

人工知能（意味理解）分野の 技術戦略策定に向けて

2020年12月

1 章	人工知能技術の概要	2
1-1	人工知能技術の進展	2
1-2	人工知能の技術体系	4
2 章	人工知能技術の置かれた状況	7
2-1	人工知能分野の市場規模（国内、海外）・予測	7
2-2	各国の研究開発（政策）の状況	9
2-3	技術分野の動向	11
3 章	人工知能分野の技術課題	20
3-1	人工知能分野の技術課題	21
3-2	人工知能技術で解決すべき社会課題	27
4 章	おわりに	33

TSCとはTechnology Strategy Center（技術戦略研究センター）の略称です。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

1章 人工知能技術の概要

1-1 人工知能技術の進展

人工知能（以下、適宜「AI」(Artificial Intelligence)と表記する。）は、1956年、J. McCarthyにより提唱されたダートマス会議において、電子計算機の誕生とともに始まった（進展過程の概略を図1に示す※1.）。その後、1960年代からAIの研究開発が本格化し、探索等のプランニングや対話システムの開発が進展し、第1次AIブームが到来した。しかし、コンピュータ性能の限界、資金面の問題から1970年代後半には第1期冬の時代を迎えた。1980年代になると、高性能コンピュータの登場によりAIの実用化が広く進められ、エキスパートシステムを中心とする第2次AIブームが到来し、エキスパートシステムは世界の多くの企業で採用された。その後、第2期冬の時代を

経て、1990年代には、サポートベクターマシン、データマイニング、大量のデータ解析技術、知識発見の研究が発達し、1997年にはIBMのチェスプログラム、ディープブルーが人間のチェスチャンピオンに勝利するなど、コンピュータ性能の飛躍的向上とインターネット普及に起因するビッグデータ時代の到来とともに機械学習（以下、適宜「ML」(Machine Learning)と表記する。）や探索システムにおいて進展が見られた。

この流れに並行して、カナダのトロント大学のGeoffrey Hinton教授により、従来手法の認識力を上回るディープニューラルネットワークが発表されて、2012年には一段と高度化したAIの活用が目された。この技術は、AI研究の初期からあるニューラルネットの一つであり、並列計算技術とともに用いることで、多層ニューラルネットの学習、すなわちディープラーニング（以下、適宜「DL」(Deep Learning)と表記する。）を可能にした。DLの応用例は、質問応答、自動運転、画像認識、音声認識、次世代産業用ロボット、パーソナルロボットなど多岐にわたる。

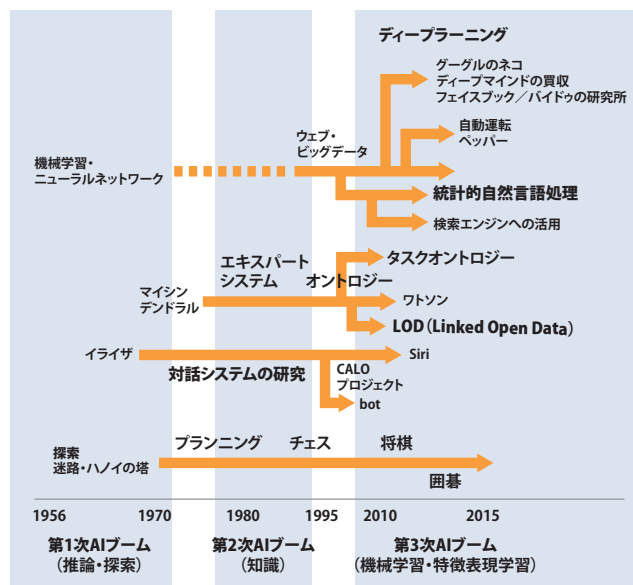


図1 AI技術のマイルストーン（～2015）
出所：松尾豊. 人工知能は人間を超えるか (KADOKAWA, 2015)

※1 松尾豊. 人工知能は人間を超えるか. KADOKAWA, 2015.

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

例えば、自動運転車は、人間が運転操作をすることなく、GPSやカメラ、三次元距離センサ等各種センサで捉えた情報をAIを用いて解析し、安全な走行路を判定し、自動走行する。パーソナルロボットとしては、ソフトバンクがフランスのALDEBARAN Robotics SASと共同開発した世界初の感情認識パーソナルロボットPepperが挙げられる。同ロボットは、「情報革命で人々を幸せに」という理念^{※2}のもとに、最新の音声認識技術、人の表情と声のトーンを分析して人の感情を推定する感情認識機能を搭載している。

このように、DLは、人工ニューロンの層の数を増やすことにより音声認識、画像認識に成果を挙げており、これまでの技術では解決できなかった画像、動画、音声、自然言語を扱う問題に有効である可能性があることから、Google、Amazon、Facebook、Apple、Microsoft、IBMなどの大手IT企業が中心となって研究開発を進めてきた。さらに高度な音声認識、画像認識への飛躍が期待される。

また、脳の知見に基づくAIの研究では、全脳型アーキテクチャなどが研究されている。

先のTSC Foresight Vol. 8「人工知能分野」が作成された2015年以降に当該分野の技術は飛躍的發展を遂げた(図2)。2016年には、ImageNetの自動ラベリングタスクの精度が人間の能力を上回り、同年DeepMind社が開発したAlphaGoが碁の強豪を破り、その後2017年には世界トップランキングのプレーヤを下している。2017年には皮膚がんの発見能力、音声認識能力が一定の状況下で人間を上回った。このように特定領域では人工知能分野の技術(以下、適宜「AI技術」と表記する。)が人間並み又は人間を超える能力を備えるに至った。さらに、機械が人間からみて道理が通った振る舞いをするために、知覚能力、学習能力、抽象化能力及び推論能力をつなげることにより、文脈を捉えた推論や文脈の前後関係を捉えた適応モデルによる判断能力を備えた高次の知的情報処理(本レポートでいう「意味理解」)につながる技術について大きな進展がみえつつある。

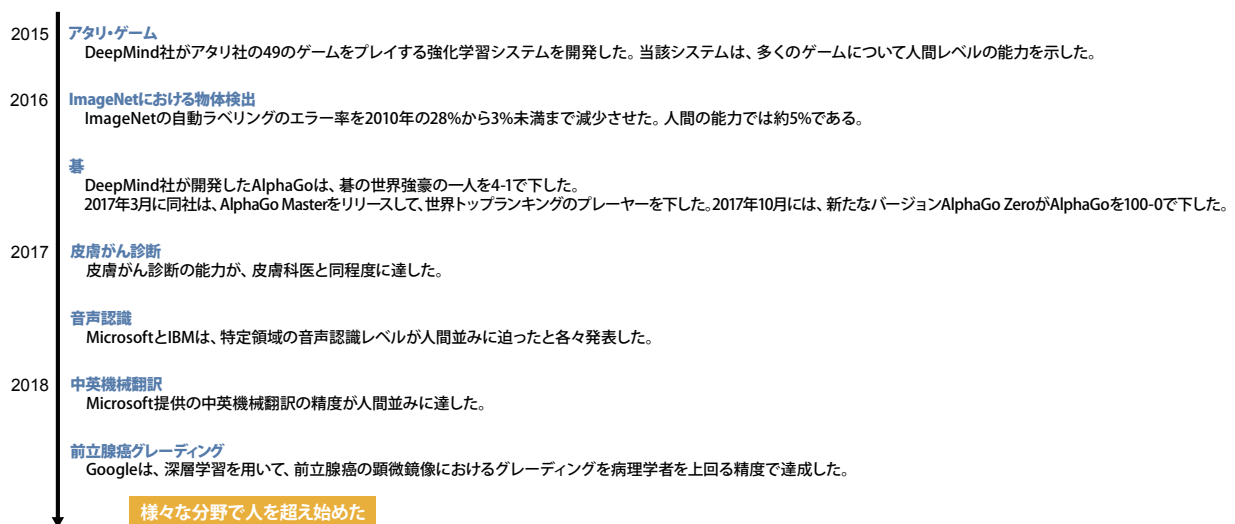


図2 AI技術のマイルストーン (2015～2018)

出所: The 2018 AI Index Report (Stanford Univ, 2018) を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2019)

※2 “経営理念”. ソフトバンクグループ.
<https://group.softbank/philosophy>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

1-2 人工知能の技術体系

現在国内外の主要カンファレンスで発表されている研究を分類することにより技術体系を整理する^{※3}。最近の国内外の主要カンファレンス^{※4}を参考に、AI技術を応用分野、機能、理論別に分類した。

(1) 応用分野

AI技術の主な産業応用分野を表1に示す。

表1 AIの応用分野

応用分野	概要
食品・農業	農作物の鮮度判定、農作物病害診断、畜産管理、料理のレシピとプロセス改善などの食品、料理、農業への応用に関する。
金融	金融レポートの自動作成、投資戦略構築、AIを用いた経済分析や市場動向予測などの金融や投資への応用に関する。
バイオ・ケミカル、材料	タンパク質等のバイオ・ケミカルや様々な新材料を探索したり、物質の物性を予測する技術、例えばタンパク質耐熱性変化予測に関する。
医療	認知症患者とのコミュニケーション支援、リハビリテーション支援、疾患識別などの医療分野への応用に関する。
自動運転、交通	ドローン飛行エリアの推定、自動運転車による交通流の効率化などの自動運転車、ドローン等の交通システムに関する。
都市、不動産、防災	構造材診断、不動産価値推定、水位予測などの都市問題、不動産、防災に関する。
ゲーム、コミック、教育	不完全情報問題、漫画の自律生成、訓練システムなどのゲーム、コミック、教育への応用に関する。
ロボティクス	ロボットへの指示、発話、ロボットの学習方法、文脈依存行動計画などのロボットへの応用に関する。
製造業	製造業に関する。ただし、人工知能学会全国大会では、独立のセッションになっておらず、他のカテゴリのセッションに混在している。

