

# 特許出願技術動向調査～AI関連技術テーマの調査結果／機械学習を用いた調査手法～

Report on trends of patent applications and technology on specific technology fields ~ AI-related technology / feasibility study on research method using machine learning ~

特許庁 総務部企画調査課知財動向班技術動向係

根生 拓弥

平成31年4月 特許庁入庁（企画調査課知財動向班）

✉ PA0930@jpo.go.jp

☎ 03-3592-2910

## 1 特許出願技術動向調査について

特許出願は公報として広く一般に公開される。特許の公開情報は、企業・大学等における研究開発の成果に係る技術情報や権利情報である。これらの特許情報から、先端技術分野等の特許出願状況や研究開発の方向性を分析することで、企業・大学等における今後の研究開発の方向性を決定する指針となる。そこで、特許庁では、国の政策として推進すべき技術分野、社会的に注目されている技術分野等について「特許出願技術動向調査」と題し特許出願の分析を行っている。

平成30年度は、12の技術テーマを選定し調査を行っており、本稿ではその中から、近年注目されるAI（人工知能）と関連のある、「三次元計測」について概要を述べる。また、「特許出願技術動向調査への機械学習の活用可能性検討」について概要を述べる。

## 2 「三次元計測」の特許出願技術動向調査

### 2.1 技術概要

三次元計測は、現実世界である三次元空間において存在する対象物の位置・形状などを、様々な測定方法を用いて認識・測定する技術のことである。このことから、三次元計測は、外観検査、産業ロボット・自動運転の制御、地形測量・地図作成などの様々な技術分野に应用されている。また、中国などの特定の国では、三次元計測に関する特許出願が増加傾向にある。

図1に、三次元計測に関する技術俯瞰図を示す。技術

俯瞰図は、応用・適用分野（測定データの利活用）、測定内容（測定データ）、測定方法、課題、注目技術から構成されている。本調査では、前4者について調査するとともに、後者については特に、「仮想現実・拡張現実」「人工知能」「ビッグデータ解析」「IoT技術」に関して、三次元計測への適用の実態と今後の展開について調査した。

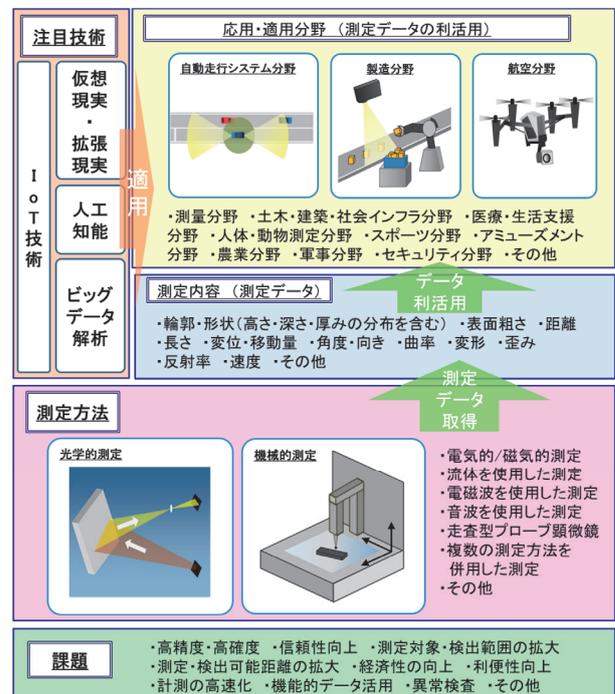
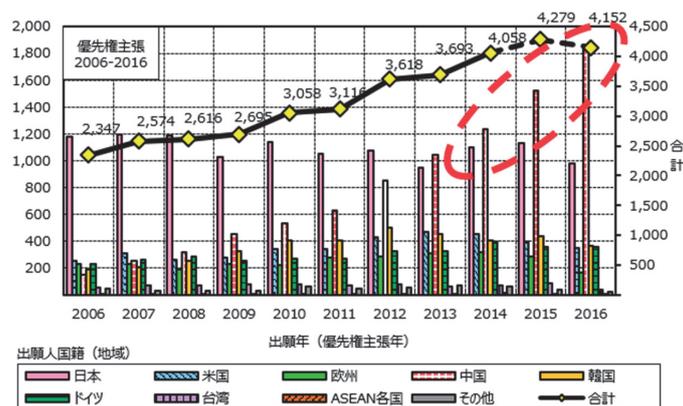
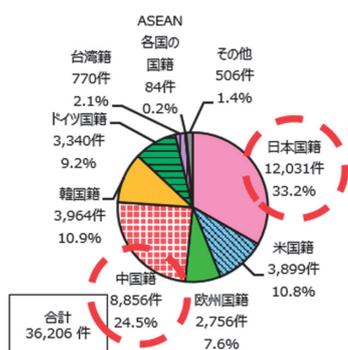


