

特許文書評価と特許分類における AI と人との協調



会員 谷川 英和

要 約

AIによる弁理士の代替可能性が「92.1%」という数値が発表されてから数年が経過し、AIが特許業務に入り込んできている。そこで、本論において、特許文書評価と特許分類の2つの業務におけるAIと人との協調について検討した。

AIを用いた特許文書評価において、人手による評価との相関性の高い結果が得られた。また、AIを用いた特許分類において、効率が大幅に向上するだけでなく、特許分類の品質も上がることを示した。

しかし、AIによる特許文書評価では、「特許文書品質特性モデル」という標準的な方法論に基づいて、揺らぎの少ない評価を行うことがベースとなる。また、AIによる特許分類では、AIに与える適切な情報の選択、適切なアルゴリズムの選択が肝要である。

つまり、今後、特許業務において、AIと人との協調し、適切な作業分担を行うことが益々必要になってくる、と考える。

目次

1. はじめに
2. 特許文書評価におけるAIと人との協調
 - 2.1 特許文書品質特性モデルについて
 - 2.2 AIを利用した特許文書評価について
 - 2.3 特許文書評価における方法論と人の重要性について
3. 特許分類におけるAIと人との協調
 - 3.1 特許分類の種類と目的について
 - 3.2 AIを利用した特許分類の評価について
 - 3.3 特許分類におけるAIの利用について
4. まとめ

1. はじめに

従来から、自然言語処理技術を中心とした情報技術の特許情報に適用する種々の研究開発が行われてきた⁽¹⁾。そして、昨今、機械学習をはじめ、益々、多くの情報技術が特許業務の効率化、品質向上に寄与するようになってきている。そのため、野村総研と英オックスフォード大との共同研究による「10～20年後に、AIによって自動化できるであろう技術的な可能性」(2015年12月公表)において、AIによる弁理士の代替可能性は「92.1%」という非常に高いものであった⁽²⁾⁽³⁾。なお、AIとは、狭義には機械学習を指し、広義には情報技術全般を指すように考えられるが、本論文におい

ては、AIとは、機械学習と自然言語処理とを含むものとする。

また、我々は、2002年以降、発明の着想から権利化、権利行使に至る特許ライフサイクルにおける各特許業務について、工学的にアプローチを行う特許工学の研究を行ってきている⁽⁴⁾。特許工学は、特許ライフサイクルにおける各種作業に対して、方法論を抽出し、ツールと教育とにより、方法論の普及を図ることにより、各種特許業務の品質と効率の向上を目指すものである(図1参照)。

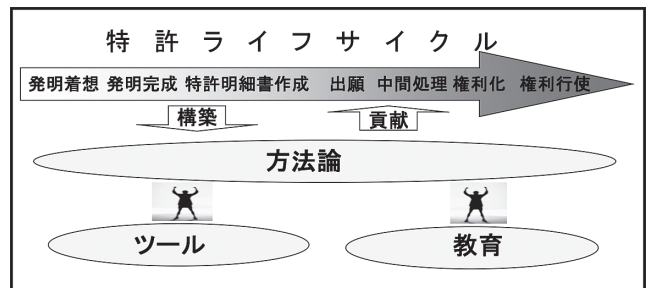


図1：特許工学の概念図

つまり、特許工学において、高品質で、効率的な特許業務の推進のために、AIを使用したツールの特許業務に取り入れることは有用ではあるが、方法論と教育とが極めて重要であり、AIはサポートであり、中核は人が握る、という立場である。

また、AI は万能ではなく、AI を特許情報に利用し、ユーザが期待する結果を得るためには、適切な特許情報を AI に学習させ、処理対象の特許情報に合った適切なアルゴリズムの AI を使用することが必要である。

そこで、今回、AI を特許業務に適用して有用であると考えられる特許文書評価と特許分類の2つの特許業務を事例として、AI を適用した場合の効果、方法論の重要性、適切な AI の利用方法について検討する。なお、特許分類とは、特許調査における特許文書の分類である。