出所：公知情報を基に NEDO 技術戦略研究センター作成（2019）

※3 人工知能技術を俯瞰するツールとして、人工知能学会が「AI マップβ」を公表している。
<https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/aimap/>

※4 人工知能学会全国大会やAI関連主要国際カンファレンスのセッションを参考にした。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(2) 機能

AI技術を用いて実現される機能を表2に示す。

表2 AI技術を用いて実現される機能

機能	概要
画像認識、画像生成	画像認識、画像解析、画像生成等に関する。
音声認識、音声生成	音声認識、音声生成、音声対話システム等に関する。
自然言語処理	質問応答、機械翻訳、構文解析、文章読解、文章生成等の自然言語処理に関する。
マルチモーダル	視覚、聴覚を含め、五感や体性感覚といった複数のコミュニケーションモードを利用した情報処理に関する。
推薦	個人属性に基づいて嗜好を推測、又は、個人の行動履歴に基づく推薦行動に関する。
予測	過去の入力及び出力のパターンを用いて機械することにより、ある入力に基づき起こり得るパターンを予測する技術に関する。
エージェント、マルチエージェント	ユーザ又は他のソフトウェアとの仲介を行うソフトウェア（論理的モデル）のエージェントに関する。システムが複数のエージェントから構成される場合、特にマルチエージェントという。
ソーシャルネットワーク	ソーシャルネットワークサービスにおけるAI技術であり、例えば、世論の可視化や合意形成についての技術に関する。
データマイニング	統計的手法、パターン認識その他の手法を用いて、大量のデータから知識を抽出する技術に関する。

出所：公知情報を基に NEDO 技術戦略研究センター作成（2019）

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(3) 理論

AI技術を実現するためのアルゴリズム等を含む理論に関する研究開発を表3に示す。

表3 AI技術を実現するための理論

理論	概要
機械学習 (ML)	明示的にプログラミングすることなく学習能力をコンピュータで実現するための手法に関する、工学の一分野である。第3次AIブームで進展著しいDLや強化学習等が含まれる。
知識工学	知識の表現方法や推論等の知識の使い方に関する、工学の一分野である。
探索	特定の制約条件を満たすものを見つけ出す行動である。
制約と充足	複数の制約条件を満たすオブジェクトや状態を見つけ出す、数学の一問題である。
計画とスケジューリング	計画は、ある目的を達成するための手段を設定し、その実行可能性を確保すること。スケジューリングは、行動を限られた資源のもとで実行するための手順に関する意思決定である。
数理論理学	形式論理学を代表とする論理学の数学への応用を扱う。数理論理学は、集合論、モデル理論、再帰理論、証明論の領域に分類されるほか、特に一階述語論理や定義可能性との関連が深い。
認知科学	認知科学は、人間を中心として脳を持つ動物の心の動きを解明する科学である。感性、身体と触覚による認知、教育支援、自律、創発など様々な視点の科学とAIとの融合領域として研究されている。
脳科学、神経科学	脳科学や神経科学の観点から、脳機能とデータ処理や計算論との関わり、脳機能の解明といった観点からAIを進展させる分野の研究である。
倫理、哲学	AIの技術利用のあり方について倫理や哲学の観点から研究されている。
社会科学	社会科学の観点からの課題をAI技術を用いて分析、解決する研究である。

出所：公知情報を基に NEDO 技術戦略研究センター作成（2019）

このほか、MLアルゴリズムに適したハードウェアに関する研究が活発化している^{※5}。

※5 TSC Foresight Vol. 30 人工知能を支えるハードウェア分野の技術戦略策定に向けて。NEDO, 2018.

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

2章 人工知能技術の置かれた状況

2-1 人工知能分野の市場規模（国内、海外）・予測

人工知能分野の市場規模について、MM総研の調査^{※6}では、日本市場について、業種別導入率が金融業と情報通信業において最も進み、次いで製造業と運輸業が続いており、今後は製造業とサービス業（小売、エンタテインメント、士業等）が市場を牽引すると見込まれている。

(1) 日本市場及び世界市場

いくつかのシンクタンクが人工知能分野市場規模を予測しているが、例えば、富士キメラ総研は、AIを活用した分析サービスをはじめ、AI環境を構築するためのコンサルティングやシステムインテグレーション（SI）、AI環境を支えるアプリケーションやプラットフォームといったAI関連ソリューションをAIビジネスと定義し、2030年度の国内

AIビジネス市場規模を2兆1,286億円（2017年比5.4倍）と予測している^{※7}。

Tracticaは、世界市場におけるAIソフトウェア産業の売り上げが2018年の約1.1兆円^{※8}から2025年までに約13.9兆円^{※9}に成長すると予測している^{※10}。

(2) GDPへの波及効果

全世界経済における、AI技術が潜在的に経済成長を押し上げる効果の予測を図3に示す。この予測には、繰り返し作業の自動化、人間の能力拡張、高付加価値労働による効果を含む。製造業と輸送業において業務プロセスの高度な自動化が期待され、最も大きな生産性向上が見込まれている。2030年までに、AI技術によるGDP押し上げ効果のうち労働生産性の向上が55%以上を占めると見込まれている。新しい技術は次第に社会に浸透し、製品のイノベーションが起こることにより消費者による需要が増大する。この結果、AIは世界経済（Global GDP）を2030年までに約1,727兆円^{※11}底上げすると予測されている。

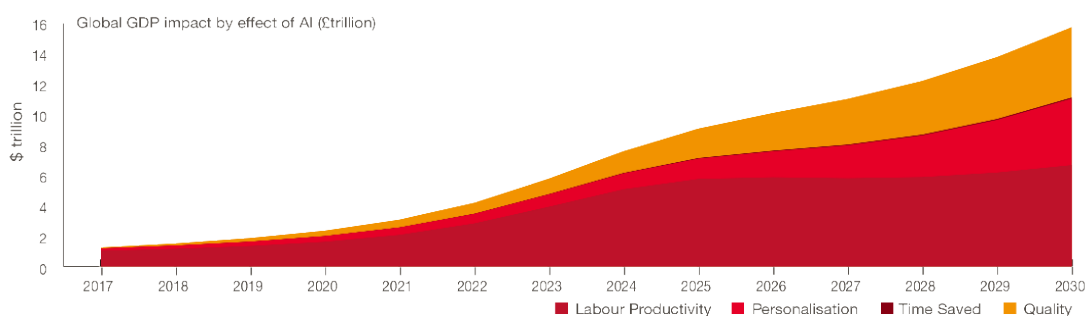


図3 AIによる世界経済への波及効果予測

出所：Sizing the prize. What's the real value of AI for your business and how can you capitalise? (PwC, 2017)

※6 人工知能のビジネス提供価値を考える—人工知能のビジネス活用概況2017年度版。MM総研，2017。

※7 『2019人工知能ビジネス総調査』まとまる（2019/6/7発表第19039号）。富士キメラ総研，2019。

<https://www.fcr.co.jp/pr/19039.htm>

※8 100.1億ドル、1ドル=110円で換算

※9 1,260億ドル、1ドル=110円で換算

※10 “Artificial Intelligence Market Forecasts”. Tractica. 2019.
<https://tractica.omdia.com/research/artificial-intelligence-market-forecasts/>

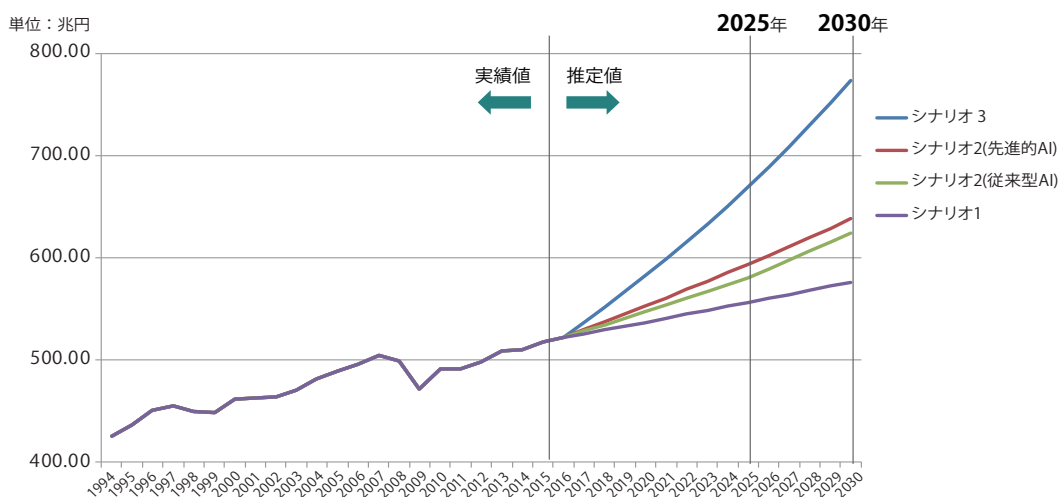
※11 15.7兆ドル、1ドル=110円で換算

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

これらの予測のうち、本レポートで想定する「意味理解」に関する市場規模を算出することは容易ではないが、例えば、知的労働のうち定型的業務を担うとされるRobotic Process Automation (RPA) 世界市場規模は、Tracticaの予測^{※12}によれば、2025年までに約5,610億円^{※13}に達するとされている。