図1 三次元計測の技術俯瞰図

### 2.2 特許出願動向

図2に、本調査全体に関する特許出願について、「日米欧中韓独台 ASEAN 各国の出願人国籍（地域）別ファミリー一件数推移及びファミリー一件数比率」を示す。出願



注：2015年以降はデータベース収録の遅れ、PCT出願の各国移行のずれ等で、全データを反映していない可能性がある。以下同し。

図2 出願国籍(地域)別ファミリー件数推移及びファミリー件数比率(日米欧中韓独台 ASEAN 各国への出願、出願年(優先主張年):2006-2016年)

表1 応用・適用分野の技術区分別ファミリー件数と件数増加率

技術区分	ファミリー件数(2006-2016年)	件数増加率(2013-2015)/ (2006-2008)
自動運転システム分野	2976	1.665
測量分野	3507	2.354
土木・建築・社会インフラ分野	3123	2.074
製造分野	12673	1.361
医療・生活支援分野	3100	1.342
人体・動物測定分野	1305	1.520
防災・減災分野	240	2.061
アミューズメント分野	459	2.013
農業分野	263	2.611
物流分野	263	2.700
海洋・船舶分野	845	2.600
鉄道分野	464	2.152
航空分野	957	2.465
宇宙分野	452	2.394
軍事分野	776	2.492

表2 測定方法の技術区分別ファミリー件数と件数増加率

技術区分	ファミリー件数(2006-2016年)	件数増加率(2013-2015)/ (2006-2008)
光学的測定	25839	1.609
機械的測定	3913	1.783
電氣的/磁氣的測定	842	1.315
流体を使用した測定	44	0.733
電磁波を使用した測定	2928	1.807
荷電粒子線を使用した測定	310	1.068
音波を使用した測定	2470	1.569
走査型プローブ顕微鏡音波を使用した測定	265	0.229

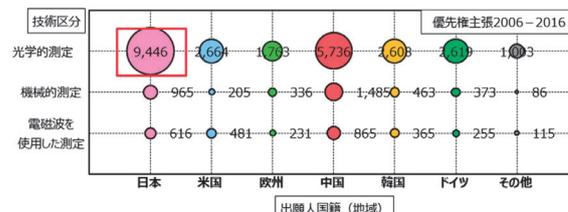


図4 測定方法の出願件数シェア

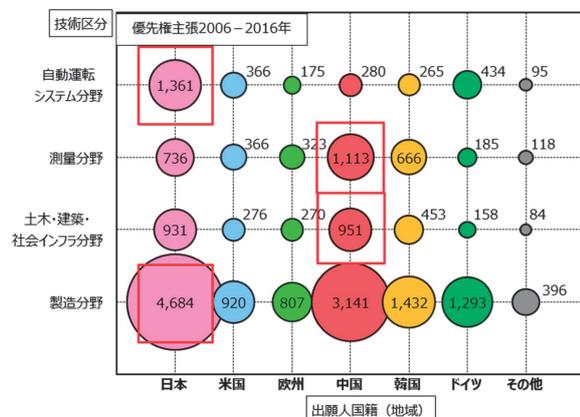


図3 応用・適用分野別の出願シェア

人国籍(地域)別では、2006年時点では日本の出願件数が圧倒的多数を占めていたが、その後横ばい状態であるのに対し、中国は年々出願件数を伸ばし続けている。

次に、各特許出願を本調査独自の「技術区分」に峻別し、その技術区分毎に動向を分析した調査結果を示す。

表1に、「応用・適用分野の技術区分別ファミリー件数と件数増加率」、図3に、「応用・適用分野別の出願シェア」を示す。三次元計測の応用・適用分野で特許出願件数が多く件数増加率が大きい分野は、自動運転システム、測量、土木・建築・社会インフラ、製造である。出願シェアは、自動運転システム及び製造は日本、測量及び土木・建築・社会インフラは中国が最多である。

