

AIを利用した知財活動に関する研究

マネジメント第2委員会
第2小委員会*

抄録 近年、第3次AIブームの到来が叫ばれる中、AIの産業活用への期待が急速に高まっている。事実、2017年にはAI実用化フェーズに大きく歩みだし、企業活動にも落とし込まれ始めている。この流れは知財の分野にも波及していくだろう。一方、AIの発展は、従来の知財業務の効率化に留まらず、質的な面でも知財活動を変革できる可能性を秘めている。本論説では、ポジティブな視点でAIを知財活動に活用する可能性を検討するとともに、AIを利用した知財活動を通じてビジネスへの新たな価値提供が可能かについて述べる。さらに、今後の「知財活動 with AI」に向けて準備すべきことについても提言する。

目次

- はじめに
- 知財活動へのAI利用の可能性
 - 前提とするAI
 - AIを活用した知財活動
- 新たな価値提供につながる「知財活動 with AI」
 - 新規参入企業分析
 - 協業パートナー候補の提案
 - データ主導権利化
 - 教育プログラムの最適化
 - 実現性の検証
- 「知財活動 with AI」に向けて
 - 実践への課題
 - 人材育成
 - データ意識・確保
- 提言
- おわりに

1. はじめに

近年、AI（人工知能）関連のニュースを目にしないう日は、殆どないのではないだろうか。AI関連産業の市場規模（AIを活用した機器、システム等のさまざまな産業分野での国内市場

規模）は、2030年に約87兆円に成長するとの予測もある¹⁾。事実、2017年にはAIが実用化フェーズへと大きく歩みだし、ビジネスモデルや企業活動に落とし込まれるようになってきた。例えば、コールセンタービジネスの分野では、通話内容からAIがオペレータに必要な資料を予測して提示し、サービス向上に寄与している。人事部門の業務においてもAI活用が進んでおり、評価面接の内容や日々の勤務データ等から社員の離職を予兆し、早期対策に繋げている。

一方、知財活動へのAI活用はまだまだ進んでいるとは言えない状況にある。これは、知財活動には複雑な思考に基づく判断が求められるため、AIをどう活用できるかわからない、AIには不向き、とネガティブに考えてしまっているからかもしれない。

そこで、当小委員会では、ポジティブな視点でAIを知財活動において積極的に利用することを検討した。具体的には、①AIは知財活動に利用できるのか、②AIを利用した知財活動

* 2017年度 The Second Subcommittee, The Second Management Committee

はビジネスに新たな価値提供ができるのか、③ AIを利用した知財活動に備えてやるべきことは何か、の3点に狙いを定めて研究を行った。

2. 知財活動へのAI利用の可能性

2.1 前提とするAI

本研究を行うにあたって、まず、当小委員会が対象とする「AI」について、3つの意識合わせを行った。なぜならば、研究を進める中で、「これはAIと呼べる、呼べない」といった議論になることが想定できたからである。

まず、第一の意識合わせとして、AIの定義について検討した。様々な研究者がAIを定義しているものの、「知性」や「知能」といった対象が不明確な語句を使つての定義となっていた。そこで、当小委員会では、AIの定義を行うことはせずに研究を始めた。実際、人工知能学会においても、「そもそも『知性』や『知能』自体の定義がないことから、人工的な知能を定義することもまた困難である」と結論付けている²⁾。

とはいえ、AIの定義なしでは、「これはAIと呼べる、呼べない」の議論に陥る可能性があるため、第二の意識合わせとして、「弱いAI」という考え方と、「機械学習」や「ディープラーニング」などの技術に着目して研究を行うことにした。理由は、第3次AIブームとしてAIが注目され活用されはじめた背景には、これらの影響が大きかったと考えるからである。

「弱いAI」とは、「限定された知能で特定の問題解決を行う」という考え方である。これに対して、「人間の知能と同等レベルで問題解決を行う」という考え方を「強いAI」といい、人間の活動そのものを代替し得る可能性を秘めているが、現時点では実現の見通しは立っていない。当小委員会では、この「強いAI」まで達していなくても、「弱いAI」でも十分に有用なAIであるという考え方に則して研究を行った。

また、第3次AIブームの中心技術である「機械学習」とは、「物の特徴をコンピュータが自律的に学習する仕組み」である。図1に示すように、機械学習は学習フェーズと適用フェーズに分かれている。学習フェーズでは、学習アルゴリズムが組み込まれた機械学習エンジンに学習用のデータ（教師あり＝答え付き、教師なし＝答え無し）を入力すると、自律的に入力データの「特徴」を学習して学習済みモデルを作成する。その後、適用フェーズでは、その学習済みモデルの入った機械学習エンジンに入力された未知のデータに対し、学習に基づいた答えを出力する。一方、「ディープラーニング」とは、学習フェーズにおいて、「特徴及び特徴量をコンピュータが自律的に学習する仕組み」である。例えば、ミカンとリンゴの違いを学習する場合、従来の機械学習では色や大きさ等を人が「特徴量」として設定し、ミカンは橙、リンゴは赤という「特徴」を学習していたが、ディープラーニングでは、人による「特徴量」の設定が不要であり、「どこに目をつければ違いを見極められるか」までもコンピュータが自律的に学習することができる。

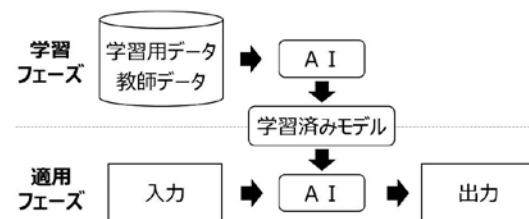


図1 機械学習の学習/適用フェーズ

さらに第三の意識合わせとして、第3次AIブームの「機械学習」や「ディープラーニング」に加え、「ワードエンベディング（分散表現）」という「単語をベクトル化することで、意味的な近さを見ることが出来る」自然言語処理の技術にも着目して研究を行うこととした。なぜならば、特許や契約を始めとしてテキストが主に

扱われる知財活動において、自然言語処理は密接に関係しているからである。単語をベクトル化することで定量的に扱うことができ、これによって、単語同士の類似度や、単語間での意味の演算も可能となる「ワードエンベディング」は、知財活動のあらゆるシーンで活用できると考えた。近年では、ワードエンベディングの一手法であるWord2VecやDoc2Vecが注目を浴びており、単語や文章のベクトル表現が急速に高精度化してきている³⁾。知財活動へのAI活用を検討する上で、この自然言語処理の技術進歩は大きな意味を持つと思われる。