次に、NEDOが試算した、AI技術が日本の経済成長を押し上げる効果を図4に示す。この調査ではAI導入が進まないシナリオ1と、既存事業に対してルールベースや統計解析等の従来型AI導入が進むシナリオ2（従来型AI）と、

既存事業に対してMLやDL等の先進型AI導入が進むシナリオ2（先進型AI）と、シナリオ2に加えてAIを活用した新規事業が生まれるシナリオ3を仮定した（「従来型AI」、「先進型AI」の定義は図4中のシナリオに関する説明を参照。）。この試算の結果、シナリオ3では2030年時点で197兆円の底上げ効果が見込めることと、経済インパクトにとって従来型AIであるか先進型AIであるかは重要ではなくAI導入の結果新規事業が創生されることが重要であることが明らかになった。



- シナリオ1： 内閣府試算ベースライン（平成29年7月発表資料）に基づく、AI導入が進まないケース
- シナリオ2： 既存事業に対してシナリオ1に加えて従来型AI（ルールベース及び統計解析）の導入が進む（従来型AI）
- シナリオ2： 既存事業に対してシナリオ1に加えて先進型AI（ML及びDL）の導入が進む（先進型AI）
- シナリオ3： シナリオ2に加えてAIを活用した新規事業が生まれる

図4 AIの活用促進による2030年までの経済効果

出所：産業分野における人工知能及びその内の機械学習の活用状況及び人工知能技術の安全性に関する調査（NEDO, 2019）

※12 “Robotic Process Automation Market to Reach \$5.1 Billion by 2025”. Tractica. 2017. <https://tractica.omdia.com/newsroom/press-releases/robotic-process-automation-market-to-reach-5-1-billion-by-2025/>

※13 51億ドル、1ドル=110円で換算

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

2 -2 各国の研究開発（政策）の状況

世界各国でAI技術の活用が自国や地域の競争力につながると認識されており、AIの技術開発に加え、社会実装に向けた事業環境の整備や制度検討、規制改革に向けた取組が進んでいる^{※14}。

(1) 日本

2016年1月22日に内閣府の総合科学技術・イノベーション会議(CSTI)により「第5期科学技術基本計画」が、2018年6月にその中間評価及び今後取り組むべき施策を示した「統合イノベーション戦略」が閣議決定された。

人工知能技術戦略会議は、AIの研究開発から社会実装まで一貫した取組を加速すべく、2017年3月に「人工知能技術戦略」を策定した。その後、2019年6月には総合イノベーション戦略推進会議^{※15}により「AI戦略2019～人・産業・地域・政府全てにAI～」が公表されるに至り、次のとおり目標を掲げた。

- 我が国が、人口比ベースで、世界で最もAI時代に対応した人材育成を行い、世界から人材を呼び込む国になること。さらにそれを持続的に実現するための仕組みが構築されること
- 我が国が、実世界産業におけるAIの応用でトップランナーとなり、産業競争力の強化が実現されること
- 我が国で、「多様性を内包した持続可能な社会」を実現するための一連の技術体系が確立され、それらを適用するための仕組みが実現されること
- 我が国がリーダーシップを取って、AI分野の国際的な研究・教育、社会基盤ネットワークを構築し、AIの研究開発、人材育成、SDGsの達成などを加速すること

(2) 米国

オバマ政権下であった2016年に、研究開発戦略、社会的課題の整理・対応、経済的なインパクトの分析・対応について、包括的な3つの報告書が発表された^{※16}。

2019年2月11日に、トランプ大統領が連邦機関におけるAI研究開発投資を優先する方針を含む「American AI Initiative」構想に署名した^{※17, ※18}。

※14 4章“制度政策動向”。AI白書2019。AI白書編集委員会編、角川アスキー総合研究所、2018。4章“制度政策動向”。AI白書2020。AI白書編集委員会編、角川アスキー総合研究所、2020。を参照。

※15 人工知能技術戦略会議から移管

※16 “The national artificial intelligence research and development strategic plan” (2016年10月公表)、“Preparing for the future of artificial intelligence” (2016年10月公表)、“Artificial intelligence, automation, and the economy” (2016年12月公表)

※17 “Maintaining American Leadership in Artificial Intelligence”. Federal Register. 2019.
<https://www.federalregister.gov/documents/2019/02/14/2019-02544/maintaining-american-leadership-in-artificial-intelligence>

※18 “Accelerating America’s Leadership in Artificial Intelligence”. Office of Science and Technology Policy. 2019.
<https://www.whitehouse.gov/articles/accelerating-americas-leadership-in-artificial-intelligence/>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

2019年6月には「The national artificial intelligence research and development strategic plan^{※19}」が改訂されたが、7戦略が維持され1戦略が追加されており、「AI研究の長期的投資を行うこと」、「人間とAI協調のための効果的な手法を開発すること」、「倫理的、法律的、社会的にみたAI実装に向けた理解と取組」、「AIシステムの安全性及びセキュリティの保証」、「AI訓練及びテストのための共有データセット及び環境の構築」、「標準及びベンチマークによるAI技術の測定及び評価」、「国際的なAI技術開発人材のニーズへの理解」、「公共セクターと企業セクターのパートナーシップを拡大しAI推進を加速（追加）」が挙げられている。

連邦政府から重点分野に関する言及はないものの、Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) 等の連邦機関がAIに関する研究テーマを設定している^{※20}。DARPAはAI関連研究テーマをまとめてAI Next Campaign^{※21}として幅広い研究テーマについて研究開発を推進している。

(3) 欧州

2018年12月、欧州委員会は、COM(2018) 795 final^{※22}を公表し、パートナーシップを通じた投資の最大化、データ共有、才能と技能の育成及び生涯教育、倫理的で信頼できるAIの開発等の目標を設定した。

2019年1月には、AI4EU project^{※23}が開始され、2019年4月にはAI倫理ガイドライン^{※24}が公表されている。

2020年2月に欧州委員会はデジタル政策の方針を示した「欧州のデジタルの未来を形成する^{※25}」、「人工知能白書－卓越性と信頼に向けた欧州アプローチ^{※26}」、「欧州データ戦略^{※27}」を発表した。

(4) 中国

中国は、AI促進に関する数多くの計画を発表している。特に、2017年に発表された、「次世代人工知能発展計画」と「次世代人工知能産業の発展促進に関する三年行動計画」では、2030年までのAI発展に関する3段階目標を設定し、第1段階では、2020年までにAI産業を中国経済の重要な成長分野に育成することとしている。第2段階では、2025年までにAIの基礎理論研究を飛躍的に発展させ、一部の技術・応用レベルは世界一流を誇り、中国産業グレードアップ、産業モデル転換の原動力とするとしている。第3段階では、2030年までにAIの理論研究、技術、応用レベルが世界一流を誇り、世界主要AI革新大国を実現するとしている。

重点項目として、「スマート製品（自動車、サービスロボット等）」、「基礎分野（スマートセンサー、ニューラルネット・チップ等）」、「スマート製造（物流、設備等）」、「支援体制（職業訓練、技術標準、ネットワークインフラ等）」を個別かつ網羅的に設定している。

※19 <https://www.nitrd.gov/pubs/National-AI-RD-Strategy-2019.pdf>

※20 2018年9月7日、DARPAは、「AI Next Campaign」と呼ばれる取組を通じ複数年で20億ドルを投じると発表した。
<https://www.darpa.mil/news-events/2018-09-07>

※21 AI Next Campaign Web サイト
<https://www.darpa.mil/work-with-us/ai-next-campaign>

※22 <https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2018/EN/COM-2018-795-F1-EN-MAIN-PART-1.PDF>

※23 AI4EU Web サイト
<https://www.ai4eu.eu/>

※24 “Ethics Guidelines for Trustworthy AI”. European Commission. 2020.
<https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/ethics-guidelines-trustworthy-ai>

※25 https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/communication-shaping-europes-digital-future-feb2020_en_3.pdf

※26 https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/commission-white-paper-artificial-intelligence-feb2020_en.pdf

※27 https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/communication-european-strategy-data-19feb2020_en.pdf

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

2-3 技術分野の動向

(1) 特許分析

2000年以降増加傾向にあり、特に2011年以降は、米国、中国の特許出願を中心に急激な増加傾向にある（図5）。直近は中国からの出願数が最も多くなっている。

2013年から2017年までにおけるAI関連特許出願が多い出願人を表4に示す。首位IBMの出願数の多さが目を引くが、トップ15に米国が5社入っている。日本が3社、韓国が1社、中国が3社・2大学、ドイツが1社である。

