ」については、クレームの記載中でも、また明細書中でも、その種類、属性、特性までは

(41) 中山信弘著『工業所有権法（上）特許法（第2版増補版）』112頁（弘文堂 2000年）

(42) 加藤公延著『「物」の発明と「方法」の発明の分類基準についての批判的考察』、*パテント* 2003, Vol.56, No.5

指定できるとしても、具体的なデータ（タスクによっては、数百万～数千万セットのデータとなる）として特定することは不可能である。

この結果、データを持っている者にしか「クレームされた方法で生成される物」を生産することが事実上困難であるにもかかわらず、すなわち、明細書に開示されている発明は、実質的には、学習用データに対する「学習方法」のみであるにもかかわらず、その方法で生成された「学習済みモデル」にまで権利が及ぶというのは、実施可能要件・サポート要件の問題からしても第三者との間で均衡を欠くといわざるを得ない。

第iiの点についていえば、法が、「物の生産方法の発明」というカテゴリを特別に規定し、このカテゴリに属する発明については、単に、当該方法の実施行為のみならず、当該方法で生産された物を使用・譲渡等する行為にまで、特許権の効力の範囲を認めたのは、「自然法則に従うことを大前提に“製造”をすることが必要な物」については、（化学やバイオテクノロジーの分野などでは、特にそうであるように）「所期の機能・作用・効果を奏することが可能な実質的に同一な物」を反復して安定に製造することに、一定程度の技術的な困難性があり、かつそのような同一物を製造するのは、その都度、同様の工程を実施する必要があるという事情があることを前提とすると考える。そして、そもそも、「同一物」を均一かつ大量に生産できる技術にこそ、工学的な意義が存在するといえる。したがって、そのような「製造方法」について、新たな技術的創作が生まれたといえる場合には、それに見合う保護範囲を保証することで、仮に「当該物自体はすでに公知であったとしても」、別個に特許の成立を認めるとの趣旨であったと理解する。

これに対して、「学習済みモデル」については、“同一物”の“製造”については、学習処理が一度行われた後は、単に「データをコピーすること」であって、必ずしもその都度、「学習済みモデルの生成方法」のクレームに規定された処理を実施することは必要とはいえず、このような「物」に対して、他の技術分野と同等の権利の効力範囲を認めることは、著しく均衡を失する恐れがあるものと考える。

「学習済みモデル」は、常に、新たな学習用データによって、更新・改変を受けるという形で運用をされる場合があるという指摘もあり得る。ただし、たとえば、初期的に使用される「学習済みモデル」は転移学習などの可能性も含めて、独立に配布・譲渡されることが想定されるものの、適宜、更新・改変を受けている「学習済みモデル」が、市場価値を有している状況は、物を生産する方法のクレームで保護することが想定されたような独立に流通し得る「物」とは、もはや同一概念とは呼べず、これはむしろ「サービスの提供」という「方法の実施」と呼ぶべきものであって、この場合こそ、まさに単純方法の発明と呼ぶべきであろう。

以上により、「学習済みモデルの生成方法」又はこれと同等な発明の名称のクレームが存在するのみの場合、原則としては、これは「学習用モデル」の「学習方法」という単純方法のクレームと考えるべきである。

（４－２）「学習済みモデルを規定するデータ構造の生成方法」の発明は、「物を生産する方法の発明」であるか？

この場合は、生成されるものが、「独立して取引の対象となるもの」である点で、「学習済みモデルの生成方法」のクレームよりも、「物を生産する方法」の発明に一步近づいているといえる。

ただし、実施可能要件等との関連からは、この場合も、上述したように、「学習済みモデルの生成方法」と同様に、一部の例外を除いて、「物を生産する方法」の発明には該当しない、とすべきと考える。「一部の例外」とは、予め準備した「学習用データ」がない場合でも、シミュレーション等を利用して、所期の目的を達成する「学習済みモデル」を第三者が生成できるような場合が想定される。そして、当然ながら、明細書には、それが第三者にも実施可能な程度の開示が要求されることになる。

むしろ、この場合も、「学習済みモデルを規定するデータ構造」そのものをクレームすることを許容して、その代わりに、後述する「学習済みモデル」自身のクレームと同様に、そのように生成された「データ構造」が、使用フェーズにおいて、ハードウェア資源とどのような協働関係を有するかをクレームに記載することを要求するとともに、技術的手段である「学習済みモデルを規定するデータ構造」により、どのような技術的課題が解決