当小委員会では、以上の前提に基づき、現在～近い将来のAIを想定して、人間が行う知財活動そのもののAIへの置換を求めるのではなく、その一部にAIを適用するという視点で、知財活動への利用可能性を検討した。

2. 2 AIを活用した知財活動

ここでは、本研究の一つ目の狙い、「AIは知財活動に利用できるのか」について述べる。この検討をするにあたり、特許庁で作成された「知財人材スキル標準 (version2.0)」⁴⁾ (以下「知財人材スキル標準」と略す) を活用した。知財人材スキル標準は、企業における知的財産の創造・保護・活用に関する諸機能の発揮に必要とされる個人の知的財産に関する実務能力を明確化・体系化した指標であり、知財部門における現行業務が網羅的に示されているため、知財活動を幅広く捉えて検討する上で好適である。さらに、知財人材スキル標準には含まれていないが、知財人材の強みを活かしたこれからの知財活動として提案されている知財部門が行うべき「新サービス」⁵⁾ についても、対象に含めて検討した。

表1 (文末) は、知財人材スキル標準の各業務および上記新サービスに対応させて、意義あるAI利用が可能と考えられる知財活動をまと

めたものである。この検討にあたっては、上述した前提のもと、AIに求めるアウトプット (出力データ) に対し、どのようなデータ (学習用データ、入力データ) が必要となるのかといった、知財活動へのAI適用の具体化まで試みた。なお、本稿では、AIを活用して実践する知財活動のことを「知財活動 with AI」と称する。

以下、知財人材スキル標準における「戦略」、「管理」、「実務」の各機能、並びに上記「新サービス」のそれぞれに対し、当小委員会で検討した「知財活動 with AI」を紹介する。

(1) 「戦略」

IPランドスケープやオープン&クローズ戦略の実行など、戦略立案に関する各種の業務においても、その業務の一部にAIを利用することで、知財活動への有益なAI利用が可能である。

IPランドスケープに対応する「知財活動 with AI」としては、「新規参入企業分析」が考えられる。自社市場への参入に関する他社プレスリリースなどの情報をリアルタイムに監視し、その裏付けとなるニュース記事や特許・論文等をAIが自動抽出することで、他社プレスリリースの信ぴょう性を見極め、自社事業への影響を関連部門に迅速にレポートすることができる。

オープン&クローズ戦略の実行に対応する「知財活動 with AI」としては、「協業パートナー候補の提案」が考えられる。過去の協業事例における企業情報、特許情報等を学習させ、対象としたい事業分野についてAIにより分析を行うことで、アライアンス先候補を瞬時に抽出する。抽出された候補先を参考に検討することで、相性が良いパートナー企業を経営層や事業部門に提案することが可能となる。

組織デザインに対応する「知財活動 with AI」としては、「知財支援人材の最適配置」が考えられる。知財スタッフの経験、得意分野、

性格などの情報、支援先部門に関する情報を学習させたAIに、新規プロジェクトの技術分野やメンバー構成などの情報を入力することで、新規プロジェクトを支援担当する最適な知財人材を配置することができる。

(2) 「管理」

情報、人材、リスクマネジメントなど各種の管理業務に対しても、AIは有効利用が可能である。

情報管理に対応する「知財活動 with AI」としては、「社内知財データベースの利便性向上」が考えられる。社内知財データベースで公開されている掲載コンテンツへのアクセス履歴や検索履歴などの閲覧実績をAIにより分析し、使用者の業務内容や進捗に応じて最適化された知財データベースのページレイアウト、掲載コンテンツを設定する。

人材管理に対応する「知財活動 with AI」としては、「知財教育プログラム最適化」が考えられる。受講した知財教育内容を将来の業務で活用する度合いをAIにより予測し、その結果に基づいて、教育プログラムの見直しや受講者に対してのタイムリーなフォロー教育の実施など、知財教育プログラムの最適化を図ることができる。

リスクマネジメントに対応する「知財活動 with AI」としては、「事業初期段階での知財リスク評価」が考えられる。新規参入市場における特許保有状況、ライセンスや売買、訴訟実績等の情報を総合的にAIに解析させることで、将来的に係争や訴訟が生じる可能性やそれに伴う経済損失額などの知財リスクを事業初期段階において定量的に予測し、経営層や事業部門に提供することができる。

(3) 「実務」

創造支援、知財保護、価値評価などの知財実

務にかかる業務に対しても、AIは効果的に利用可能である。

創造支援に対応する「知財活動 with AI」としては、「モレの無い発明創出支援」が考えられる。AIを活用することで、企画書、ラポノート、報告書、発明提案書など新規アイデアが含まれる情報源から、過去の出願検討実績に基づいて発明になり得るポイントをモレ無く抽出し、さらに先行文献との対比を提示することでアイデアを発明へと練磨し、開発者の発明創出をサポートする。

知財保護に対応する「知財活動 with AI」としては、「データ主導権利化」が考えられる。技術分野毎の審査情報（補正書、意見書、審査結果）等を学習させ、拒絶理由通知を受けた出願明細書や拒絶理由通知とともに応答案（補正書案、意見書案）をAIにより分析することで、担当者が不慣れな技術分野であっても、当該技術分野に特有の明細書の記載要件や審査傾向を考慮した応答修正案を出力する。

価値評価に対応する「知財活動 with AI」としては、「自社特許コストパフォーマンス評価」が考えられる。事業分野ごとの特許コスト（特許1件当たりの費用、特許群での費用）、商品やサービスへの特許活用度、商品の売上・利益、市場規模・成長率、さらには市場における商品技術動向など、AIを活用することで、これらの非常に多くの項目とその関係を考慮した自社特許権のコストパフォーマンスの評価が可能となる。

(4) 「新サービス」

知財部門が行うべき新サービスの一つである「コトづくりサービス」においても、AIを利用した知財活動が可能である。「コトづくりサービス」とは、モノの機能・性能だけでの差別化に限界を感じている企画・事業・営業部門に対して、コトづくり（ストーリー）での差別化を

提案し、コトをつくること及び出来上がったコトを知財ミックスで保護する支援を行うサービスである⁶⁾。アウトプットの「コト」が顧客に訴求するか否かはコトづくりに携わるメンバーに依存し、メンバー選定が結果に与える影響は大きい。そこで、実際にコトづくりを検討する「コトづくりメンバーの抽出」にAIを活用すると、勘に頼らない最適なメンバー選定が行え、効果的である。社員の経歴、特許、論文、報告書などの業務に関する情報のほか、日常会話やSNS等から見える趣味、特技、こだわりなどの業務からだけではわからない情報をバックグラウンド情報として学習し、取り組むコトづくりのテーマに対して、ある点では共通性を持ちながらも多様性が最大化する関係のメンバーを抽出することにより、顧客訴求力が高いコトづくりができるメンバーを人では想像できない視点で抽出することが可能となる。