表2に、「測定方法の技術区分別ファミリー件数と件数増加率」、図4に、「測定方法の出願件数シェア」を示す。

測定方法では光学的測定の特許出願件数が全体の多くを占め、日本、中国の順にシェアが高い。また、機械的測定及び電磁波を利用した測定は、中国のシェアが高い。

図5に、「光レーダ法の出願件数推移」を示す。自動運転への適用が広がるLiDAR (Light Detection and Ranging) に対応する区分である「光レーダ法」では、

中国が出願件数を急増させている。光学的測定は非接触のため大量の測定を高速で行うことが期待できる。特に製造分野では、工場における省力化・自動化が望まれており、高速かつ高精度な三次元計測が必要とされる。

図6に、「注目技術の小分類別—出願人国籍（地域）別ファミリー件数」を示す。人工知能の下位分類の機械

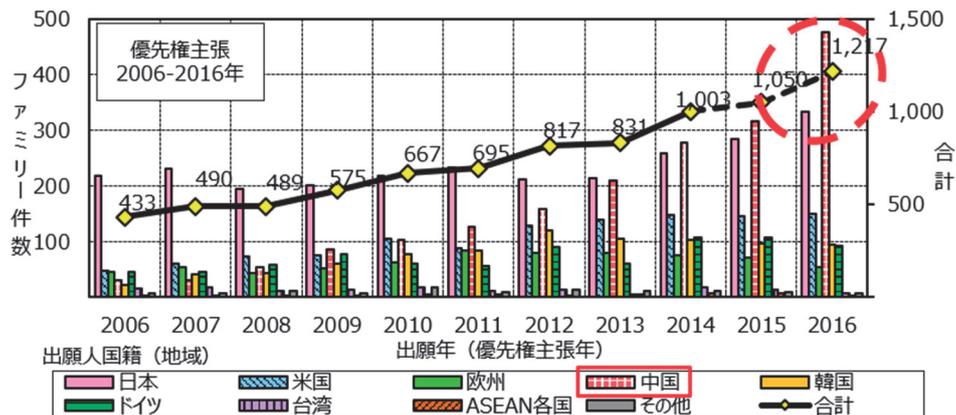


図5 光レーダ法の出願件数推移

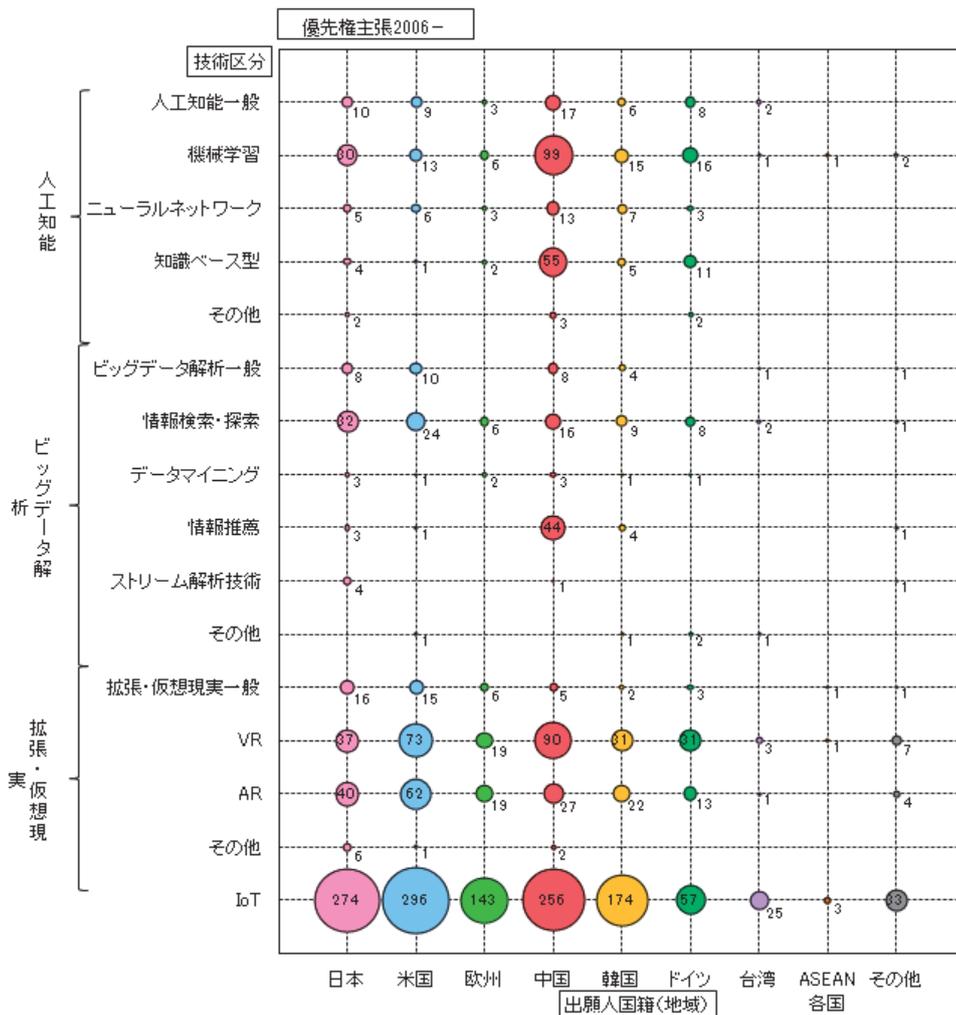


図6 注目技術の小分類—出願人国籍（地域）別ファミリー件数（日米欧中韓独台 ASEAN 各国への出願、出願年（優先権主張年）：2006 - 2016年）

学習と知識ベース型では、中国籍が最も多い。

## 2.3 提言

特許出願技術動向調査では、調査結果についてアドバイスをいただくために、技術テーマ毎に有識者を集めて委員会を組織している。本調査では、調査結果を踏まえつつ、有識者委員会において以下をはじめとする提言をまとめた。

### 2.3.1 三次元計測全体に関する提言

特許出願件数が急増している中国をはじめとした他国（地域）の技術動向を注視しつつ、自動運転システム、測量、土木・建築・社会インフラ、製造の4つの主要応用分野に注力して技術開発を行っていくべきである。

### 2.3.2 応用・適用分野に特化した提言

- ・我が国の企業は、自動運転システムを支える LiDAR センサ等の中核技術を、従来通り海外のベンチャーに頼るのではなく、大学やベンチャー企業を含めた我が国のプレイヤーの技術開発への参入や、すでに欧州の自動車メーカーでは積極的に進められつつある M&A の活用などを通して、自前で獲得することが望まれる。