2. 特許文書評価における AI と人との協調

弁理士等の特許の専門家にとって、特許請求の範囲や明細書等の特許文書の品質は極めて重要である。一方、特許文書の品質の定義や品質の評価方法は確立されておらず、特許文書の品質評価は属人的であった、と言わざるを得ない。このような状況を鑑み、日本特許情報機構（Japio）が主導する産業日本語研究会⁽⁵⁾の特許文書分科会において、特許業務や特許法の専門家で構成されたメンバーにより、特許文書の品質について議論してきた⁽⁶⁾。

本分科会において、特許文書の品質を検討するのに先立ち、他の領域である「システム開発文書品質モデル」⁽⁷⁾と「システム／ソフトウェア製品の標準品質モデル」⁽⁸⁾について調査し、かかるモデルと同様、特許文書の品質の評価のためには、特許文書の品質特性の細分化が必要であると考え、特許文書の品質特性を検討することとした。その結果、特許文書のレベルの向上、および特許文書の品質評価の標準化のために、「特許文書品質特性モデル」という考え方が構築された。

そこで、本章において、「特許文書品質特性モデル」を紹介するとともに、特許文書の品質評価における AI と人との協調について議論する。

なお、「システム開発文書品質モデル」は、システムを開発するために作成する文書を対象として、文書の評価、文書の改善の目安にすることを目的として、システム開発文書品質研究会が2015年11月に公開したものである。また、経済産業省によるソフトウェアメトリクス高度化プロジェクトのプロダクト品質メトリクス WG の「システム／ソフトウェア製品の品質要求定義と品質評価のためのメトリクスに関する調査報告書」において、システム・ソフトウェア製品の標準品質モデルを規定している。

2. 1 特許文書特性モデルについて

特許文書における明細書は文献としての役割を有し、特許請求の範囲は権利書としての役割を有する。そこで、特許文書品質の大分類は、「技術文書特性」「権利文書特性」とした。「技術文書特性」は、技術を第三者に伝える場合の伝えやすさに関する特性である。「権利文書特性」は、権利書としての役割の果たしやすさに関する特性である。以下、各特性をさらにブレークダウンした中分類の特性、および小分類の特性について述べる（図2、表1参照）。

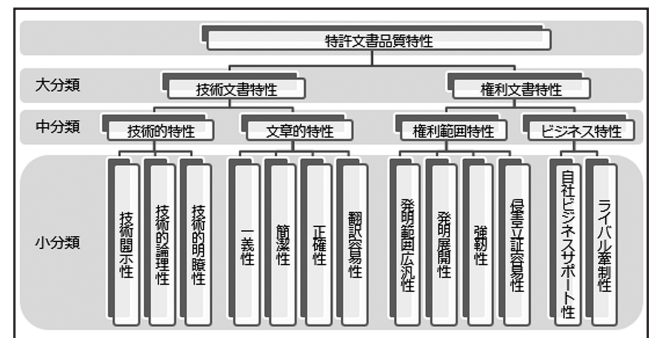


図2：特許文書品質特性モデル

(1) 技術文書特性

「技術文書特性」を「技術的特性」と「文章的特性」に分けた。「技術的特性」は、技術が的確に記載されている度合いである。「文章的特性」は、文章としての適切な度合いである。

1) 技術的特性

「技術的特性」を「技術開示性」「技術的論理性」「技術的明瞭性」に分けた。「技術開示性」は、発明が十分に説明されている度合いである。言い換えれば、特許法が要求しているサポート要件、実施可能要件を満足している度合いである。「技術開示性」を定量的にみると、例えば、実施の形態の数、図面数等が多いほど大きくなる特性である、と考えられる。「技術的論理性」は、論理的である度合いである。なお、論理的であるとは、例えば、クレームと明細書のストーリーとの技術的因果関係が明瞭であること、背景・従来技術・課題・解決手段・効果等のストーリーの筋が通っていることなどを意味していると言える。「技術的明瞭性」は、発明の技術的な説明内容が明瞭である度合いである。