されるのかを、原則としてクレームから把握できるようにすることを要件とするのも1つの考え方であろう。

(4-3) 「学習済みモデル」自身に向けられたクレームは、他分野におけるプロダクト・バイ・プロセスクレームと同様の手続きにより解釈されるべきか？

他分野でのプロダクト・バイ・プロセスクレームと同一の解釈手法によるのであれば、いわゆる「物同一説」に従うことになる。

すなわち、プロダクト・バイ・プロセスクレームに関する上述した最高裁判決によれば、「物を生産する方法によって特定された物の発明」では、「物同一説」で考えることが明確とされた。

原審の知財高裁判決が、原則として、いわゆる「製法限定説」に立っていることとの対比として語られることが多い。しかし、これは、暗黙の前提として、その方法で生産する物は、「実質的に1つの物」に特定できるということが前提となっているものと考えられる。

すなわち、「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、又はおよそ实际的でないという事情が存在するとき」という例外が認められプロダクト・バイ・プロセスクレームの記載が認められる場合についてさえ、その前段の記載として「出願時において当該物の構造又は特性を解析することが技術的に不可能であったり、特許出願の性質上、迅速性等を必要とすることに鑑みて、特定する作業を行うことに著しく過大な経済的支出や時間を要したりするなど、出願人にこのような特定を要求することがおよそ实际的でない場合」とあるように、出願後の技術発展によって、そのような物を別の方法で特定することが可能となることの期待を前提として、最高裁判決は出されていると考えられる。

ここで、まず、学習済みモデルが流通する場合の現実の具体的構造は、以下のようなものが想定されることに注意が必要である。

- i) 「学習済みモデル」 = 「学習済みモデルの構造を規定する構造データ」 + 「学習済みモデルの機能を規定するパラメーター」あるいは、
- ii) 「学習済みモデル」 = 「学習済みモデルの構造を規定する構造データ」 + 「学習済みモデルの機能を規定するパラメーター」 + 「プログラムとして機能するためのコード群」

「審査ハンドブック」では、「学習済みモデル」を「プログラム」と把握しており、上記 ii) の構成を想定しているようにも見えるものの、たとえば、「学習済みモデル」の著作物性を議論している文献等では、i) のように単なる「データの集合」という把握のされ方での議論が多い。

現実問題としては、i) の場合と ii) の場合の双方の場合が可能性としてはあり得ることになるが、配布・配信のことを考えれば、i) の形態の可能性が高いことに注意が必要であろう。

一方で、「学習済みモデル」に向けられたクレームを起案する場合には、少なくとも、「プログラム」として把握するためには、ハードウェア資源との協働関係をクレーム中に記載することが日本における「特許適格性」(特許法 29 条 1 項柱書) を満足するために必要となる。

ここで、「同一の物」の解釈としては、以下の2つの可能性がある。

a) 具体的な「構造データ」「パラメーター」および「コード群」についての「同一性」をいうとする。

ただし、この場合、クレームの保護する対象の範囲があまりにも狭くなり、特許クレームを記載する意義は、ほとんどなくなってしまう。特許権を取得することで、「技術的思想としての発明の保護を図る」という目的は到底達成できない、といわざるを得ない。また、上述のとおり、「学習用データ」を一般の第三者が入手することが困難であるなら、いずれにしても「完全に同一のパラメータ」の学習済みモデルを、(デッドコピーをするのでない限り) 特許権者又は同等のデータを有する(限られた)者以外の第三者が生成できることは現実的には想定できない、という点も問題になる。

b) 一方で、事実上は、「学習用モデル」の構造や「学習済みモデルの機能を特定するパラメータ」の構成をクレームで具体的に特定することが困難である以上、後述するように、(一定程度の明確さで規定される)「学習用モデルの構造」と「プログラムとしての機能」とにより特定されるものが同一である限り、「同一の物」と解釈するという立場もあり得る。

すなわち、29条1項柱書の要件からは、以下の記載をクレーム中では行うことが必要になる。

「学習済みモデル」＝「学習用モデルの構造」＋「学習済みモデルの機能を特定するパラメーターの構成」＋「学習済みモデルが予測・分類処理を行う際のプログラムとしての機能、および、ハードウェア資源との協働関係」

さらに、「学習済みモデル」の技術的特徴を考える上では、学習対象となる（最終的には推論・分類等の対象となる）「学習用データの技術的特徴」「学習モデルの構造の技術的特徴」「学習プロセスの技術的特徴」が、発明に関連する「技術的課題」に対応するものとなっている場合がほとんどであり、機能的に特定される部分が多いものと考えられる。