- ・三次元計測技術は、自動運転システムを支える三次元高精度地図等の整備にも活用されている。自動運転システムの実現のために、着実に整備することが求められる。

### 2.3.3 注目技術（IoT）の導入に関する提言

- ・三次元計測の様々な応用分野でも、生産性向上、高品質等の高付加価値化などの課題を解決していくために、IoT 技術の利活用を積極的に進めていくとともに、IoT 技術と関連の深い、リアルタイム計測、CAD との連携、データ共有、データ伝送といった機能的データ活用の技術開発を進めていくべきである。
- ・IoT 導入にあたって一般的に重要視されている、セキュリティ上の問題、IoT の導入を先導する組織・人材不足などの課題が、三次元計測の応用分野においても同様に生じている。これらを先決すべき課題としてクリアしていくべきである。

## 3 特許出願技術動向調査への機械学習の活用可能性検討

### 3.1 現行の技術動向調査の課題

現行の技術動向調査では、検索式により作成した母集団からのノイズ排除、及び技術区分の付与を人手の文献読み込みにより行っている。そのため、調査に係るコスト（費用、作業時間、作業負荷）が膨大となっており、より多くのテーマについて調査を実施したいというニーズに対応できていない。また、一度調査を実施したテーマに対して継続的に調査を行うことも、費用対効果の点で現実的でない。さらに、IoT のように、複数の技術分野にまたがる調査テーマにおいては、調査対象となる文献数が膨大となるため、人手による作業は困難である。

そこで、特許庁では、調査の際に人手で行っている母集団からのノイズ排除及び技術区分の付与の作業を機械処理し効率化する手法を検討している。

### 3.2 機械学習の概要

一般に、「機械学習」とは、図7に示すように、既存のデータ（学習データ）から、そこに潜在するパターンを抽出して学習モデル（学習器）を生成し、この学習モデルを新規データに適用することにより、新規データのパターンを識別（予測）することである。