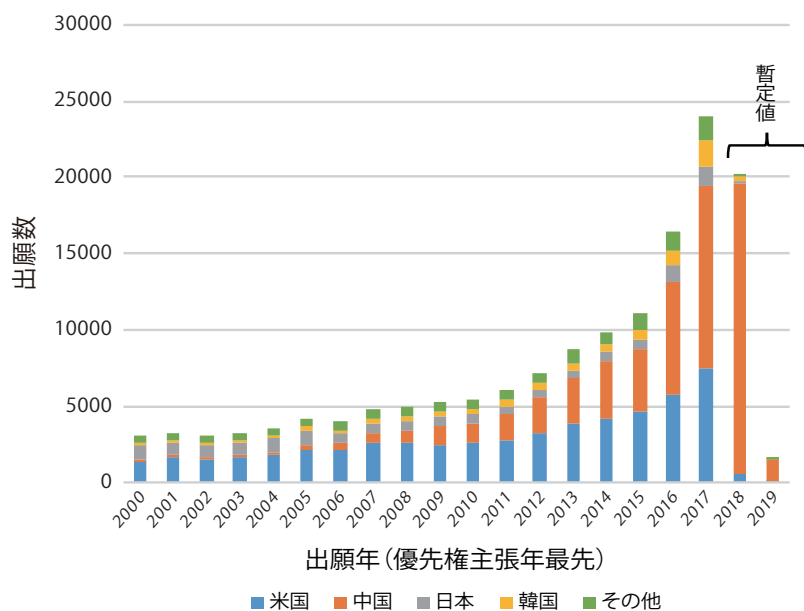


図5 世界のAI関連特許出願推移※28, ※29

出所：Derwent Innovationでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

※28 各特許出願にパテントファミリーが存在する場合、優先権主張年が最先の出願をカウントした。パテントファミリーが存在しない出願は出願年を用いてカウントした。また、出願日から公報発行まで期間が設けられているため（多くの場合18か月）、検索日との関係から2018年から2019年は暫定値であり、それ以前の値もデータベースの更新等により変動しうる。

これらの図5及び表4を見ると、特許出願数は、直近では中国が急増して最も多く、次いで米国、日本と韓国がほぼ並んでいることが分かる。個別の大手出願人に着目すると、米国のIT企業が活発に出願しているが、日本企業が3社ランクインしている。韓国はサムスンが強い。中国はランクインした企業や大学の数に比して全体出願数が大きいことから、多数の出願人が存在することを示唆しており、中国全体としてAI技術の技術開発が活発であるとみることができる。また、中国では大学による特許出願が多いことも特徴の一つである。

表4 AI関連特許出願数が多い出願人トップ15

順位	2013-2017年特許出願数トップ15	出願数
1	IBM(米)	4485
2	Microsoft(米)	1339
3	Google(米)	1239
4	国家电网(中)	1110
5	サムスン(韓)	908
6	パイドゥ(中)	732
7	インテル(米)	592
8	NTT(日)	554
9	日本電気(日)	523
10	富士通(日)	506
11	Facebook(米)	472
12	シーメンス(独)	427
13	清華大学(中)	419
14	西安電子科技大学(中)	405
15	アリババ(中)	404

出所：Derwent Innovationでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

※29 G06Nのほか、B60T8/174, G06F15/18, G06F16/35, G06F16/36, G06F17/28, G06F19/24, G06G7/60, G06K9/66, G06T7/40, G06T7/143, G16B40, G16B50/10, G16C20/17, G16H50/20, G16H50/70, G10L15/06, G10L15/065, G10L15/07, G10L15/14, G10L15/16, G10L15/18, G10L15/183, G10L15/187, G10L15/19, G10L15/193, G10L15/197, G10L17/04, G10L17/10, G10L17/16, G10L17/18, G10L25/30, G10L25/33, G10L25/36, G10L25/39, H01M8/04992及びマニュアルコードT01-J16*, T06-A05A*, X13-C15B*を対象とした。検索日は、2019年8月9日。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

出願人の国籍毎に技術傾向を分析した結果を図6に示した。中国は、生体モデル（ニューラルネットワーク等）、パターン認識（指紋／顔認証等）の比率が極端に高くなっている。他方で米国は広い技術範囲について特許出願している。日本

は米国に近い傾向を示している。これらのことから、米国や日本では中国に比して多様なAI技術が開発されていることが推測できる。

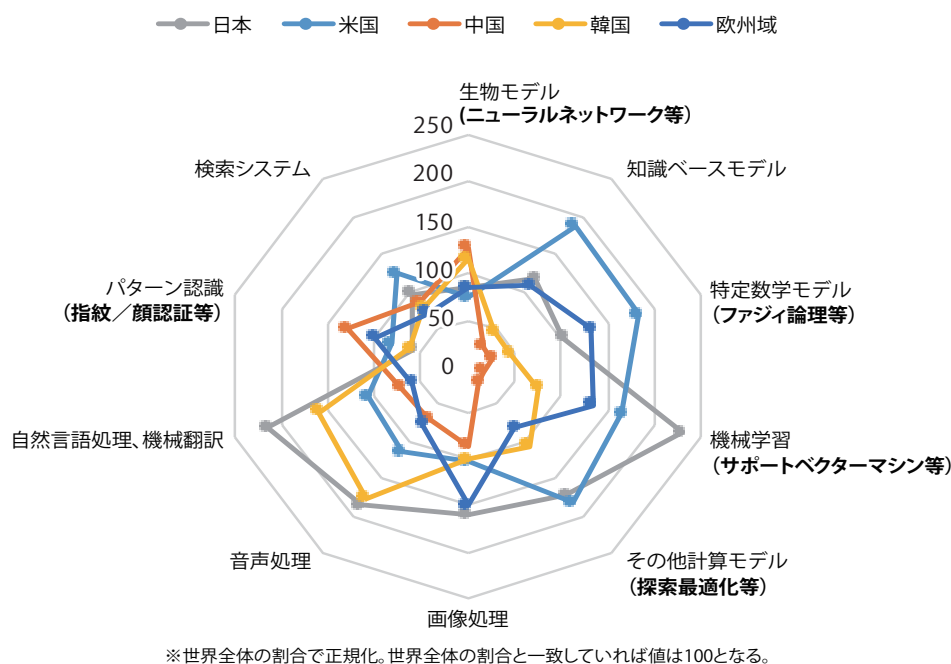


図6 国地域別特許出願の技術傾向

出所：Derwent Innovationでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2018）

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(2) 論文分析

AI関連論文発行数の年推移を図7に、著者が所属する機関の国籍毎の論文発行を図8に各々示す。図7によれば、2006年から2009年までにひとつのピークが見られ、2011年以降に再び増加している。日本の論文数は、ほぼ横ばいで推移しているため、他国の論文数の伸びに伴ってシェアを落としている状況にある。

図9に、日米中におけるAI関連論文の技術分野傾向を示す。日本は音声認識及びロボティクスの比率が高く、

米国はML、ニューラルネットワーク、自然言語処理、画像認識、音声認識について幅広く活発であり、中国は画像認識の比率が高い。次に表5に技術別の各国の論文発行数シェアを示す^{※30}。1位と2位を米国と中国が占め、大きな差をおいて3位にインドが位置している。ロボティクスは産業構造を反映して若干傾向が異なり3位にドイツが入っている。日本は、音声認識及びロボティクスが比較的シェアが高い。