とすると、現実の「学習済みモデル」のクレームの構成は上記のようなものであるべきとしても、「クレームとしての記載」は、以下のような構造となる場合が多いであろう。

「学習済みモデル」

＝「(技術意義が特定された) 学習用データの属性」＋「学習用モデルの構造 (の一部)」＋「学習方法」＋「学習済みモデルの機能を特定するパラメーターの構成」＋「学習済みモデルが予測・分類処理を行う際の機能およびハードウェア資源との協働関係」

ここで、「学習用モデル」＝「学習用データの属性」＋「学習用モデルの構造 (の一部)」＋「学習方法」

との関係で特定することが一般には必要であろう。

すなわち、「学習済みモデル」のクレームは、特許庁の「審査ハンドブック」の具体例にも記載されるとおり、「学習方法」すなわち「いかにして学習用モデルに対するパラメーターセットを生成するか」を記載して、いわゆる「プロダクト・バイ・プロセスクレーム」様の形式を外観上呈することになる。

しかし、実際には、「学習用モデル」の構造には設計の自由度が大きく、かつ「学習用データ」の違いにより、「学習済みモデルの機能を特定するパラメーターセット」は異なるものとなり得るにも関わらず、上述したb)の解釈では、「同一の物」の範囲が広くなりすぎる懸念がある。

「学習済みモデル」は、「学習用モデルの構造」という、いわば「入れ物」の構造と、その「入れ物」の中に入る物(パラメーター)の構成とにより特定されるところ、「学習済みモデル」の生成方法のクレームの記載の仕方によっては、事実上、「入れ物」の構造と「入れ物へのものの入れ方」のみが特定されるだけであって、「学習済みモデル」という「物」が十分に特定されないにもかかわらず、その結果、生成された「学習済みモデル」であれば、どのような「学習用データ」に基づき生成されたものであっても効力が及ぶこととなれば、化学分野やバイオテクノロジー分野で、物を特定するために製造方法がクレームに記載される場合と、著しく均衡を欠く恐れがある。

これは、「生成方法」と「奏される機能」という2重の間接的限定で物を特定しようとすることに起因するともいえる。

また、「学習済みモデル」は、サブコンビネーションとして特定されるものであるとの性質を内在し、かつ、

「学習モデルの構造」「学習方法」については、自分自身の特徴というよりも、むしろ、相手方のサブコンピネーションの技術的特徴であるという事情も考慮されるべきであろう。

そこで、上述のとおり、「学習済みモデル」に向けられたクレームは、そのクレームの記載中に学習済みモデルを生成する方法（学習方法）の記載がある場合には、当該学習方法で生成された（機能的表現で特定される）「学習済みモデル」のみを、その要旨とし、あるいは、その技術的範囲に含むものと解釈すべきである。

また、「学習済みモデル」としてのクレームを許容するためには、「学習済みモデルが予測・分類処理を行う際の機能およびハードウェア資源との協働関係」の中において、「学習済みモデル」によりどのような技術的課題が解決されるのかを当業者が把握できる程度の記載をサポート要件として要求するということが考えられるであろう。少なくとも、特許庁の公開したサンプルクレームでは、このような記載がされているものといえる。

（４－４） 29条 1項柱書の要件との関係

特許庁の見解では、「学習済みモデル」とは、プログラムであり、プログラムとして把握できる限りにおいて、特許適格性を有するとされている。

厳密に言えば、29条1項柱書の要件違反は、「記載要件」を定めた36条とは別個の条文に規定される要件ではあるものの、実務上は、「ある発明」をクレーム上でいかにして記載するか、という点に帰着する要素も大きいので、ここでは、「記載要件」を広く解釈して検討する。

日本の特許実務では、コンピュータプログラムに係る、いわゆるソフトウェア関連発明が、特許の対象となり得るための要件については、順次、以下のような対象が特許適格性を有するとの経緯をたどってきたものと理解する。

類型 i) 機器等（例：炊飯器、洗濯機、エンジン、ハードディスク装置）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

類型 ii) 対象の物理的性質又は技術的性質（例：エンジン回転数、圧延温度）に基づく情報処理を具体的にを行うもの

類型 iii) 請求項に係る発明において、ソフトウェアによる情報処理が、ハードウェア資源（例：CPU等の演算手段、メモリ等の記憶手段）を用いて具体的に実現されている場合、つまり、ソフトウェアとハードウェア資源とが協働した具体的手段によって、使用目的に応じた情報の演算又は加工を実現することにより、使用目的に応じた特有の情報処理装置（機械）又はその動作方法が構築されている場合（ハードウェア資源との協働関係）