(5) 小 括

表1および以上の説明から明らかなように、知財人材スキル標準で示された各知財業務をはじめ、知財部門が行うべき新サービスにおいても、その知財活動にAIが利用可能であることがわかった。一般にAIでは難しいとされる戦略系の業務や、コトづくりに関わるサービス活動にまでAIの利用可能性が確認できたことは特筆すべきである。ここで挙げた「知財活動 with AI」が限られた期間と人員で検討されたことに鑑みれば、検討次第でAIはあらゆる知財活動に利用可能と考えられる。

3. 新たな価値提供につながる「知財活動 with AI」

前章で、あらゆる知財活動にAIが適用できることがわかった。本章では、本研究の二つ目の狙い、AIを利用した知財活動はビジネスに新たな価値提供ができるのか、について検討す

る。ここで、「新たな価値提供」とは、AIの活用が単なる業務効率化の域に留まらず、AIを知財活動に取り入れることで、事業やビジネスに対して今までにない貢献ができることである。

当小委員会では、前章で挙げた「知財活動 with AI」のうち、知財人材スキル標準の「戦略」、「管理」、「実務」、並びに前述の「新サービス」に対応する4つについて、ビジネスに新たな価値提供ができるか、を念頭に深掘り検討を行った。

以下、4つの「知財活動 with AI」について、具体的なAI活用の仕組みとともに、新たな提供価値の可否について言及する。各々、概要(現状・課題)、データを含む具体的なAI活用モデル(学習フェーズ/適用フェーズ)、新たな価値提供で整理した。さらに、本章の最後に「知財活動 with AI」の今後の実現性について触れる。

3. 1 新規参入企業分析

(1) 概 要

近年、同じ業界内の競合企業との競争だけでなく、これまで異なる業界でビジネスを進めてきた非競合企業、いわゆる異業種プレイヤーが自社の業界に新規参入して、先行企業のビジネスを脅かすケースが様々な業界で起こっている。その対策としては、今後参入する可能性がある非競合企業の動向調査が考えられるが、これまであまり有効ではなかった。背景として、非競合企業であるため、自社に対象企業の情報量や知見が少なく、本当に自社の業界に参入するかどうかの確証が得られず、本格的に対策を講じられない点にあった。

この「新規参入企業分析」では、AIの活用により、自社のビジネス領域に参入してきそうな非競合企業が実際に参入するかどうかの判定を容易にする。特に、自社ビジネス領域において新規参入を匂わせる他社プレスリリースやニュース・雑誌記事(新規参入情報)をリアルタイムに監視し、これらの裏付けとなるプレスリ

リリース、ニュース、雑誌記事、特許・論文の情報（裏付け情報）をAIで特定することにより、新規参入の信ぴょう性を見極める。

(2) AI活用モデル

図2は、「新規参入企業分析」におけるAI活用モデルを示したものである。

1) 学習フェーズ

過去の新規参入に関する他社プレスリリース、ニュース、雑誌記事の情報などの新規参入情報を学習データとし、その裏付けとなるプレスリリース、ニュース、雑誌記事、特許・論文の情報などの裏付け情報を教師データとして、それぞれ関連付けてAI（機械学習エンジン）に入力して学習させる。これにより、過去の会社毎の新規参入情報と裏付け情報のそれぞれに使用されている文章表現、単語、用語同士の相関関係を踏まえた学習済みモデルが生成される。

2) 適用フェーズ

自社ビジネス領域における他社プレスリリース、ニュース、雑誌記事をリアルタイムで入力し、その中から自社ビジネス領域への参入に関する新規参入情報（例えば、「参入」「販売」「開発」「提携」のキーワードを含む）が抽出されると、それをAI（学習済みモデル）に入力する。AI（学習済みモデル）は、入力された新規参入情報に関連する裏付け情報（例えば、経営トップのインタビュー記事や特許・論文の件数）を、その裏付け情報に基づく新規参入情報の信ぴょう性と併せて出力する。この分析結果を用

いて、知財部門は、信ぴょう性や裏付け情報の量や個別の内容を確認し、業界参入の可能性を見極める。

(3) 新たな価値提供

手持ちの情報量が少ない非競合企業のプレスリリース等であっても、特許等による裏付け情報から業界参入の可能性を迅速に見極めることができる。これによって、異業種プレイヤーによる自社ビジネス領域参入の動きを見逃すことなく、知財部門から経営層に対して迅速にリスク提示し、対策を講じることができ、ビジネスへの新たな価値提供が可能である。

3. 2 協業パートナー候補の提案

(1) 概要

以前より、他社との協業により新規ビジネス領域への進出を試みる企業は多いものの、実際に成功を収めることは容易ではない。その主な理由は、進出を狙う新規ビジネス領域と、新規ビジネスをともに行うパートナーの、2つの選択が困難なことにあると言える。前者は市場調査等により事前にある程度の対策が図れるものの、後者は実際にパートナーとの協業を試してみないと自社とパートナーとの相性は分からず、対策が見いだせない。

この「協業パートナー候補の提案」では、過去の自他社の協業事例における保有特許を始めとする企業情報等を、AIによって解析し、過去の協業事例の肝となる要因を学習し、自社（技術等）との親和性が高い協業パートナーの候補を提案することにより、上記課題を解決する。

(2) AI活用モデル

図3は、「協業パートナー候補の提案」におけるAI活用モデルを示したものである。

1) 学習フェーズ

自他社を含む企業名とそれぞれの企業関連情

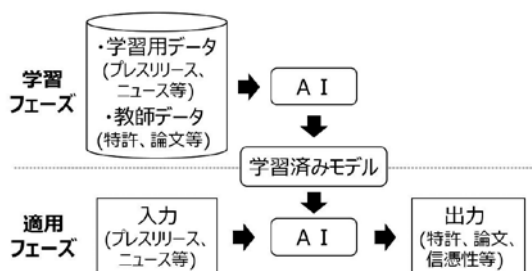


図2 新規参入企業分析のAI活用モデル

報（経営状況（決算データ、有価証券報告書）、経営計画（中期経営計画）、事業分野、保有特許、企業理念・風土・文化（企業紹介Webサイト）等）を学習用データとし、上記企業の中から協業が成立した事例（例：協業の公表、合併会社の設立、等）における企業名群と協業分野情報（協業した事業分野／製品／サービス）を教師データとして、AI（機械学習エンジン）に学習させる。