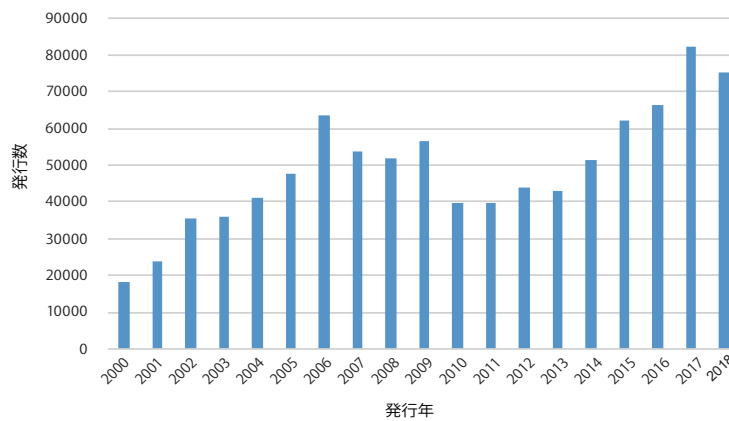


図7 AI関連論文発行数推移^{※31}

出所：Web of Scienceでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

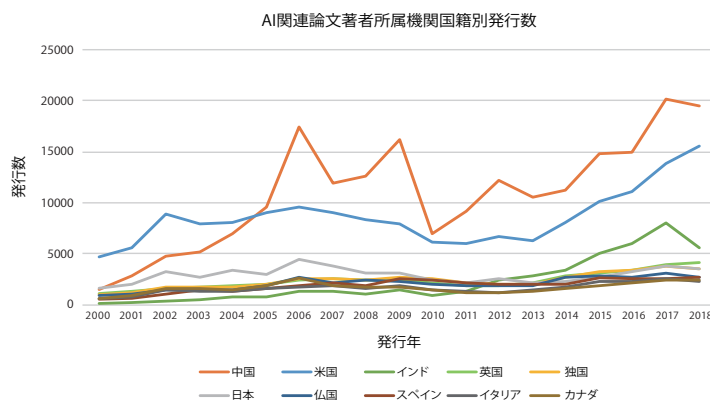


図8 著者所属機関の国籍からみた論文発行推移^{※32}

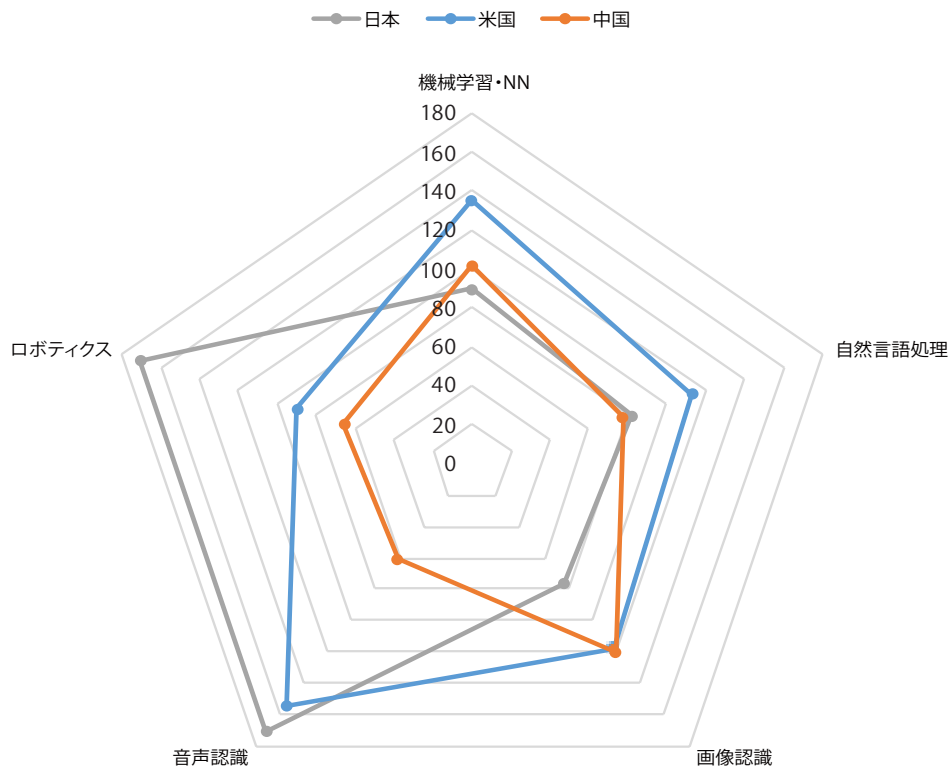
出所：Web of Scienceでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

※30 2014～2019年のAI関連論文について、ML+ニューラルネットワーク：TS=(“NEURAL NETOWRK”) OR TS=(“DEEP LEARNING”) OR TS=(“LEARNING MACHINE”) OR TS=(“MACHINE LEARNING”) OR TS=(SVM) OR TS=(“SUPPORT VECTOR MACHINE”) OR TS=(REGRESSION*), 自然言語処理：TS=(“NATURAL LANGUAGE”) OR TS=(LINGUISTIC*) OR WC=(LINGUISTICS), 画像認識：TS=(“IMAGE RECOGN”) OR TS=(“VISION RECOGN”) OR TS=(“COMPUTER VISION”), 音声認識：TS=(“SPEECH RECOGN”) OR TS=(ROBOT*) OR WC=(ROBOT*)として検索した。検索日は2019年9月13日。

※31 検索DBは、クラリベイト・アナリティクスのWeb of Science, Core Collectionを使用した。検索キーワードは、TS=(“artificial intelligence”) OR TS=(“neural network”) AND computer*) OR TS=(“deep learning”) OR TS=(“machine learning”) OR WC=(“artificial intelligence”)。検索国の限定なし。検索日は2019年8月14日。

※32 データベースの国籍欄が“England”となっているものを英国籍にカウントした。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて



※世界全体の割合で正規化。世界全体の割合と一致すれば値は100となる。

図9 国別AI関連論文の技術傾向

出所：Web of Scienceでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

表5 技術別の各国の論文発行数シェア（2014～2019年）

（単位：%）

順位	全体		機械学習 ニューラルネットワーク		自然言語処理		画像認識		音声認識		ロボティクス	
	国/地域	比率	国/地域	比率	国/地域	比率	国/地域	比率	国/地域	比率	国/地域	比率
1	中国	24.5	中国	25.0	米国	20.2	中国	29.4	米国	27.6	中国	16.2
2	米国	17.9	米国	24.2	中国	19.1	米国	21.1	中国	14.9	米国	16.2
3	インド	8.3	インド	7.4	インド	7.8	インド	6.8	インド	8.9	独国	8.0
4	英国	5.2	英国	5.9	スペイン	5.9	英国	5.2	日本	7.9	日本	7.9
5	独国	5.0	独国	4.7	英国	5.6	豪州	4.2	独国	6.3	英国	5.7
6	日本	4.6	日本	4.1	独国	4.9	独国	4.2	英国	5.8	イタリア	4.9
7	仏国	4.1	カナダ	3.8	仏国	4.3	スペイン	4.0	仏国	4.1	仏国	4.8
8	スペイン	3.8	豪州	3.5	日本	3.8	仏国	3.8	スペイン	3.0	スペイン	3.9
9	イタリア	3.4	スペイン	3.4	イタリア	3.6	イタリア	3.7	イタリア	2.8	韓国	3.9
10	カナダ	3.2	韓国	3.3	カナダ	2.9	日本	3.5	韓国	2.5	インド	3.8

出所：Web of Scienceでの検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(3) 国際カンファレンス動向

人工知能分野に属する主要国際カンファレンスの参加者数は、2010年以降急激に増加している^{※33}。そこで先端研究を担う研究機関を把握するために、4つの主要国際カンファレンス^{※34}について2019年を基準に直近5年間において発表が多かった機関を表6に示す。主要国際会議における発表が多い機関は先端の研究を実施する能力を有するものと推測できる。大学や研究機関と並んで、Google、Microsoft、IBM、Facebook、Open AIといった先進AI企業が戦略的にこのような場を選んで研究発表を活発に行っている。

(4) 標準化の動向

Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)^{※36}は、IEEE Standards Association (IEEE-SA)の下に産業連携プログラム^{※37}を2016年4月に設置し、機械が人間へ影響を及ぼす可能性を考慮し、開発にあたり倫理的配慮が優先付けされるよう国際的なコンセンサスを形成することを目的としている。同プログラムでは、AIの開発における倫理的な留意点を取りまとめたガイドラインを公表している^{※38}。

また、ISOは、AIの国際標準化に向けた議論を行うため、2017年11月にISO/IEC JTC 1/SC 42 Artificial Intelligenceを設置した。一般社団法人情報処理学会情報規格調査会は、AIに関わる国際標準化活動を行う委員会として、「SC 42専門委員会 人工知能」を設置した^{※39}。

表6 AI主要国際会議における発表が多い機関（直近5年間）

順位	IJCAI	AAAI	NeurIPS	ICML
1	中国科学院	中国科学院	Google	Google
2	Microsoft	Microsoft	Microsoft	カリフォルニア大学バークレー校
3	清華大学	カーネギーメロン大学	モントリオール大学	スタンフォード大学
4	IBM	Google	スタンフォード大学	Microsoft
5	北京大学	清華大学	カリフォルニア大学バークレー校	カーネギーメロン大学
6	カリフォルニア大学バークレー校	MIT	MIT	MIT
7	南京大學	IBM	トロント大学	トロント大学
8	カーネギーメロン大学	スタンフォード大学	インド工科大学デリー校	Facebook
9	オックスフォード大学	北京大学	オックスフォード大学	モントリオール大学
10	ハーバード大学	オックスフォード大学	Facebook	オックスフォード大学
11	スタンフォード大学	ハーバード大学	カーネギーメロン大学	ハーバード大学
12	MIT	上海交通大学	プリンストン大学	プリンストン大学
13	シドニー工科大学	南洋理工大学	ニューヨーク大学	ケンブリッジ大学
14	シンガポール国立大学	シンガポール国立大学	OpenAI	CIFAR
15	浙江大学	南カリフォルニア大学	コーネル大学	ニューヨーク大学
16	フランス国立科学研究センター	テキサス大学オースチン校	清華大学	マックス・プランク研究所
17	南洋理工大学	イリノイ大学アーバナ・シャンペーン校	マックス・プランク研究所	ミシガン大学
18	中国科学技術大学	マギル大学	ミシガン大学	IBM
19	カリフォルニア大学ロサンゼルス校	ミシガン大学	コロンビア大学	清華大学
20	復旦大学	カリフォルニア大学バークレー校	ケンブリッジ大学	コーネル大学

出所：Microsoft Academic Analytics での検索結果を基に NEDO 技術戦略研究センター作成^{※35}（2019）

※33 “The 2019 AI Index Report”. Stanford Univ. 2019のFig. 2.1aを参照。
<https://hai.stanford.edu/ai-index/2019>

※34 International Joint Conferences on Artificial Intelligence (IJCAI)、Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI)、Conference on Neural Information Processing System (NeurIPS)、International Conference on machine Learning (ICML)の4カンファレンス。

※35 2019年11月検索。

※36 米国に本部を置く、世界最大規模の電気・電子技術に関する専門家組織である。
 ※37 IC16-002 The Global Initiative for Ethical Considerations in the Design of Autonomous Systems

※38 2016年に第1版であるEthically Aligned Design version 1を、2017年にversion 2を公表している。2019年以降に最終版として第3版を公開予定。