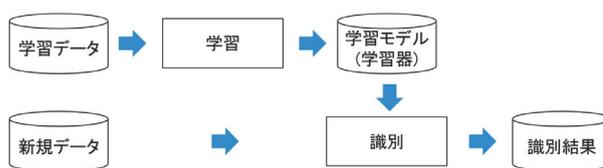


図7 機械学習の概要

### 3.3 機械学習の技術動向調査への適用イメージ

通常の技術動向調査では、特許分類やキーワード等を用いた検索式により母集団となる文献集合（以下、「母集団文献テキスト」という。）を作成し、人手での読み込みにより①ノイズを排除した上で、②調査対象となる文献に技術区分を付与している。

機械学習においては、①ノイズ排除及び②技術区分付与を二段階に分けて行う。また、機械学習に先立ち、予め母集団文献テキストについて、人手によりノイズ文献か否かの判断及び技術区分付与を行い、教師信号（ノイズ判断、技術区分）を作成しておく。

図8に、このノイズ排除作業に機械学習を適用するイメージを示す。母集団文献テキストの一部(学習用データ)に作成済みの教師信号を与えることによりノイズ排除学習器を作成する。そして、残りの母集団文献テキスト(機械処理対象データ)に対して学習器を適用し、各文献が調査対象文献であるか否かを二値出力する。

次に、図9に、技術区分付与作業に機械学習を適用するイメージを示す。調査対象文献集合の一部(学習用データ)に付与済みの技術区分を示す教師信号を与えること

により技術区分付与学習器を作成する。そして、残りの調査対象文献集合(機械処理対象データ)に対して学習器を適用し、付与すべき技術区分を0個以上出力する。

### 3.4 採用可能性のある機械学習モデル

採用する機械学習モデルの選定にあたり、①最新性、②適用実績、③学習コスト、④タスクとの親和性、の4つの観点を重視し、これらを総合的に評価して選定する。表3に示す選定理由から、今後の技術動向調査で採用可