これにより、各企業の特徴とともに、協業が成立した事例における企業特徴のペアと協業分野の相関関係を踏まえた学習済みモデルが生成される。

2) 適用フェーズ

自社が協業による事業進出を検討したい事業分野、自社の現在の企業情報（経営状況、保有特許、等）をAI（学習済みモデル）に入力することで、その事業分野において、協業先として相性が良い特徴を持った企業を、パートナー候補として相性が高い順に複数社提示する。知財部門では、提示された企業を参考に、社内他部門（経営企画部、等）とも連携を図りながら実際の協業可能性を精査し、経営層に協業を提案する。

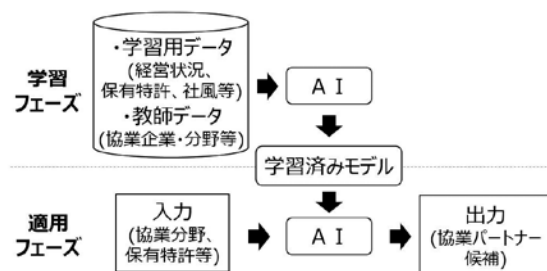


図3 協業パートナー候補提案のAI活用モデル

(3) 新たな価値提供

数多ある企業の中から、成立可能性が高い協業パートナーを選定し、経営層に対してタイムリーに有益な提案ができるため、ビジネスへの

新たな価値提供につなげることができる。特に、自社と異なる領域でビジネスを行っていて全く接点がない企業が協業候補として抽出されれば、より有益な活動となる。

また、学習フェーズにおいて、協業が成功したかの指標（例えば、成功フラグ、売上UP率、市場シェア変動率など）を教師データとして学習させることにより、協業が成立し、かつ事業として成功を取める確率が高いアウトプットが期待できる。

3. 3 データ主導権利化

(1) 概要

近年、製造業のサービス化(モノからコトへ)、異業種参入、共創によって新たなビジネス領域に進出する機会が増え、それに伴い知財部門にも新しいビジネス領域への対応が求められている。事業部門からはビジネス領域の変化に即した知的財産権の取得を望まれる反面、知財部門にとっては不慣れな技術分野であるため、事業部門が期待する質とスピードで知的財産権を取得することは容易でない。例えば、未経験の技術分野に特許出願する場合には、当該技術分野における明細書の記載要件や審査傾向を熟知しておらず、不十分な明細書を作成してしまい、期待した権利を取得できないことが想定される。

この「データ主導権利化」は、AIを活用して上述した課題を解決するものであり、過去の出願・審査情報から技術分野に特有の審査基準や審査傾向を学習させ、知財部門や発明者が不慣れな技術分野での審査の傾向を考慮した明細書案や応答案を提示することで、質の高い出願手続き・中間手続きを行う。

(2) AI活用モデル

図4は、「データ主導権利化」におけるAI活用モデルを示したものである。

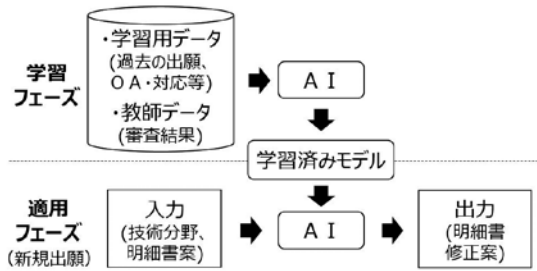


図4 データ主導権利化のAI活用モデル

1) 学習フェーズ

過去の出願情報（書誌事項，明細書），審査情報（技術分野，Office Action（OA）情報，応答書面（補正書，意見書））を学習用データとし，審査結果（登録，拒絶）を教師データとして，AI（機械学習エンジン）に学習させる。これにより，過去の各技術分野における明細書の記述・OAの内容・補正・反論内容と審査結果との相関関係を踏まえた学習済みモデルが生成される。

2) 適用フェーズ

新規ビジネス領域における出願書類作成時には，発明者や知財部門が作成した明細書ドラフトと技術分野を入力することで，AI（学習済みモデル）が当該技術分野に特有の明細書の記載要件や審査傾向を踏まえた明細書ドラフトの修正案を出力する。この修正案を参考にして，知財部門は出願手続きを進める。

OA応答時には，ベースとなる技術分野，対象となる出願明細書，OA，知財部門が作成したOA応答ドラフト（補正書，意見書）をAI（学習済みモデル）に入力することで，当該技術分野に特有の明細書の記載要件や審査傾向を考慮したドラフト修正案を出力する。この修正案を参考にして，知財部門はOA応答手続きを進める。

(3) 新たな価値提供

経験が浅く不慣れな技術分野であっても適切に知的財産権を取得可能なため，近年のビジネ

ス領域変化にも戦略的かつタイムリーに対応できるようになる。ひいては，自社のビジネス展開の後押しにつながる。

さらに，AIが出力する出願明細書/OA応答の修正案を，権利範囲より早期登録を優先する修正案（スピード登録ver）や登録可能性より権利範囲の広さを優先する修正案（拡大クレームver）のように，目的に応じて出力させることでビジネスにより貢献できることも考えられる。例えば，新規ビジネス領域において自社特許を保有しておらず，権利化を急ぐ場合には，知財部門がスピード登録verを用い，コア特許など他社牽制力が高い権利取得を目指す場合には拡大クレームver修正案を用いるなど，事業展開の状況に好適な権利取得が可能となる。

3. 4 教育プログラムの最適化

(1) 概要

企業が，グローバルでの競争に勝ち，高い収益を上げ続けていくためには，知財部門，発明部門だけではなく，企画部門，営業部門など全社員が個々の業務・役割に応じた知財マインドを持ち，全社的に知財力を向上させることが重要である。一方で，従業員に対する知財教育は，全社員または職種別に共通の教育コンテンツや社外研修プログラムを活用することが一般的であり，現状，個人ごとの役割やスキルに応じた知財教育を提供できていない。

また，知財教育の効果検証には，受講者に対して教育後に実施されるアンケートや理解度テストを利用するケースが多いが，アンケートへの回答や感想だけでは適切に検証できない場合もある。また，実際に習得した知識を実際の業務に活用できているかの効果検証は，教育実施から一定期間が経過してからでないと確認できないため，受講者に対してタイムリーにフォローできないのが実情である。