2) 文章的特性

「文章的特性」は、「一義性」「簡潔性」「正確性」「翻訳容易性」に分けた。「一義性」は、特許文書を構成する文章が一義的に捉えられる度合いである。「簡

表 1：品質特性について

品質特性			品質特性の説明
大分類	中分類	小分類	
技術文書特性	技術的特性	技術開示性	発明が十分に説明されている度合い。特許法が要求しているサポート要件、実施可能要件を満足している度合い。
		技術的論理性	論理的である度合い（例えば、クレームと明細書のストーリーとの技術的因果関係が明瞭であること、背景・従来技術・課題・解決手段・効果等のストーリーの筋が通っている度合い）。
		技術的明瞭性	発明の技術的な説明内容が明瞭である度合い。
	文章的特性	一義性	特許文書を構成する文章が一義的に捉えられる度合い。
		簡潔性	特許文書を構成する各文が簡潔である度合い。
		正確性	特許文書を構成する各文に誤りがない度合い。
		翻訳容易性	翻訳のし易さの度合い。
権利文書特性	権利範囲特性	発明範囲広汎	発明の本質が抽出されており、無用な限定が無い度合い。権利範囲の広さの度合い。
		発明展開性	発明が十分に展開されている度合い。
		強靱性	拒絶、無効になりにくい度合い。
		侵害立証容易性	侵害の立証が容易である度合い。
	ビジネス特性	自社ビジネスサポート性	自社製品をカバーしている度合い。
他社ビジネス排除性		他社のビジネスを排除（自社とのアライアンス、ライセンス供与等も含む）できている度合い。	

簡潔性」は、特許文書を構成する各文が簡潔である度合いである。「簡潔性」は、長文や複文が多いほど低くなる、と考えられる。「正確性」は、特許文書を構成する各文に誤りがない度合いである。「正確性」は、誤記が多いほど低くなる、と考えられる。「翻訳容易性」は、翻訳のし易さの度合いである。「翻訳容易性」は、例えば、主語の無い文が多いほど低くなる、と考えられる。

(2) 権利文書特性

「権利文書特性」を「権利範囲特性」「ビジネス特性」に分けた。「権利範囲特性」とは、権利範囲に関する特性である。「ビジネス特性」は、権利を利用する場合に関係する特性である。

1) 権利範囲特性

「権利文書特性」を「発明範囲広汎性」「発明展開性」「強靱性」「侵害立証容易性」に分けた。「発明範囲広汎性」は、発明の本質が抽出されており、無用な限定が無い度合いである。言い換えれば、権利範囲の広さの度合いである。「発明展開性」は、発明が十分に展開されている度合いである。「強靱性」は、拒絶、無効になりにくい度合いである。「侵害立証容易性」は、侵害の立証が容易である度合いである。

2) ビジネス特性

「ビジネス特性」を「自社ビジネスサポート性」「ライバル牽制性」に分けた。「自社ビジネスサポート性」は、自社製品をカバーしている度合いである。「ライバル牽制性」は、ライバルを牽制できている度合いである。

2. 2 AI を利用した特許文書評価について

(1) パテントメトリクスについて

また、特許文書分科会において、特許文書の品質に影響を与え得るパラメータとして、以下のパラメータを抽出した。なお、これらの特許文書の品質に影響を与え得るパラメータをパテントメトリクスと言うこととする。

1) 技術開示性に関するパテントメトリクス

技術開示性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「実施の形態の数」「実施例の数」「図面数」「造語の定義の数」「例示文の数」「図面で開示されている実施例の割合」「請求項に規定した数値範囲をカバーするデータの度合い」等を抽出した。

2) 技術的論理性に関するパテントメトリクス

技術的論理性に影響を与えるパテントメトリクスと

して、「従属請求項に存在し得る番号飛びの箇所の数」「請求項の発明特定事項の内、明細書に例示が記載されているものの割合」等を抽出した。

3) 技術的明瞭性に関するパテントメトリクス

技術的明瞭性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「造語の定義数」「例示文の数」「定義が記載されている略語の数」「請求項に規定の造語の内、本文に定義が記載されているものの割合」「請求項の発明特定事項の内、本文に例示が記載されているものの割合」「図面の構成要素の内、明細書本文中に説明があるものの割合」等を抽出した。

4) 一義性に関するパテントメトリクス

一義性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「多義的な用語の数」「多義的な文の数」「単文率」「複文率」「同一文章での同一助詞の使用率」「単数と複数の混在率」「主体の欠落率」「能動態の使用率」「先行詞の欠落率」「多義用語の使用率」等を抽出した。