※39 “人工知能に関わる国際標準化がスタート～情報処理学会 情報規格調査会が検討のためのメンバー募集を開始～”. 情報処理学会. 2018-01-10.
https://www.ipsj.or.jp/release/20180110_itcsjnews.html

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(5) 日本の知的財産の扱い

知的財産戦略本部は、2017年3月に「新たな情報財検討委員会 報告書」を公表し、「データ利活用促進のための知財制度のあり方」、「AIの作成・利活用促進のための知財制度のあり方」を課題として報告した。

日本の著作権法第30条の4第2号^{※40}により、コンピュータによる情報解析を目的とする場合に限り、元となるデータに第三者の著作物が含まれている場合であっても、必要と認められる限度において著作物を記録又は翻案し、学習用データを作成することができる（情報解析を行う者の用に供するために作成されたデータベースの著作物を除く）。情報解析が営利目的であっても適用される点で、諸外国の規定よりも適用範囲が広いといえる。

AIを活用した創作（著作物）に関する保護について議論があるが、日本においては、学習済みモデルの利用者に創作意図がありかつ創作的寄与があれば、生み出されたAI生成物には著作物性が認められ利用者が著作者になる一方で、創作的寄与が認められないような簡単な指示に留まる場合は、AI創作物として現行の著作権法上の著作物として認められないと整理されている。

AI技術と特許法との関係では、AI技術は、ソフトウェア関連発明として取り扱うことができるとの理解が一般的であるが^{※41}、特許庁は、審査の運用を一般に分かりやすく示すため、IoTやAI等に関連する技術の発明についての審査事例をWebサイトに公表している^{※42、※43}。

また、経済産業省は、民間事業者等が、データの利用等に関する契約やAI技術を利用するソフトウェアの開発・利用に関する契約を締結する際の参考となるよう、「AI・データの利用に関するガイドライン」を公表している^{※44、※45}。

2019年6月には知的財産戦略本部は「知的財産推進計画2019」を公開し^{※46}、データ・AIに関し「データ・AIを活用した価値のデザインを円滑化」と「データ・AI等の適切な利活用促進に向けた制度・ルール作り」を進めることとしている。

(6) 日本の公的研究機関による研究開発体制

人工知能技術戦略会議の研究の総合調整を担う研究連携会議には、総務省の所管する情報通信研究機構（NICT）、文部科学省の所管する理化学研究所（理研）と科学技術振興機構（JST）、経済産業省の所管する産業技術総合研究所（産総研）と新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）の5センターが参画している。

NEDOでは、2015年度から「次世代人工知能・ロボット中核技術開発」（次世代人工知能技術分野）の研究開発拠点として、産総研人工知能研究センター（AIRC）に委託し、NEDOが委嘱したプロジェクトリーダーの指揮の下に研究開発を推進し、成果を最大化するため拠点に英知を結集し、重要な研究開発テーマを選定して実施してきたところである^{※47、※48}。

※40 著作権法47条の7（2018年改正により2019年1月1日以降は著作権法30条の4第2号）。

※41 “EPOと実施した、ソフトウェア関連発明の、事例を含めた比較研究について”。特許庁。
https://www.jpo.go.jp/system/laws/rule/guideline/patent/ai_jirei.html

※42 藤崎詔夫。“IoT関連技術等に関する特許の審査事例の充実化”。Japio Years Book 2017。2017の解説記事が詳しい。
http://www.japio.or.jp/00yearbook/files/2017book/17_1_04.pdf

※43 “AI関連技術に関する特許審査事例追加について”。特許庁。
https://www.jpo.go.jp/system/laws/rule/guideline/patent/ai_jirei.html

※44 “『AI・データの利用に関する契約ガイドライン』を策定しました”。特許庁。
<https://www.meti.go.jp/press/2018/06/20180615001/20180615001.html>

※45 “『AI・データの利用に関する契約ガイドライン1.1版』を策定しました”。特許庁。
<https://www.meti.go.jp/press/2019/12/20191209001/20191209001.html>

※46 “知的財産推進計画2019”。知的財産戦略本部。
<https://www.kantei.go.jp/jp/singi/titeki2/kettei/chizaikeikaku20190621.pdf>

※47 人工知能技術戦略会議が2017年3月に策定したロードマップに基づく。
<http://www.nedo.go.jp/content/100862412.pdf>

※48 次世代人工知能・ロボット中核技術開発 紹介ハンドブック（2019年度版）。NEDO, 2020。
<https://www.nedo.go.jp/content/100902378.pdf>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(7) 研究事例からみた技術開発動向

技術開発の動向を概観するため、先端研究を中心に主要な技術開発事例を調査して抽出した技術開発テーマとその概要を表7にまとめた^{※49}。

表7 技術開発例一覧

技術開発テーマ	概要
参考サイト	
深層学習 (DL)	多層のニューラルネットワークを用いて特徴量を学習する技術である ^{※50} 。
^{※50} 例えば、NIPS 2010 Workshop on Deep Learning and Unsupervised Feature LearningにおけるHonglak Lee (University of Michigan) によるTutorial資料が分かりやすい。 https://deeplearningworkshopnips2010.files.wordpress.com/2010/09/nips10-workshop-tutorial-final.pdf	
敵対的生成ネットワーク (GAN)	敵対的生成ネットワークを用い、データ生成とデータ判別を競合させることを特徴とした画像生成技術である ^{※51} 。
^{※51} Goodfellow, Ian J. et al. "Generative Adversarial Nets". arXiv. 2014. https://arxiv.org/abs/1406.2661	
転移学習	あるドメインにおいて学習して得た既学習モデルを、異なる類似ドメインにおける学習モデルとして利用することにより学習コストを低減する ^{※52} 。
^{※52} Li, Fei-Fei et al. "Lecture 7: Training Neural Networks, Part 2". Stanford Univ. 2018. pp. 97-107. http://cs231n.stanford.edu/slides/2018/cs231n_2018_lecture07.pdf	
強化学習	機械の挙動に報酬又はペナルティを与えることで、機械に動作ポリシーを学習させる ^{※53} 。
^{※53} Jaderberg, M. et al. "Human-level performance in first-person multiplayer games with population-based deep reinforcement learning". arXiv. 2018.において、研究者らは複数エージェントを強調してゲームを行えるようにエージェントを強化学習することにより、エージェントが人間レベルの性能を獲得したとしている。 https://arxiv.org/abs/1807.01281	
学習結果の汎化	モデルの普遍性に着目したMLである ^{※54, ※55} 。
^{※54} Funaki, R. and Nakamura, H. "Image-Mediated Learning for Zero-Shot Cross-Lingual Document Retrieval". EMMLP 2015. は、文書に紐づいた画像データをハブとすることにより一切の平行コーパスなしに異言語間の関連性を間接的に学習することを示した研究である。 https://www.cs.cmu.edu/~ark/EMMLP-2015/proceedings/EMMLP/pdf/EMMLP070.pdf	
^{※55} Johnson, M. et al. "Google's Multilingual Neural Machine Translation System: Enabling Zero-Shot Translation". arXiv. 2017. では、英語-日本語、英語-韓国語などの翻訳言語ペアの多言語モデルについて、文章同士の比較ではなく、意味の概念化に取り組んだ研究であり、NNを用いた転移学習及びゼロショット翻訳の結果が示されている。 https://arxiv.org/abs/1611.04558	
自然言語処理 (物体認識と自然言語の結合)	物体認識を行い、この認識結果と自然言語による指示に基づき、与えられた指示を実行する。指示に曖昧性が残る場合に追質問する ^{※56} 。
^{※56} Hatori, J. et al. "Interactively Picking Real-World Objects with Unconstrained Spoken Language Instructions". arXiv. 2018. は、ICRA 2018でHuman-Robot Interaction (HRI)部門のBest Paper Awardを受賞した。 https://arxiv.org/abs/1710.06280	
自然言語処理 (文字認識)	自然言語表現としての古文書等の手書き文字に対して文字認識処理を行うためのデータセット整備がされている ^{※57} 。
^{※57} Clauwat, T. et al. "Deep Learning for Classical Japanese Literature". arXiv. 2018. https://arxiv.org/abs/1812.01718	

※49 AI白書編集委員会編. AI白書2020. 角川アスキー総合研究所, 2020. の第2章に最新の技術動向が俯瞰的に記載されている。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(続き)