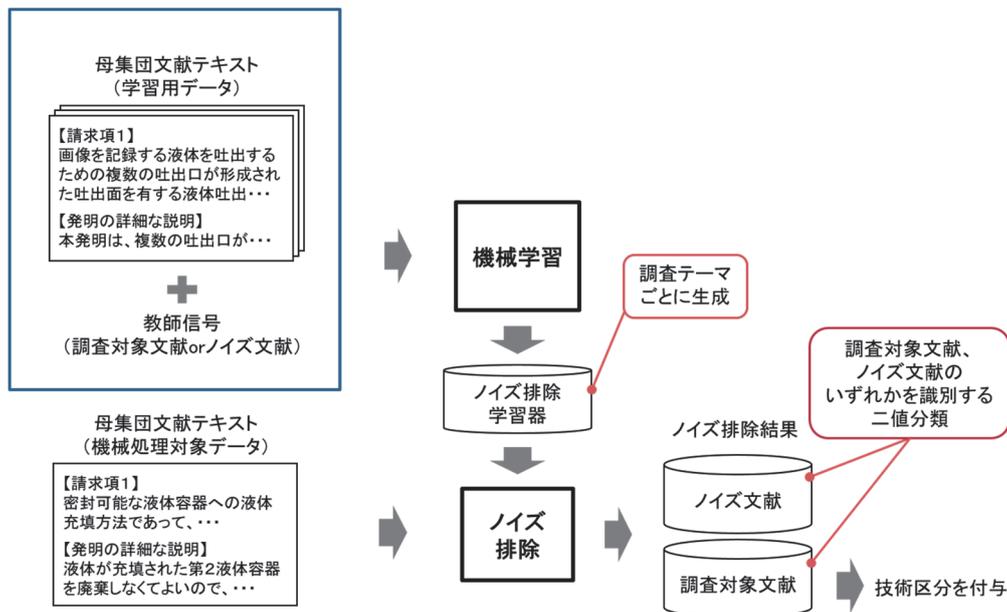


図8 ノイズ排除作業に機械学習を適用するイメージ

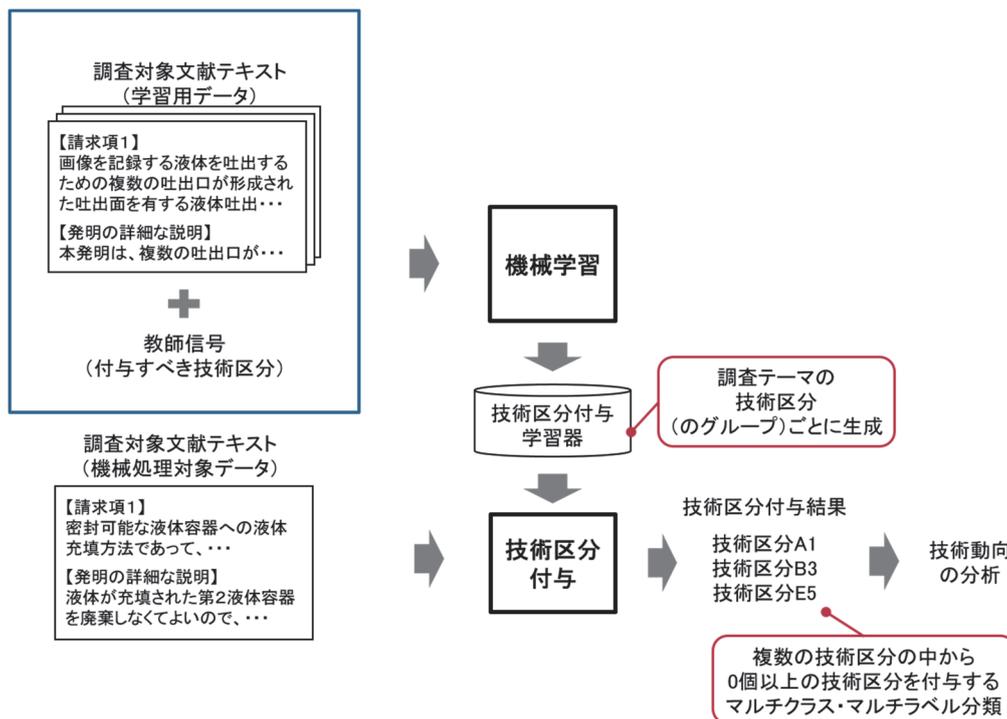


図9 技術区分付与作業に機械学習を適用するイメージ

表3 採用可能性のある2種類の機械学習モデルの選定理由

#	モデル	観点① 最新性	観点② 適用実績	観点③ 学習コスト	観点④ 親和性	選定理由 (観点ごとの評価)
1	SVM	×	○	○	○	①古くから存在する ②最も広く適用されており、特許分類付与への適用実績もある ③非ディープラーニングモデルなので、学習コストは低い ④分類付与のタスクで高い精度が期待できる
2	MH-NAM	○	△	△	◎	①2017年に発表された最新のモデル ②最新であるため適用実績は少ないが、ベースであるニューラルアテンションモデル(NAM)は特許分類付与への適用実績がある ③NAMをベースとしており、学習時間がかかる ④文章が長い、表記のゆれがある等のタスクの特性を反映した多くの拡張が可能であり、SVM、NAMよりも高い精度が期待できる