この「教育プログラムの最適化」は，知財教

育の受講者に行った受講直後のアンケート等と、受講後に知財教育の内容を業務活用したかどうかの活用実績をAIに学習させ、今回の知財教育が誰に訴求した／しなかったか、教育内容は適切であったかを、教育直後に判断してフォローアップにつなげる。

(2) AI活用モデル

図5は、「教育プログラムの最適化」におけるAI活用モデルを示したものである。

1) 学習フェーズ

過去の受講者の属性情報（職種、所属部門、経歴、等）、受講直後のアンケート結果（感想）、理解度テストの結果を学習用データとし、受講の一年後の活用実績（業務への活用有無のアンケート結果、発明提案数・出願件数の増減）を教師データとして、AI（機械学習エンジン）に学習させる。これにより、受講者の属性情報・受講直後の感想・理解度と、業務での活用実績の相関関係を踏まえた学習済みモデルが生成される。

2) 適用フェーズ

今回新たに知財教育を受講した受講者の属性情報、受講直後のアンケート結果（感想）、理解度テストの結果をAI（学習済みモデル）に入力すると、当該受講者がこの先一年間に業務で受講内容を活用する可能性を出力する。知財部門は、この業務活用の可能性を参考にすることにより、教育効果が期待できなかった受講者に対して個別のフォローの実施や、受講者全体

に対して訴求できていない場合の教育コンテンツ見直しといった対策の必要性を、教育直後の時点で判断し、手を打つことができる。

(3) 新たな価値提供

教育対象者の業務活用の可能性が受講直後のアンケート回答と理解度テスト結果の関係から的確に推定できるため、活用可能性が高い受講者に対しては上位の教育プログラムを早期に実施し、また活用可能性が低い受講者に対しては教育プログラムを変更して早期に再受講を進める等のフォローアップを実施することができる。これにより、個々に最適な知財教育プログラムを提供可能となり、ひいては企業全体の知財マインド、知財スキルのボトムアップを早期に図ることができる。

3. 5 実現性の検証

当小委員会では、上述した4つの「知財活動 with AI」を机上の空論で終わらせずに、実際にAIを活用して自ら実現性の検証まで行った。

検証対象の「知財活動 with AI」は、すでに学習用データを保有していた「教育プログラムの最適化」とし、検証ツールとして、機械学習のオープンソースソフトウェア（OSS）である「WEKA」⁷⁾を使用した。なお、「WEKA」の使い方については既に解説された文献⁸⁾があるため、本稿での説明は割愛する。

この検証において、学習フェーズでは、2015年度および2016年度に実施した知財研修の受講者105名分の受講直後の感想を学習用データ、一年後に各受講者に実施した活用アンケートの回答（一年前の研修内容を業務に活用したか否か）を教師データとしてAIに入力し、学習済みモデルを作成した。

適用フェーズでは、2017年度に実施した知財研修の受講者16名の受講直後の感想をAI（学習済みモデル）への入力データとして用い、各

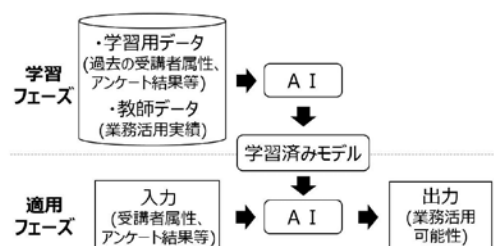


図5 教育プログラム最適化のAI活用モデル

受講者の業務活用の可能性を確率（数値）として出力させた。この結果、今後の活用可能性が低い（活用しない確率が70%以上）と思われる4名の受講者を抽出することができた。さらに、これらの受講者に対して実際にフォロー教育を行ったところ、それぞれ理解不足な項目があることがわかり、意義あるフォローアップを実践することができている。また、抽出された受講者には、受講直後のアンケートでは一見すると肯定的な感想を記載していた者も含まれており、従来は見逃していたと思われる要フォロー受講者まで、AI活用により抽出できることがわかった。

この検証結果から、前章までに紹介した「知財活動 with AI」は決して机上の空論ではなく、少なくともその一部については現時点で使える簡易なAIツールでも十分に実現可能であることが確認された。

さらに、当小委員会では、AI関連事業を展開する企業の事業責任者、技術者、経営者といったAI専門家に、上述した4つの「知財活動 with AI」を説明し、現在のAIの技術水準あるいは技術進化のスピードを踏まえた実現可能性を確認した。その結果、すべての「知財活動 with AI」について実現性が高いとのコメントが得られた。その根拠としては、いずれの「知財活動 with AI」についても、AIをどのように使うか、どのようなデータを使用するか等のAI活用モデルが明確である、ということである。つまり、アウトプットの質の面では自然言語処理などAIのさらなる進化が必要な点はあるとしても、本章で説明したレベルに「知財活動 with AI」を具体化できていれば、現在～近い将来には実現可能であることがわかった。

4. 「知財活動 with AI」に向けて

4. 1 実践への課題

前章までに、AIは知財活動に利用可能であること、そして「知財活動 with AI」により新たな価値提供が可能であることが明らかになった。しかし、誰でも簡単に、有用かつ継続性のある「知財活動 with AI」を実践できるかという、クリアすべきハードルもある。本章では、三つ目の狙い、AIを利用した知財活動に備えてやるべきことは何か、について考えたい。

当小委員会では、AIの導入を検討している「クライアント」、AIの導入を手掛けている「AIベンダー」、そして両者の間に立ちAI導入を支援する「ギャップを埋める企業」という立場の異なる三者へのヒアリングを通じて、また、自ら「知財活動 with AI」を具体的に設計した経験を通じて、「知財活動 with AI」の実践に向けての4つの課題を抽出した。

1つ目の課題は、「AIを最大限有効活用できるか」という点である。クライアント側がAIの知識を持たず、業務とAIとの関係を理解していない状態では、AIベンダーに対して適切に要望を伝えるのは難しい。AIベンダーはあくまでAIのプロであって、知財業務に精通した専門家ではない。クライアント企業における知財活動の実態や、その価値、抱えている本質的な課題などを正確に共有できるかという点、容易ではないと思われる。したがって、AIベンダー任せではAIを最大限有効活用することはできないだろう。

2つ目の課題は、「導入コスト」である。AIエンジニアの単金は一人月あたり百数十万円～数百万円とも言われており、いかに短期間で導入プロジェクトを完遂できるかで、導入コストは大きく変わる。また、AIをどのように知財活動に利用するかを社内で設計できない場合、