技術開発テーマ	概要
参考サイト	
自然言語処理（言語理解）	言語理解タスクのベンチマークGLUE ^{※58} において従来の性能を大きく上回った汎用言語モデルBERT ^{※59} に関する研究例であり、短期間にBERTの派生モデルが数多く生まれている ^{※60,※61} 。
<p>※58 ベンチマークの詳細はhttps://gluebenchmark.com/を参照されたい。</p> <p>※59 Devlin, J. et al. "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding". arXiv. 2018. https://arxiv.org/abs/1810.04805</p> <p>※60 西田京介. "事前学習済言語モデルの動向 (2) / Survey of Pretrained Language Models". 2020-02-28. によれば、2018年11月に発表されたBERT論文の被引用数が3,871件に達している。</p> <p>https://speakerdeck.com/kyoun/survey-of-pretrained-language-models-f6319c84-a3bc-42ed-b7b9-05e2588b12c7</p> <p>※61 Rogers, A. et al. "A Primer in BERTology: What we know about how BERT works". arXiv. 2020. https://arxiv.org/abs/2002.12327</p>	
自然言語処理（大規模情報分析 ^{※62} ）	Webデータなどの大量の情報から因果関係等を抽出することにより、仮説生成等を行う ^{※63} 。
<p>※62 この分野に関連する研究提案に、科学技術振興機構研究開発戦略センターによる「(戦略プロポーザル) 複雑社会における意思決定・合意形成を支える情報科学技術 / CRDS-FY2017-SP-03」がある。</p> <p>https://www.jst.go.jp/crds/report/report01/CRDS-FY2017-SP-03.html</p> <p>※63 水野淳太ほか. "大規模情報分析システムWISDOM X, DISAANA, D-SUMM". 言語処理学会. 2017. http://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2017/pdf_dir/P20-4.pdf</p>	
自然言語処理（因果関係を用いた質問応答）	大量のテキストデータから因果関係を抽出してデータベースを構築し、質問応答するニューラルネットワークに学習させる ^{※64} 。
<p>※64 Ishida, R. et al. "Semi-Distantly Supervised Neural Model for Generating Compact Answers to Open-Domain Why Questions". AAAI. 2018. https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI18/paper/viewFile/17199/16143</p>	
自然言語処理（固有表現・関係抽出）	大量のデータから、固有表現及び要素間の関係性を抽出する研究例がある ^{※65} 。
<p>※65 Miwa, M. "End-to-End Relation Extraction using LSTMs on Sequences and Tree Structures". arXiv. 2016. https://arxiv.org/abs/1601.00770</p>	
DLと推論の融合	DLによる表現の認識及び生成と推論を融合させた研究例がある ^{※66,※67,※68,※69} 。
<p>※66 Evans, R. et al. "Learning Explanatory Rules from Noisy Data". arXiv. 2018. https://arxiv.org/abs/1711.04574</p> <p>※67 Evans, R. et al. "Learning Explanatory Rules from Noisy Data". DeepMind. 2018-01-29. https://deepmind.com/blog/article/learning-explanatory-rules-noisy-data</p> <p>※68 Santoro, A. et al. "A simple neural network module for relational reasoning". arXiv. 2017. https://arxiv.org/abs/1706.01427</p> <p>※69 鈴木莉子ほか. "CCGと定理証明器を用いた画像情報の意味表現と推論の試み". 言語処理学会. 2019. http://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2019/pdf_dir/D6-2.pdf</p>	
常識の獲得	常識の獲得のための手法に関する研究例。大量のデータから常識を抽出するアプローチ ^{※70} と、子供の認知能力の発達過程を模倣するアプローチがある ^{※71} 。
<p>※70 Gunning, D. "Machine Common Sense". DARPA. 2018. https://www.darpa.mil/attachments/videos_Final-MCS-PD-2018-10-18-prog-page.pdf</p> <p>※71 Choi, Y. "From Naive Physics to Connotation Modeling Commonsense in Frame Semantics". 2017. https://www.slideshare.net/aclanthology/yejin-choi-2017-from-naive-physics-to-connotation-modeling-commonsense-in-frame-semantics</p>	
説明可能AI/解釈可能AI	ブラックボックスといわれる、DLの判断過程を可視化して判断結果を機械が説明可能にする、若しくは、人間が解釈可能にするを旨とした研究例がある ^{※72} 。
<p>※72 Turek, M. "Explainable Artificial Intelligence (XAI)". DARPA. https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence</p>	

出所：各種公開情報に基に NEDO 技術戦略センター作成（2019）

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

DLによる物体認識率は、図10に示したとおり、既に人間レベルを超えており高水準で頭打ちになっており、単純な認識問題は既に実用レベルに達しているといえる。

最近では、言語理解タスクを高い精度で解く言語モデルが次々に提案されており、日本電信電話株式会社（NTT）及び国立情報学研究所（NII）は、2019年センター試験の英語筆記本試験において、彼らの言語処理技術が185点（偏差値64.1）の極めて高い成績を達成したと発表した^{※73}（図11）。

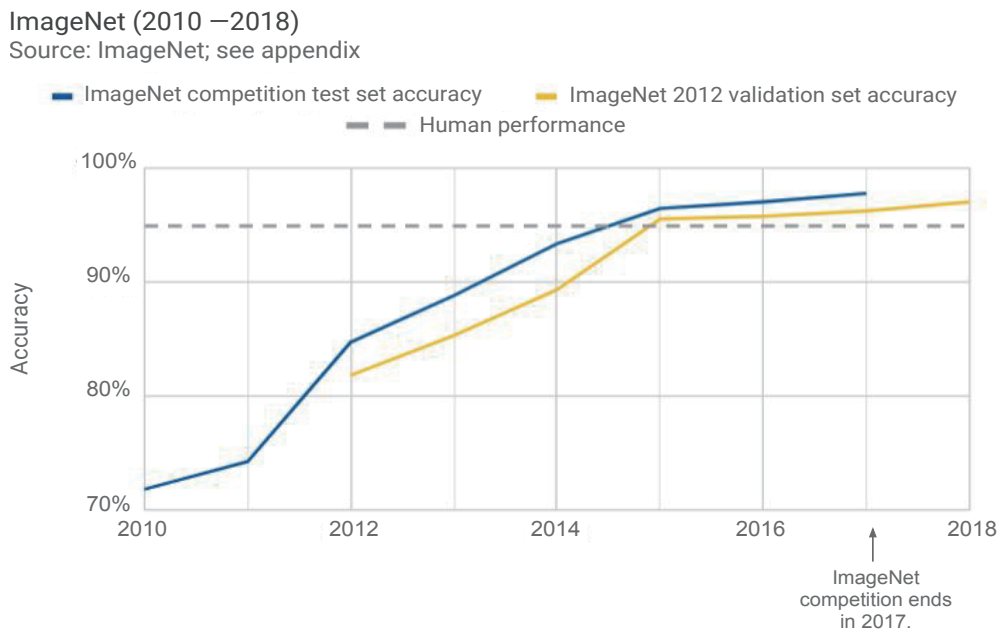


図10 物体認識精度推移
出所：The 2018 AI Index Report (Stanford Univ, 2018)

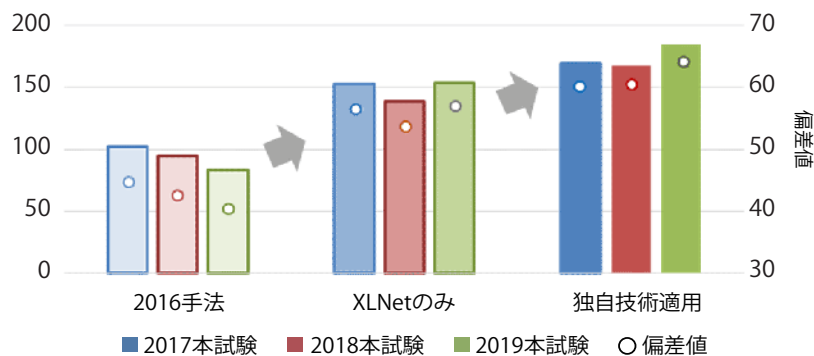


図11 MLによるセンター英語本試験の成績変化
出所：2019年大学入試センター試験英語筆記科目においてAIが185点を獲得！（2019）

※73 “2019年大学入試センター試験英語筆記科目においてAIが185点を獲得！”
NTT 持株会社ニュースリリース. 2019-11-18.
<https://www.ntt.co.jp/news2019/1911/191118a.html>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

3章 人工知能分野の技術課題

2-3 (7)でみたとおり、これまでの技術開発動向からみて、物体認識といった知覚能力の獲得では高い精度を達成しているところ、さらに、物体認識と自然言語処理の結合、言語理解、常識の獲得などの高次の知的情報処理、言わば意味理解につながる技術について大きな進展がみえつつ

ある。これらの進展を踏まえて、ここにTSC Foresiht Vol. 8「人工知能技術分野」を改訂する。NEDO技術戦略研究センターはこれまで人工知能分野をはじめとしてAI技術に関するTSC Foresightを作成してきたが^{※74}（作成経緯について図12を参照）、本改訂では、新たな重要技術分野として意味理解技術にフォーカスして今後の技術開発の方向性を示す。

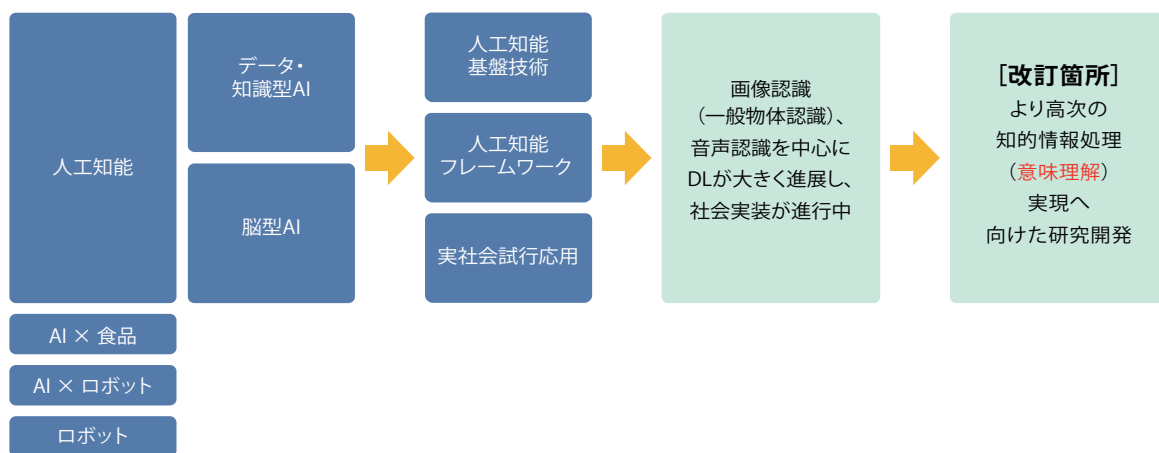


図12 作成経緯

※74 技術戦略研究センターは、人工知能関連TSC Foresightとして「人工知能分野」(2015)、人工知能技術が融合した分野として「人工知能×食品分野」(2018)、「人工知能×ロボット分野」(2018)、「AIを活用したシステムデザイン (AASD) 技術分野」(2019)、ハードウェアに関連して「人工知能を支えるハードウェア分野」(2018)、関連分野として「ロボット (2.0領域)」(2015) を作成してきた。
<https://www.nedo.go.jp/library/foresight.html>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