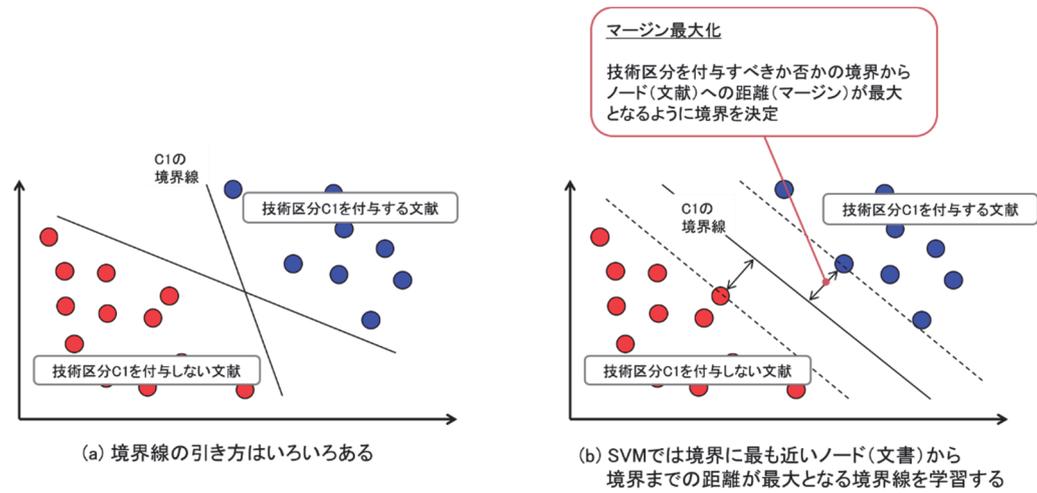


図10 サポートベクターマシン (SVM) の特徴

能性のある機械学習モデルを「サポートベクターマシン (SVM)」と「マルチヘッドニューラルアテンションモデル (MH-NAM)」の2種類挙げ、以下でそのモデルを紹介する。

### 3.4.1 サポートベクターマシン (SVM)

サポートベクターマシン(SVM)は、非ニューラルネットワーク系のモデルとして最も広く適用されているモデルである。SVMは、基本的には2クラスを識別する機械学習モデルであり、2クラスを識別する学習器を学習用の文書から生成し、新規の文書に対してどちらのクラスに属するかを識別する。

例えば、技術動向調査におけるノイズ排除について見ると、「検索式に基づく検索によって得られた検索式文献の各々が、調査対象であるかノイズであるか」という2クラスを想定した場合、SVMは調査対象文献(正例)とノイズ文献(負例)を学習データとして学習し、学習器を生成する。そして、新規の文献(学習データ以外の

文献)に対して、調査対象文献であるかノイズであるかを識別し、識別結果を出力する。

SVMの最大の特徴は、「マージン最大化」と呼ばれる考え方にある。一般に2クラスの境界を学習する場合、図10に示すように、色々な境界の引き方が存在する。これらの境界のうち、SVMでは、境界に最も近いノード(文書)から境界までの距離が最大となるように境界を学習する。この考え方が「マージン最大化」である。このマージン最大化により、新規文献に対する識別制度を向上させることができることから、採用可能性があると言える。

### 3.4.2 マルチヘッドニューラルアテンションモデル (MH-NAM)

マルチヘッドニューラルアテンションモデル(MH-NAM)は、2017年に発表された最新の機械学習モデルである。MH-NAMは、多クラスの中から適切なクラスを0個以上識別可能な機械学習モデルであり、多クラ

スを識別する学習器を学習用の文書から生成し、新規の文書に対してどのクラスに属するかを識別する。

例えば、技術動向調査における技術区分付与について見ると、SVMでは個々の技術区分ごとに学習器を生成するのに対して、MH-NAMでは、技術区分のグループ（上位区分）ごとに、技術区分を識別する学習器を生成する。そして、新規の文献（学習データ以外の文献）に対して付与すべき0個以上の技術区分を識別し、識別結果を出力する。

MH-NAMは、ニューラルアテンションモデル(Neural Attention Model、以下、「NAM」と呼ぶ)をベースとしたモデルである。NAMは、図11に示すように、文書に現れる各単語の注目度合(Attention)を学習し、識別に貢献する単語とそうでない単語を区別した上で識別結果を出力するディープラーニングモデルである。

NAMは、「連続的な要素に対するニューラルネット

ワーク(NN)」と、「注目度合を決定するAttention層」から構成される。文章を構成する各単語は、まず、単語分散表現と呼ばれるベクトル表現に変換される。この単語分散表現は他のモデルパラメータとともに学習する。次に、「連続的な要素に対するニューラルネットワーク(NN)」を使用し、単語ごとに文脈を考慮した表現を出力層に得る。そして、「注目度合を決定するAttention層」は、文脈を考慮した表現をもとに、各単語の注目度合を表す実数 $\alpha$ を得る。そして、文脈を考慮した表現の注目度合 $\alpha$ に関する重みつき和を全結合層に入力し、予測値を出力する。この仕組みにより、注目度合の高い重要な単語( $\alpha$ の値が高い単語)が出力結果に反映されやすくなる。