AIベンダーとは別に、業務課題をあぶり出すための外部コンサル等の関与が必要となり、導入コストは更に膨張することになる。

3つ目の課題は、「AI関連技術の進化への対応」である。AIは日進月歩で進化を続けており、最先端のAIアルゴリズムに至っては数ヶ月単位で陳腐化していく状況にある。一旦はAI導入に成功しても、AI進化に対応せず使い続けているのは、時代遅れの「知財活動 with AI」になってしまう。

4つ目の課題は、「利活用データの不足」である。AIを導入する意思はあっても、データが無なければ始まらない。実現したい「知財活動 with AI」に必要なデータを、AIに活用可能な形で準備しておく必要がある。しかしながら、企業が蓄積している現状のデータだけでは、有効に機能しない、若しくは、実現できない「知財活動 with AI」も少なくないだろう。

有用かつ継続性のある「知財活動 with AI」を実践するためには、これら4つの課題に取り組んでいかなければならないと考える。以下、これら4つの課題に対し、当小委員会で検討した具体的な施策について述べる。

4. 2 人材育成

上記の課題1～3に対する施策としては、「知財部門におけるAI人材育成」が必要と考える。

一般的にAI導入のフェーズは、図6に示すように、戦略（AI活用戦略策定）⇒業務（業務デザイン）⇒人・組織（人材、チーム設計）⇒IT構築（基盤構想立案）⇒検証（可用性検証／PoC開発）⇒本開発と流れている。上流行程のフェーズ（戦略、業務）では、何を目的に



図6 AI導入フェーズの流れ

AIを活用するか戦略を策定し、この戦略に則り、AIを適用した業務を設計する。

ビジネスに新たな価値提供ができる「知財活動 with AI」を実現するためには、業務を知る知財部門が、AIベンダーと十分な意思疎通が取れるレベルで会話ができる必要がある。そのためには、AI導入フェーズの上流行程（戦略、業務）において、対象の知財活動のどの部分にAIを利用するか、利用する入力データは何か、求めるアウトプットは何か、といったAI活用モデルを知財部門が明確に持っていなければならない。すなわち、前章で説明した「知財活動 with AI」の具体化レベルに落とし込めるスキルが必要である。

また、AI導入フェーズの上流行程からAIベンダーや外部コンサルの関与が入るほどコストアップになるため、業務デザインのフェーズで実効性の簡易検証までを自ら実施できるスキルを知財部門が保有することも考えておきたい。このスキルは、日進月歩のAI関連技術進歩に対して、AIシステム導入後に知財部門が簡単な機能アップのデザインを行うシーンにも欠かせない。

ヒアリングを行った「ギャップを埋める企業」では、図7のようなAI人材育成ピラミッドを作成し、各AIスキルに合わせた人材育成プログラムを用意している⁹⁾。このうち「担当業務へのAI活用難易度を想定し、専門家へ相談し

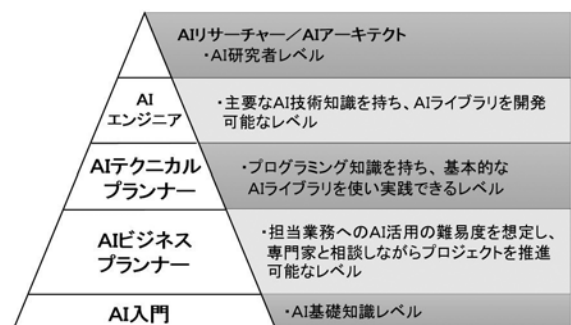


図7 AI人材育成ピラミッド

ながらプロジェクトを推進できる」AIビジネスプランナー以上のスキルを知財部門が保有していれば、AI導入フェーズの上流行程を自ら実践でき、AIベンダーと適切に意思疎通を取ることができるだろう。このスキルを習得するために、外部のAI人材育成講座を知財部員に受講させることも有効と思われる。

また、「知財活動 with AI」を検討する際、補助ツールとして図8のワークシートを使用することも有効である。ワークシートに沿って「知財活動 with AI」を検討することで、学習フェーズ及び適用フェーズのそれぞれにおけるデータの流れを把握し、具体的なAI活用モデルを設計することができる。基本的なAIの知識を持ち合わせ、このワークシートを活用して経験を積み、誰でもAIビジネスプランナー相当のスキルを習得できるだろう。

また、簡易検証を実践するためのスキル習得には、前章で紹介したオープンソースソフトウェア「WEKA」のような機械学習ツールを積極的に触ってみるとよい。WEKA以外にも機械学習ツールは公開されており、実際にツールに触れることでAIに対する理解度は飛躍的に高められるだろう。

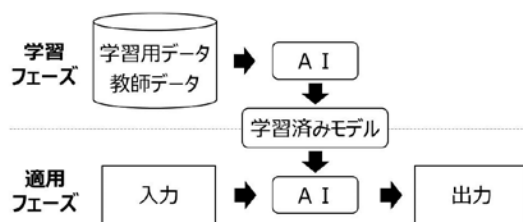


図8 AI活用モデル検討のワークシート

4.3 データ意識・確保

上記の課題1, 3, 4に対する施策としては、「データへの意識と確保するための取組み」が必要と考える。

AIはデータが無ければ機能しない。前章で

紹介した「教育プログラムの最適化」の活用例においても、知財教育を実施した1年後の活用実績を把握するデータが蓄積されていなければ、実現することはできない。さらに言えば、個別の情報が単なるログとして残っているだけでは十分でなく、AIに活用可能なデータとして、様々なデータが紐付けられた状態で蓄積しておかなければならない。

データ確保の取組みはAI導入段階より以前から必要であり、この取組みを実践するためには、将来実現したい「知財活動 with AI」を具体的にイメージして必要なデータを考える、というデータへの高い意識が求められる。逆に、社内外のデータに触れた際、データ起点で「知財活動 with AI」をイメージする、といった意識も重要になるであろう。

また、AIに利用するデータには、社内特有の秘匿性が高いデータのほか、多くの企業にとって有用で秘匿性の低い一般データも少なからずある。例えば、特許審査に関する情報や、代理人に関する情報、プレスリリースに関する情報、業界別の専門用語情報などが挙げられる。これらの一般データを、すべて個社の知的財産部門が独自に蓄積しようとする、負担が過大になり現実的ではない。公的な知財関連データを企業が利活用できる仕組みや、個社の公開可能データを共有する仕組み等を構築することも、データ不足の課題解決には有効な手段であると考えられる。