ここで、「学習済みモデル」は、それ単体を特定する場合に、類型 i) に相当する機能を発揮するものであれば、「機器等に対する制御」がクレームの記載から読み取れることを、特許適格性の観点としてだけでなく、上述したように、どのような技術的課題が解決されるのかを当業者が把握できる程度の記載をサポート要件としても、要求するということが考えられるであろう。

同様にして、類型 ii) である場合であれば、これもクレームの記載から、「対象の物理的性質又は技術的性質に基づく情報処理」が読み取れることを要求することが必要であろう。たとえば、「学習用データ」が、対象の物理的技術的特徴を反映したデータと、対象に対する技術的な判断との組であり、これを用いて教師付学習をしたことが読み取れることが必要となるであろう。

具体的には、カメラ画像からコンクリートのひび割れを自動検出する等の例が想定される。解決される技術的な課題としては、少量の学習用データで高速に学習でき、インフラ検査・維持のコストや負担の軽減が図れる、等が考えられるであろう。

さらに、類型 iii) に相当する場合は、学習済みモデルが、予測・分類等を行う処理におけるハードウェア

資源との協働関係を、技術的課題の解決の内容が読み取れる程度に、請求項に記載することを要求することも考えられる。

この場合は、「学習済みモデル」については、その学習済みモデルが組み込まれるアプリケーションにおいて、いかなる技術的課題が当該「学習済みモデル」により解決されるのかが読み取れないのであれば、サポート要件違反等とされるべきであろう。

(5) 「学習用モデル」の特許クレームの技術的範囲は？

上述した Google の「バッチ正規化」のクレームでもそうであったように、「学習用モデル」のクレームとは、一般には、以下のような形式となる。

「プリアンブル」 + 「学習用モデルの構造」 + 「学習方法」

これは、学習済みモデルを生成する際に使用されるプログラムであるから、実質的には、学習方法を実行するソフトウェアで使用されるプログラムモジュールであると考えることができる。

したがって、このような「学習用モデル」のプログラムの特許クレームを侵害する行為は、学習方法を実行するソフトウェアを製造する者、学習方法を実行するソフトウェアを使用する者と考えられるべきであろう。

例えば、当該「学習用モデル」のプログラムモジュールを使用する学習方法を実行するソフトウェアでサービスを提供するプラットフォーム提供者などが想定される。

これに対して、このような特許権に係る「学習用モデル」を利用して生成された「学習済みモデル」については、「学習済みモデル」が「学習用モデルの構造データ」および「学習パラメーターセット」（学習されたパラメーターの集合）と考えられる限りにおいて、「学習用モデル」のプログラムの特許権の問題としては、技術的範囲に属しないと考えるべきであろう。

「学習用モデル」が新規かつ進歩性を有する場合に、そのような「学習用モデル」を利用して生成される「学習済みモデル」を技術的範囲に含むクレームとしたいのであれば、むしろ、「学習用モデル」の構造と同一の構造が、使用フェーズで使用される状態をクレームする必要があると考える。このようなクレームをどのように起案するべきかは、「学習用モデル」の構造と、「学習方法」さらには、使用フェーズの態様により、事案事案で検討が必要となるものとする⁽⁴³⁾。

(6) 設例による論点の考察

設例：「学習用モデル」に特許権者 A の特許権 PA が発生しており、「学習済みモデル」に特許権者 B の特許権 PB が発生しており、特許権者 A は、人工知能プログラムのプラットフォーム提供者であって、特許権者 B は、特許権者 A のプラットフォーム上の「アプリケーションフレームワーク α 」のユーザであるとする。

一方で、事業者 C の運営する「アプリケーションフレームワーク β 」において、特許権 PA の技術的範囲に属する「学習用モデル」によるサービスが提供されており、ユーザ D が、この事業者 C のサービスの下で、特許権 PB の技術的範囲に属する「学習済みモデル」によるサービスを第三者に提供している。

(43) 状況によっては、独立請求項に「学習用モデル」をクレームして、従属クレームに当該「学習用モデル」を使用して生成された「学習済みモデル」をクレームするというだけでも、対応としては十分な可能性はあり得る。

(6-1) 「学習用モデル」の特許権 PA が、学習済みモデルにまで及ぶのか？

ここでは、「学習用モデル」の構造に対して、特許権が付与されているものの、これは、決して、「物」としての部品などと同視できるようなものではなく、事実上「学習方法を実行するためのソフトウェア」の一部である以上、特許権 PA の効力は、「学習済みモデル」にまでは及ばないと考えるべきである。一般には、「学習用モデル」のソフトウェアコードの技術内容は学習中の態様として特定されるにすぎず、流通する「学習済みモデル」においてどのように機能しているかがクレーム中には特定されていないと考えられるし、「学習用モデル」のクレームが「物の生産方法の発明」に該当することもない。