5) 簡潔性に関するパテントメトリクス

簡潔性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「長文の数」「複文の数」「重複記載の数」「冗長用語の使用率」「冗長修飾詞の使用率」「能動態の使用率」等を抽出した。

6) 正確性に関するパテントメトリクス

正確性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「誤記・誤字・脱字の数」「技術的誤りの数」「クレームと実施例との用語の統一率」「図面用語、参照符号の統一率」「先行詞の欠落率」「不適切句読点の使用率」「不適切用語の使用率」「不適切文法の使用率」等を抽出した。

7) 翻訳容易性に関するパテントメトリクス

翻訳容易性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「主語の無い文の数」「長文の数」「複文の数」「助詞の誤使用の数」「適切句読点の使用率」「従属項の広さの段階的記述率」「古い専門用語、業界用語の使用率」「企業内の方言の使用率」「長い複合詞の使用率」「日本語特有の「方向」,「側」,などの不明確になり易い用語の使用率」「難解用語の定義の記述率」等を抽出した。

8) 発明範囲広汎性に関するパテントメトリクス

発明範囲広汎性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「独立項の発明特定事項数」「独立項の文字数」「独立項の発明特定事項に対する修飾数」「格成分数」等を抽出した。

9) 発明展開性に関するパテントメトリクス

発明展開性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「クレーム数」「独立項数」「クレームツリーのネストレベル（上位レベル, 中位レベル, 下位レベルの深さ）」「コンビネーション・サブコンビネーションの数」「実施例数」等を抽出した。

10) 強靱性に関するパテントメトリクス

強靱性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「背景技術の先行文献数」「実施例数」等を抽出した。

11) 侵害立証容易性に関するパテントメトリクス

侵害立証容易性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「格成分数」等を抽出した。

12) 自社ビジネスサポート性に関するパテントメトリクス

自社ビジネスサポート性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「実施報償に関する情報」「製品の売上情報等の自社固有の管理情報」等を抽出した。

13) ライバル牽制性に関するパテントメトリクス

ライバル牽制性に影響を与えるパテントメトリクスとして、「契約情報」等を抽出した。

(2) AI を用いた特許文章品質の自動評価について

特許文書品質特性に影響し得る多数のパテントメトリクスのうち、自然言語処理により自動抽出可能な約 60 のパテントメトリクスを、特許文書から抽出し、AI のうちの機械学習の一種であるサポートベクター回帰 (Support Vector Regression (SVR)) のアルゴリズムを用いて、特許文書の品質を自動評価することを試みた。

この特許文書の品質評価ツールは、特許明細書解析機能と学習機能と予測機能とからなる (図 3 参照)。特許明細書解析機能は、特許請求の範囲、明細書、および特許の書誌事項から、パテントメトリクスを抽出する。特許請求の範囲、および明細書に対しては、特許明細書で頻繁に記載される手がかり句を用いた自然言語処理を行い、パテントメトリクスを取得する。学習機能は、特許明細書解析機能の出力である約 60 のパテントメトリクスと人手による特許文書品質の評価結果とを教師データとして受け付け、SVR のアルゴリズムにより学習処理を行い、学習器を構成する機能である。予測機能は、評価対象の特許文書の約 60 のパテントメトリクスと学習器とを受け付け、SVR のアルゴリズムにより予測処理を行い、評価対象の特許文書の品質を予測する機能である。