5. 提 言

企業活動へのAI導入は、今後も加速度的に進んでいくであろう。この流れは知財部門も例外ではなく、すでに経営層からAI活用の方針が出されている知財部門もある。「知財活動 with AI」の時代は、遠い将来のことではなく、もう目の前に迫っていると認識しなければならない。そこで、これからの「知財活動 with AI」

の時代を見据え、次の3つのポイントを念頭にAI活用に取り組んでもらいたい。

第一に、「AIはあらゆる知財活動に利用でき、ビジネスに新たな価値提供が可能」ということである。

ポジティブな視点でAI活用を考えれば、あらゆる知財活動にAI活用の道はある。「弱いAI」による部分的な活用でも十分有効であることは、もはや疑う余地がない。AIを上手く知財活動の一部に活用し、人がAIを道具として使っていくという考え方を持つべきである。そして、自社の知財活動の中でどのようなAI活用の可能性があるか、さらには、AI活用により可能になる新たな知財活動はないか、自社版「知財活動 with AI」を是非とも考えてみてほしい。

また、「知財活動 with AI」を検討する際、単なる業務効率化の視点ではなく、ビジネスへの新たな価値提供の視点で臨んでいただきたい。現状の知財活動の中では実現できていないことや課題から「知財活動 with AI」を検討することで、知財活動を1つ上のステージに上げることが十分に可能である。AI活用により新たな価値提供ができれば、AI導入時に単なるコスト比較に陥る事態を回避できるであろう。

第二に、「知財部門におけるAI人材の育成が重要」ということである。

知財部門内に、知財活動へのAI活用を推進できる人材を育成しなければ、有効かつ継続的な「知財活動 with AI」の実践は難しい。AI分野は専門性が高い領域ではあるが、なにもAIのスペシャリストを育成しようというわけではない。AIを活用する上での最低限の知識を持ち、業務やビジネスと結び付けられ、AIベンダーと会話ができるレベルで良いわけである。知財部門には元来、技術系出身者や新しい技術への関心が高い人材が比較的多いため、AI人材育成のハードルはそれほど高くはないと思わ

れる。

第三に、「データ意識を高め、AI活用に向けて蓄積すべき」ということである。

データの蓄積は、実際にAIを活用する段階で始めたのでは遅い。AI当たり前時代に備えて、データに対する感度を高く持ち、将来のAI活用を想定して、必要なデータを早期に蓄積し始めなければならない。あらゆるデータについてAI活用の可能性を考え、学習用データとして利用可能な形で、他のデータと関連付けて記録していく取り組みが必要である。また、自前で準備できるデータには限りがあるため、一般的なデータは他社と協力して蓄積する等の取組みも検討すべきと考える。

6. おわりに

AIの技術進化が急速に進んでいる一方で、AIの汎用化／一般化の動きも加速度的に広がっている。近い将来、AIがオフィスソフトのように各社に導入され当たり前となることも十分予測される中、一刻も早い「知財活動 with AI」の実践が望まれる。これからは「知財活動 with AI」の時代である。この潮流を捉え、先行して取り組んだ者だけが、AI導入による利益を享受できるのである。現時点での導入は見送るとしても、人材育成やデータ蓄積の準備をしていなければ、いざ導入というタイミングで大きな壁にぶつかることになるだろう。

本稿では、AIを利用した知財活動である「知財活動 with AI」について、ビジネスへの新たな価値提供という視点に立ち、取り扱うデータと共に具体的なAI活用の仕組みに踏み込んで論じるとともに、将来の「知財活動 with AI」に備えて取り組むべき施策を示した。これにより、AIを利用した知財活動について、これまでより具体的にイメージしていただけたのではないかと思う。しかし、ここで紹介した「知財活動 with AI」は、実現可能な活用形態のほん

の一例に過ぎず、個社のユニークデータと発想力により、あらゆる可能性があるだろう。本稿が、自社版「知財活動 with AI」の検討に着手する上で何らかのヒントになれば幸いである。

なお、本論説は、2017年度マネジメント第2委員会第2小委員会のメンバーである、佐々木成典（小委員長：富士通）、山本裕哉（小委員長補佐：セコム）、井田裕之（ソーラーフロンティア）、江畑勝紀（テルモ）、太田一広（三菱日立パワーシステムズ）、大谷憲一（花王）、大塚洋平（パナソニック）、小笠原淳（富士フイルム）、沖泰弘（サッポロホールディングス）、川幡兼介（日本ゼオン）、塩崎隆広（日本電気）、島村英伯（麒麟）、林加奈子（日本化薬）、藤井憲（スリーエムジャパン）、洞みゆき（武田薬品工業）が執筆した。

注 記

- 1) EY総合研究所「人工知能が経営にもたらす『創造』と『破壊』」(2015)
<https://www.shinnihon.or.jp/shinnihon-library/publications/issue/eyi/knowledge/fsi/pdf/2015-09-15.pdf> (参照日：2018.6.6)

- 2) 松原仁「第3次人工知能ブームが拓く未来」
<https://www.jbgroup.jp/link/special/222-1.html>
(参照日：2018.6.6)
- 3) 安藤俊幸, Japio YEAR BOOK 2017, pp.230～241 (2017)
- 4) 特許庁「知財人材スキル標準」は、企業における知的財産の創造・保護・活用に関する‘業務’に必要とされる個人の知的財産に関する実務能力を明確化・体系化した指標であり、2017年4月改定でversion2.0が発行されている。
https://www.jpo.go.jp/sesaku/kigyo_chizai/chizai_skill_ver_2_0.htm (参照日：2018.6.6)
- 5) 2016年度マネジメント第2委員会第2小委員会、知財管理, Vol.67, No.8, pp.1189～1201 (2017)
- 6) 前掲注5)と同じ
- 7) 「WEKA」はWaikato大学によって開発された機械学習を利用するためのオープンソースソフトウェアである。詳しい説明は下記ホームページを参照のこと。
<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/index.html>
(参照日：2018.6.15)
- 8) 小川, 宇野, パテント, Vol.69, No.15, pp.24～34 (2016)
- 9) 当小委員会でヒアリングを実施したAI TOKYO LABが提供するAI人材育成プログラム。図7はAI TOKYO LAB提供資料を当小委員会がアレンジしたものである。