MH-NAMは、このNAMをさらに拡張したモデルである。MH-NAMは、図12に示すように、NAMにおけるアテンション層を複数持ち、それぞれが異なる観点

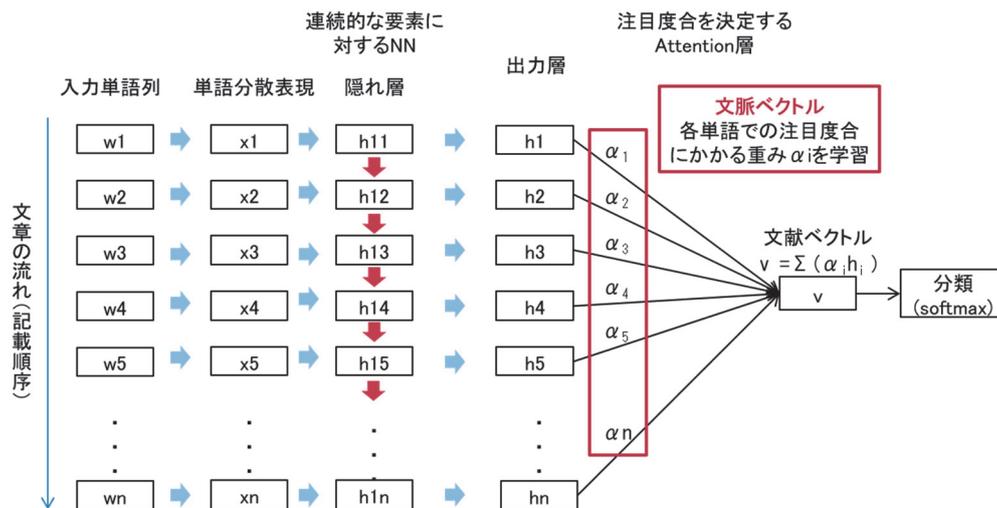


図11 ニューラルアテンションモデル(NAM)の一般的な構成

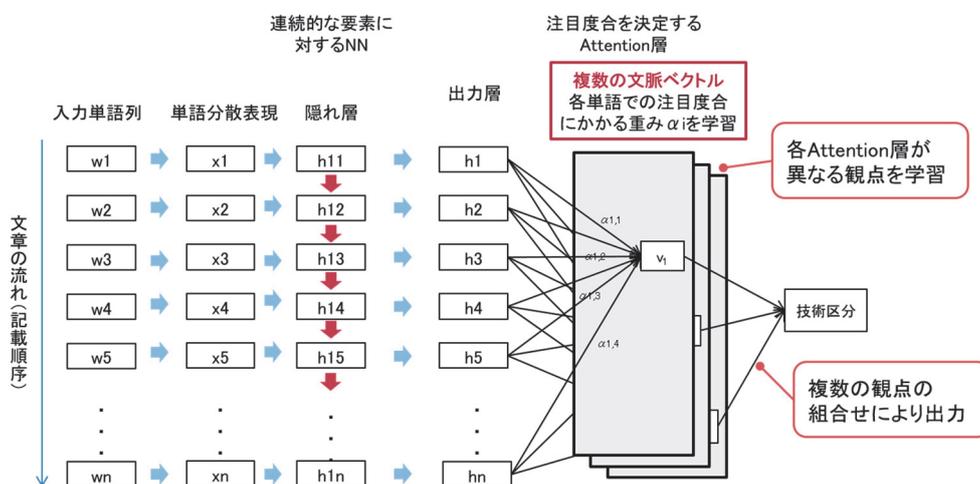


図12 マルチヘッドニューラルアテンションモデル(MH-NAM)の一般的な構成

から選択した注目箇所を組み合わせることにより、より高い精度が期待できるモデルであり、採用可能性があると言える。

## 4 おわりに

本稿では、平成 30 年度に調査を実施したテーマの中から、AI に関連する「三次元計測」の調査結果を紹介した。

特許出願技術動向調査結果の要約版は特許庁ウェブサイトに掲載されており、報告書については、国立国会図書館、特許庁図書館で閲覧が可能である。

<https://www.jpo.go.jp/resources/report/gidouhoukoku/tokkyo/index.html>

また、技術動向調査への機械学習活用可能性について紹介した。機械処理は人手での作業と違い、統一した基準に沿った均質な作業を行うことができるという利点を有しており、その利用方法を工夫することで、今後、技術動向調査への活用可能性を有するものと考えられる。

最後に、我が国の企業、大学等が、研究開発戦略策定の際、特許出願技術動向調査の調査結果を有効に活用することで、効率的な技術開発を進め、結果として我が国の国際競争力強化につながれば幸甚である。