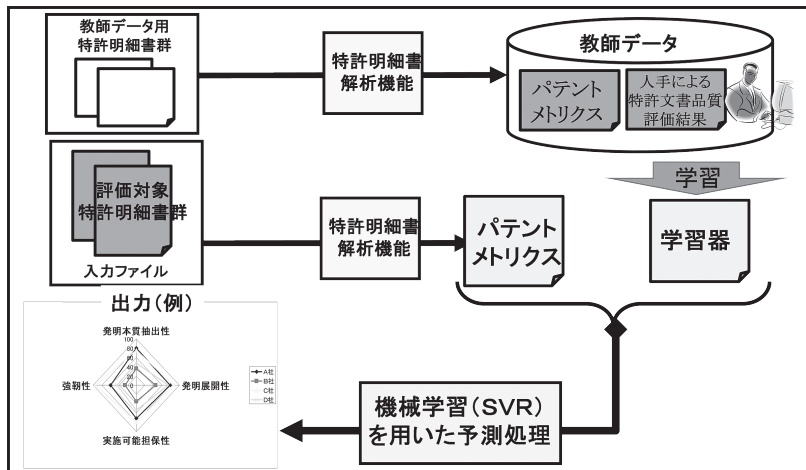


図3：AIを用いた特許文書品質評価

(3) 評価結果について

20件の特許文書を弁理士が評価し、各特許文書に対して点数(100点満点)を付与し、20件の教師データを作成した。そして、20件の教師データを用いて、SVRによる学習処理を行い、特許文書の品質評価を行う学習器を準備した。

また、5件の特許文書を同じ弁理士が評価し、各特許文書に対して点数を付与した。さらに、この5件の各特許文書に対して、SVRによる予測処理を行い、AIに各特許文書の品質の点数を出力させた。

以上の実験の結果、表2に示すように、結果を得た。表2によれば、人手による評価とAIによる自動評価との相関係数は約0.94となり、極めて高い相関関係が得られることが分かった。

表2：AIを用いた特許文書品質評価の結果

	人手評価	自動評価
特許1	32	42
特許2	74	64
特許3	20	30
特許4	30	40
特許5	40	54

2.3 特許文書評価における方法論と人の重要性について

上記の実験において、対象となる特許文書の数が少ないが、特許文書の品質評価において、AIが有用であることは示せた。一方、約0.94という良好な相関係数が得られたことは、上述する特許文書の評価の基準となる「特許文書品質特性モデル」に従って、評価の揺らぎが少なく、評価者が評価できた結果、良好な学習器が得られたことが大きな要因である、と言える。

以上より、特許文書の品質評価において、「特許文書品質特性モデル」といった方法論が極めて重要であり、揺らぎを少なく評価できる評価者が必要であると言える。

3. 特許分類における AI と人との協調

大量の特許データを対象とする大規模特許調査が各企業で頻繁に行われている。また、特許の検索条件を指定しておき、その検索条件に合致する特許情報を定期的にチェックし、必要なデータを収集するSDIも多くの企業で実施されている。一方、ハードウェアの処理能力の向上と機械学習の進歩とにより、現実的に使用可能になってきているAIを利用した特許調査支援が望まれている。

以上の状況を鑑み、市場には、AIを利用した複数の特許分類ツールが出てきており、利用されている⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。AIを用いた特許分類ツールは、ユーザが分類した教師データをAIに学習させ、学習器を取得する学習モジュール(図4参照)と、学習器を用いて特許データの分類予測を出力する予測モジュール(図5参照)とを有する。

しかし、各特許分類ツールにおいて、深層学習、ランダムフォレスト、SVM等の異なるアルゴリズムやモジュールが採用されている。また、ツールや場面等により、要約書を使用した方が良い場合、特許請求の

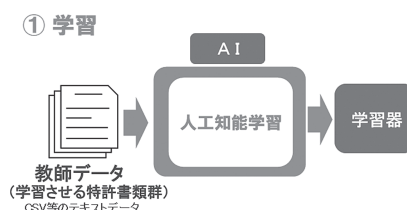


図4：学習モジュールの概念図

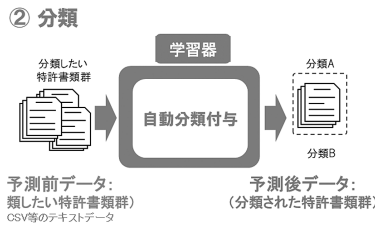


図5：予測モジュールの概念図

範囲を使用した方がよい場合、IPC等の分類コードも使用した方がよい場合等があり、分類のために使用するべき情報が異なる。そのため、技術分野や対象の教師データや分類の目的面等により、使用するアルゴリズム、または使用する情報を決定することは重要ではあるが、AIが生成する学習器がブラックボックスになっており、使用するアルゴリズムや情報を決定することは容易ではない。

3.1 特許分類の種類と目的について

特許分類ツールを利用した特許調査として、特許出願前の先行特許調査、研究または製品開発のプロジェクトの発足時の大規模特許調査、特許の検索条件を指定しておき、その検索条件に合致する特許情報を定期的にチェックし、必要なデータを収集するSDI、他社特許権を無効にするための先行特許調査等の種々の種類がある。