一方で、「アプリケーションフレームワーク β 」が「アプリケーションフレームワーク α 」とは独立して開発されたものである場合は、OSS ライセンスを考慮することなく、特許権 PA に基づいて、特許権者 A は、事業者 C による特許権の侵害を主張できるものとする。

もっとも、当然ながら、上記の例では、権利の消尽により、特許権者 A は、ユーザー B に対して権利を行使することはできず、また、特許権者 A は、ユーザー D も「学習用モデル」を使用したとして、特許権 PA に対する権利侵害を主張することは原理的には考えられるが、ユーザー D は、事業者 A の潜在的顧客であるので、実際上は、このような訴訟が現実化することも考えにくい。

(6-2) 学習用モデルを提供する主体と、学習済みモデルの学習パラメーターセットを提供する主体と異なる場合に、間接侵害は成立するか？

ユーザー B とは異なるソフトウェアベンダーであるユーザー D が、特許権者 A のプラットフォームのユーザーであるときに、特許権 PB の技術的範囲に属する「学習済みモデル」のための「学習用モデルの構造データ」および「学習パラメーターセット」を D が第三者に提供する行為は、特許権 PB に対する間接侵害となるかは問題となり得る。単なる「学習用モデルの構造データ」および「学習パラメーターセット」は、特許法 101 条における「物」とはいえないとの主張がされる可能性があるからである。

この意味では、少なくとも、明細書中に、「学習用モデルの構造データ」および「学習パラメーターセット」としての「学習済みモデル」のデータ構造およびそれがアプリケーションで使用される態様を記載しておくことで、それが、特許法上の「物」である、と主張できる素地を準備しておくべきであろう。併せて、「データ構造」のクレームも作成しておくことが望ましい、といえるであろう⁽⁴⁴⁾。

7. まとめ

- (1) 機械学習、人工知能技術については、学習用データの重要性が高く、その観点からは、「エッジコンピューティング」技術に対する特許権は、まずは、特許取得を検討すべき対象と考える。「学習用データ」については、一般には特許権とは別の保護方法を考慮すべきであろう。
- (2) 「学習済みモデル」や「アプリケーション」は、人工知能技術の実用化において、特許取得を考える上では、次に重要なポイントとなり得る。もちろん、「学習済みモデル」を使用した具体的な「アプリケーション」については、OSS との関係性を考慮した上で、自身がどこに、知的財産、知的財産権としての保護を求めるかを、事前に十分に検討することが必要である。

特に、一般的、汎用的な人工知能技術については、OSS も、また一見これと対立するように見える特許権も、いずれも、すでに「数人の巨人」の掌の上で転がっている、といえる状況となりつつあり、このような検討は、必須といえる。

(44) 単に、「学習用モデルの構造データ」「パラメーターセット」により実現される「学習済みモデル」と特許の技術的範囲との関係だけでなく、プラットフォームが依拠する OSS ライセンスと特許の技術的範囲との関係などについて、専門家の判断が必要となろう。

(3) 特に、「学習済みモデル」については、クレームの形式的な表現と、現実に権利行使の局面となったときの技術的範囲との関係については、明細書の開示とも合わせて、今後、さらに検討が必要と考える⁽⁴⁵⁾。

筆者としては、現時点の技術水準では、「学習済みモデル」は、形式上、プロダクト・バイ・プロセスクレームと類似の外観を呈するとしても、要旨の認定や技術的範囲の解釈においては、「学習方法に限定した解釈」が妥当と考える。同様に、「学習済みモデルの生成方法」に向けられたクレームも、「物の生産方法の発明」のクレームというよりも、単純方法のクレームと考えるのが妥当と考える。

(4) なお「学習用データ」については、それが重要であるがゆえに、特定の技術分野においては、公的な機関により準備され、誰でも使用できるように公開されることが、当該技術分野に参画できる企業を増やすためにも、必要であると考えられる。

ただし、その場合に、公的に準備された「学習用データ」に対して、個々の民間事業者が、独自のデータを紐付けることで、独自のサービスのために作成した「学習用データ」の権利の扱いも重要なポイントであろう。また、このような紐付けのための技術や各企業が独自にデータを追加・拡張できる技術についても、公開データ側でも紐付けのし易さを考慮したデータ構造とするなどの検討も必要であろう。

(45) 上述した「転移学習」との関係で、「学習済みモデル」「学習方法」等のクレームをどのように構築すべきかも、併せて、検討課題といえるであろう。