表1 「知財活動 with AI」の一例

知財活動		タイトル	概要	学習用データ	適用フェーズ/ 入力	適用フェーズ/出力
戦略	IPランド スケープ	新規参入企業分 析	プレスリリース、ニュース記 事、特許・論文等から、他社 プレスリリースの信びょう性 を迅速にレポート	他社プレスリリース、ニ ュース記事、関連する特 許・論文情報	新規参入に関する他 社プレスリリース	他社プレスリリース 情報に関する裏付け 情報、信びょう性
	知財PFM	知財PF視点で の研究開発テ マの提案	知財ポートフォリオ解析に基 づいた新規研究開発テーマの 提案	自社/他社特許情報 (PPF)、自社/他社事業 情報、自社研究テーマ	事業分野、技術分野	対象事業分野、技術 分野での重点テーマ 候補
	オープン& クローズ 戦略の実行	協業パートナー 候補の提案	協業事例における企業情報や 特許情報から、相性が良いア ライアンス候補を提案	協業事例の企業情報(経 営状況、社風)、特許情 報	対象事業分野、対象 自社技術	アライアンス先候補、 相性
	組織 デザイン	知財支援人材の 最適配置	知財スタッフの属性・経験か ら、支援先部門を担当する最 適な知財スタッフを選定	知財スタッフ情報(経験、 得意分野、性格)、支援 先部門情報、支援実績	新規プロジェクト情 報(技術分野、メン バー構成)	新規プロジェクトの 知財支援に最適な知 財スタッフ候補
実行/ 管理	情報	社内知財データ ベースの利便性 向上	社内知財DBへのアクセス、 検索履歴より使用者に最適化 された知財DBレイアウトを 設定する	社内知財DBへのアクセ ス履歴、検索履歴、掲載 コンテンツ	個人の過去一定期間 におけるアクセス履 歴・検索履歴	業務内容や進捗に応 じて最適化されたペ ージレイアウト・掲 載コンテンツを設定
	人材	知財教育プロ グラムの最適化	受講者ごとに知財教育の業務 活用度を予測し、教育プロ グラム見直しやフォロー教育を 実施	受講者情報(所属等)、 受講直後の感想、受講後 の知財活用実績(発明提 案数等)	受講者情報(所属等)、 受講直後のアンケート 結果・感想	知財教育実施後の業 務活用度の予測(活 用可能性)
	法務	契約書、社外 発表等の社内 審査最適化	契約書、社外発表等における 過去の社内審査情報に応じた 社内審査の最適化	社内審査基準、過去案件 における審査結果、指摘 /非承認事例	審査対象の契約書等	審査書類への自動指 摘と修正案の例示
	リスクマ ネジメント	事業初期段階 での知財リスク 評価	参入市場での訴訟実績等から 将来の係争リスクを予測し、 事業初期段階で知財リスクを 提供	各市場における特許保有 状況、ライセンス・売買 情報、訴訟実績	自社ビジネス情報(参 入事業分野、売上予 測など)、自社関連 技術・特許情報	将来の係争リスク (訴訟可能性等、推 定損失額)
	予算	事業方針に応 じた知財費用 配賦	事業部門ごとの知財状況をも とに、全社事業方針に応じた 知財費用の配賦比率を決定	売上情報、市場シェア、 保有知財、知財活用実績、 競合知財情報、予算実績	全社事業方針(事業 別目標等)	各部門への知財予算 の配賦比率
	アウト ソーシング	アウトソーシ ング候補の提案	アウトソースすべき業務、ア ウトソース先などのアウト ソーシング候補の提案	業務/タスク内容、属人 性、作業工数実績、ア ウトソース先の業務内容・ 費用	業務/タスクのリス ト(現在、計画)	アウトソースすべき 業務、アウトソース 先の候補、必要経費
	調査	第三者知財侵害 回避調査	自社製品企画案段階における 第三者知財侵害の回避のため の調査結果を提示する	対象分野における技術・ 製品情報、特許情報	自社の新製品/新サ ービスの企画案	自社製品/サービス に関連する他社特許 リストおよびその関 連度
実行/ 実務	知的創造	新規技術開発 のテーマ候補 提案	自他社の知財情報・技術情報 より、経営戦略に合致した新 規技術開発テーマ候補を提案	自他社の特許・論文情報、 商品情報、経営戦略情報、 過去の技術開発情報	自社の経営戦略情報 (重点事業分野、事 業別目標など)	経営戦略に合致した 技術開発テーマ候補
	創造支援	モレの無い発 明創出支援	アイデア段階の社内文書から 発明ポイントを抽出し、モレ の無い発明創出を支援	企画書、ラポノート、報 告書、発明提案書とその 際の出願判断結果、先行 文献等	企画書、ラポノート、 報告書、発明提案書 など	発明のポイント抽 出、先行文献との対 比
	委託・ 共同研究	研究開発委託・ 共同研究先提案	先方論文、知財情報等より自 社事業計画、研究計画に合致 する委託・共同研究先を提案	対象領域での論文、知財 情報	求める研究分野・内 容、自社保有技術/ 特許	共同研究・開発の相 手先候補リスト
	知財保護	データ主導権 利化	審査情報やOA情報等より、 技術分野での審査傾向を考慮 した権利化手続きを実施	技術分野毎の出願情報、 審査情報(技術分野・ OA情報・応答書類・審 査結果)	拒絶理由通知、対象 出願の明細書、OA 応答	記載要件や審査傾向 を考慮した応答修正 案
	契約	契約書原案の 作成支援	契約内容を自動分類し、過去 の契約、交渉履歴より対象と なる契約書の原案を作成	過去の契約書、契約交渉 履歴(修正・削除等)、 事業分野	新規契約案件(技術 分野、相手先、目的 等)、契約書ひな型	契約書の原案、懸念 項目
	エンフォ ースメント	自社特許に関 連する他社製 品探索	他社製品・サービス情報より、 自社知財権を探索し関連 度を提示	自社特許情報(クレーム、 図面等)、自社対応製品 情報(仕様、特徴)	他社の新製品/新サ ービス情報(製品サ イト、取扱説明書)	関連する自社特許リ スト、関連度
	価値評価	自社特許コス トパフォーマンス 評価	特許維持費用、活用度、市場 動向による自社特許権のコス トパフォーマンス評価	市場規模・成長率、市場 別特許情報、維持コスト、 特許活用実績	保有特許情報、自社 維持コスト、市場・ 売上情報	自社特許の評価結果 (コストパフォーマンス)
新サー ビス	コトづくり サービス	コトづくりメン バー抽出	コト(ストーリー)づくりに最 適なメンバーを構成員のバック グラウンドを考慮して抽出	社員の業務系情報(特 許・経歴等)、バック グラウンド情報(趣味等)、 過去の事例評価	コトづくりのテ マ・分野、メンバ ー人数	コトづくりメンバ ーを提示

(原稿受領日 2018年6月20日)