そして、特許調査の種類により目的も異なる。つまり、特許調査の種類により、「再現率」を上げたい場合、「適合率」を上げたい場合、「F値」を上げたい場合、「正解率」を上げたい場合等、上げたい精度が異なる。なお、再現率は見逃さない確率であり、適合率は誤検出しない確率であり、F値は(再現率+適合率)/2である。

3.2 AIを利用した特許分類の評価について

ディープラーニングを用いて特許分類を行う2種類のアルゴリズムと、ランダムフォレストを用いて特許分類を行う1種類のアルゴリズムの、合計3種類の各アルゴリズムを用いて、ツールによる特許自動分類の評価を行った。

また、3種類の各アルゴリズムの自動評価結果の多数決により分類を最終決定する処理、3種類の各アルゴリズムの自動評価結果のANDにより分類を最終決定する処理、3種類の各アルゴリズムの自動評価結果のORにより分類を最終決定する処理も行った。

さらに、機械学習の学習処理および予測処理に使用

する特許情報を「要約書と分類コード(IPC, FI, Fターム)」「要約書と特許請求の範囲と分類コード」「要約書と特許請求の範囲と分類コードと解決手段効果表現文」の3種類の使用情報のうちのいずれかとした。なお、解決手段効果表現文とは、明細書のエッセンスの文であり、解決手段と効果の両方が出現する文である⁽¹²⁾。

そして、3種類のアルゴリズム、多数決、AND、およびORの6種類の各処理を、3種類の各使用情報を用いて行い、合計18の特許の自動分類を行い、「正解率(精度)」「適合率」「再現率」「F値」を評価した。この評価結果を表3に示す。

表3によれば、使用するモジュールにより各精度にかなりのばらつきがあることが分かる。同じ特許のリストを対象として評価しているのであるが、正解率は0.772から0.983までのばらつきがあり、適合率は0.982から0.998までのばらつきがあり、再現率は0.772から1までのばらつきがあり、F値は0.87から0.992までのばらつきがあった。

また、例えば、再現率を上げたい特許調査の場合は、「3つのアルゴリズムのOR」で使用情報は「要約書、分類コード」が良いことが分かる。一方、適合率を上げたい場合は、「3つのアルゴリズムのAND」で使用情報は「要約書、分類コード」または「要約書、特許請求の範囲、分類コード、解決手段効果表現文」が良いことが分かる。

なお、我々の実験では、2人が同じ特許文書を分類する場合、5%程度の違いが生じていた。つまり、人が評価する場合の精度は、0.95ぐらいである、と考えることは妥当である。そのため、例えば、AIによる正解率「0.983」は、人手による作業の精度を上回っている、と考える。

3.3 特許分類におけるAIの利用について

上述した通り、AIを用いて特許自動分類を行おうとした場合、目的、技術分野、調査の種類等により、適切なアルゴリズム、適切な教師データが異なる。また、学習機能ありの機械学習の宿命であるが、AIに与える教師データが正しくないと適切な学習器が得られない結果、精度の高い特許自動分類が困難となる。

つまり、AIを用いて特許自動分類を行おうとした場合、人が正しい教師データを作成する必要がある。また、分類対象や目的等に応じた適切な情報を使用す

表 3：各種の AI アルゴリズムと使用情報の評価結果

アルゴリズム	使用する情報	Average accuracy (精度)	Average precision (適合率)	Average recall (再現率)	Average F1 score (F値)
アルゴリズム2 (ランダムフォレスト)	要約書, 分類コード	0.819	0.809	0.826	0.812
アルゴリズム1 (ディープラーニング 1)	要約書, 分類コード	0.826	0.818	0.826	0.817
アルゴリズム3 (ディープラーニング 2)	要約書, 分類コード	0.805	0.791	0.804	0.793
3つのアルゴリズムの多数決	要約書, 分類コード	0.844	0.842	0.834	0.834
3つのアルゴリズムのAND	要約書, 分類コード	0.808	0.902	0.683	0.769
3つのアルゴリズムのOR	要約書, 分類コード	0.798	0.721	0.94	0.813
アルゴリズム2 (ランダムフォレスト)	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード	0.805	0.781	0.819	0.797
アルゴリズム1 (ディープラーニング 1)	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード	0.766	0.751	0.773	0.757
アルゴリズム3 (ディープラーニング 2)	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード	0.819	0.802	0.819	0.808
3つのアルゴリズムの多数決	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード	0.816	0.801	0.819	0.807
3つのアルゴリズムのAND	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード	0.805	0.882	0.675	0.762
3つのアルゴリズムのOR	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード	0.769	0.696	0.917	0.79
アルゴリズム2 (ランダムフォレスト)	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.798	0.788	0.795	0.787
アルゴリズム1 (ディープラーニング 1)	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.798	0.783	0.811	0.79
アルゴリズム3 (ディープラーニング 2)	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.787	0.763	0.809	0.781
3つのアルゴリズムの多数決	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.812	0.808	0.81	0.803
3つのアルゴリズムのAND	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.808	0.902	0.674	0.765
3つのアルゴリズムのOR	要約書, 特許請求の範囲, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.762	0.687	0.931	0.788
アルゴリズム2 (ランダムフォレスト)	要約書, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.809	0.796	0.811	0.801
アルゴリズム1 (ディープラーニング 1)	要約書, 分類コード, 解決手段効果表現文	0.766	0.744	0.773	0.756

ること、適切なアルゴリズムを使用することが必要である。

一方、適切に AI を用いた特許自動分類を行えば、特許分類の工数が大幅に削減できることは言うまでもなく、精度も人手で行うより高い場合もあり得る。

4. まとめ

AI を利用することにより、特許文書の品質評価、および特許分類と言った特許業務の効率と品質とが向上することを示した。

しかし、上述した通り、AI は万能ではない。つまり、AI の前提として、方法論の構築、および方法論の利用が必要である。また、ユーザが適切な教師データを AI に与えなければ、AI の利益を享受できない。さらに、AI を使用する場合、使用するアルゴリズム、AI に与える情報の選択は、極めて重要である。

よって、AI による弁理士の代替可能性は「92.1%」という報告もあるが、特許業務において、人が行う業務が極めて重要であることは、今後も変わらない、と考える。一方、弁理士としては、定型的な業務は、AI にとって変わられることは言うまでもなく、その定型的な業務の範囲は、AI により広がることは想定しておき、より高度な仕事に注力して、業務を進めるべきである、と考える。

(参考文献)

- (1) 奥村学監修, 特許情報処理: 言語処理的アプローチ, コロナ社
- (2) 2015年12月2日付け野村総合研究所ニュースリリース「日本の労働人口の49%が人工知能やロボット等で代替可能に」
https://www.nri.com/-/media/Corporate/jp/Files/PDF/news/newsrelease/cc/2015/151202_1.pdf
- (3) 「弁理士は AI に代替される確率 92%」に弁理士会が反論! 高度な対人スキルの奥深い職業 (URL: https://biz-journal.jp/2018/02/post_22313.html)
- (4) 谷川英和, 特許工学入門, 中央経済社
- (5) 産業日本語研究会「URL: <https://www.tech-jpn.jp/>」
- (6) 特許版・産業日本語委員会: 『平成 30 年度 産業日本語研究会 報告書』, 2019.03
- (7) システム開発文書品質研究会: 『システム開発文書品質モデル Ver.1.0』, 2015.05
- (8) 経済産業省 ソフトウェアメトリクス高度化プロジェクト プロダクト品質メトリクス WG 『システム/ソフトウェア製品の品質要求定義と品質評価のためのメトリクスに関する調査報告書』, 2011.03
- (9) PatentNoiseFilter[®] (特許自動分類システム) (URL: <https://www.hatsumei.co.jp/service/other.html>)
- (10) Deskbee5 (URL: <http://www.ipfine.com/deskbee/>)
- (11) Shareresearch (URL: <https://www.hitachi.co.jp/Div/jkk/press/news/191105.html>)
- (12) 「特許構造を考慮したグラフベース教師なし重要技術語抽出」(邊土名朝飛他) 2020 年度人工知能学会全国大会

(特集原稿 2020.11.28)