3-1 人工知能分野の技術課題

第1次 AIブームは推論・探索の時代、第2次 AIブームは知識の時代といわれ、ゲームの解法や専門家の知的作業（このシステムをエキスパートシステムという）をコンピュータで実現させることを目指した。次に、第3次 AIブームでは、膨大なデータをもとに機械が自ら隠れた特徴量を学習してこの特徴量を捉えた認識技術を実現した。

第1次 AIブーム及び第2次 AIブームで研究された技術の集大成の一つが、2011年に IBM Watson が「Jeopardy!」において2人のクイズ王に挑戦し最高金額を獲得したという成果である（図13）。IBMによるこのプロジェクトは、質問応答技術と自然言語処理による知識抽出を活用し、形式が制限された質問について大量の知識から該当する回答を検索して回答する点において人間を凌ぐ性能を示したといえる。しかし、知識検索の範囲で優れた

性能を示したものの、日常的な知識の解釈を要求される問題や直接単語の関連性のない語を含む回答を要求される問題では、人がルールを作りきることはできないので、複雑で多様な社会における実問題を解くことはできていない。

第3次 AIブームに行われた研究の成果では、それまで解くことができなかった一般認識問題をある程度解決することができた。しかし、現状の統計的 ML、ネットワークによる ML では、「機械が常識や意味（コンテキスト）を踏まえた判断をすることができず機器が人の指示を理解できない」、「機器の判断理由を人が理解できず人が機器の行動を理解できない」という問題があり、これらの問題は未だ解決されていない。

このため、DL 技術による知覚能力及び学習能力に加え、抽象化及び推論能力を高めることにより、状況や文脈などの前後関係を捉えた適応モデルによる判断能力を備えた高次の知的情報処理技術が求められている（図13、図14）。



図13 AI技術潮流の変遷

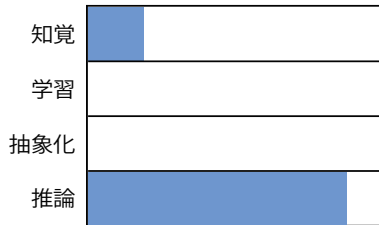
出所：NEDO 技術戦略研究センター作成（2019）

* 画像は IBM 提供

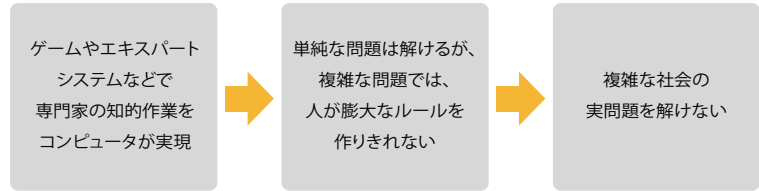
** 画像は Le, Q. V. et al. Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning (2011) による

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

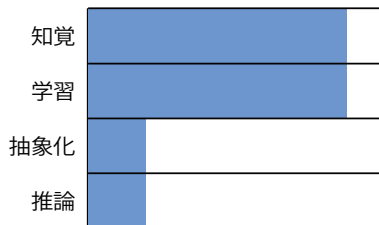
ルールベース手作りの知識



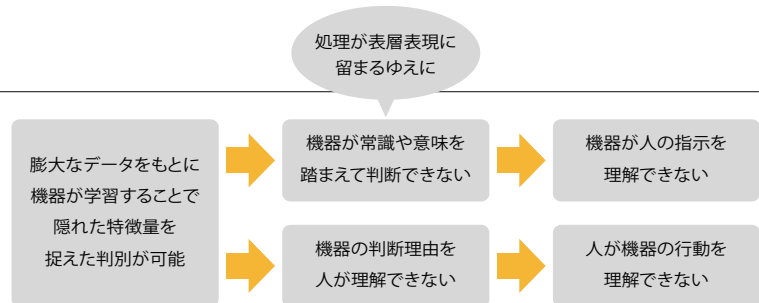
第1次AIブーム&第2次AIブーム



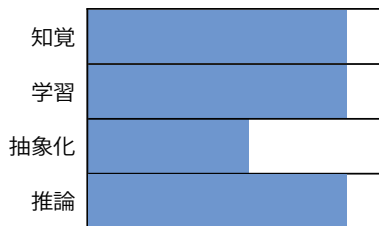
統計的MLニューラルネットワーク



第3次AIブーム



前後関係を捉えた適応モデル



次期技術開発



※左の「知覚」、「学習」、「抽象化」、「推論」の充足度を示す図は、各々のステージにおいてどの能力に優位性があるのかを概念的に示したものである。

図14 AIの進展の概観と今後の展望

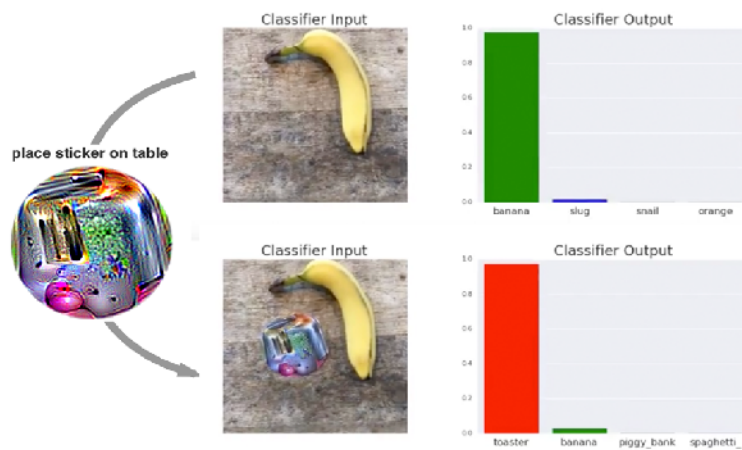
出所：公知情報^{※75}を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

※75 DARPAによる解説動画を参考にした。
<https://youtu.be/-O01G3tSYpU>

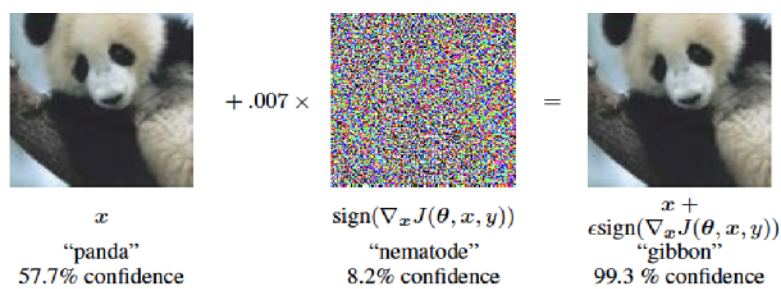
人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

もう一つ、現状のDLの大きな問題の一つに、敵対的サンプルがある。これは元データに人為的に摂動を加えることで全く異なる認識をしてしまう問題である。図15(A)に示した例では、バナナの横に特定の模様があるステッカーを置くだけで高い確信度でトースターと誤認識している。同図(B)に示した例では、パンダの画像に人の目では認識できないようなわずかなノイズ（厳密には摂動）を加えることで、高い確信度でテナガザルと誤認識している。これらは、DL

は入力をベクトル化した多様体の分割問題として解いていることに起因しており、入力に人間には判別できない程度の摂動を与えて誤認識させている。人間であればバナナやパンダの形状を概念として認識しているので、このような誤認識をすることはない。このように、現状のMLの推論能力は、人間が理解できない状況を引き起こし、この脆弱性は利用に際して脅威になりうる問題である。



(A) バナナの横にステッカーを置くだけで「トースター」と誤認識



(B) Panda (パンダ) の画像にわずかなノイズ (摂動) を加えることでGibbon (テナガザル) と誤認識

図15 敵対的サンプルの例

出所：Brown, T. B. et al. Adversarial Patch (Google, 2018) ^{*76}、
Goodfellow, Ian J. et al. Explaining and Harnessing Adversarial Example (Google, 2015) ^{*77}

*76 <https://arxiv.org/abs/1712.09665>
*77 <https://arxiv.org/abs/1412.6572>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

このように人工知能分野の技術の進展をみてみると、第3次AIブームの次に進むべき技術開発の方向はどこに向かうべきであろうか。人間の知識を活かして探索問題や記号的な推論が進展した第1次及び第2次AIブームの成果と、デジタル社会の到来に伴うデータ蓄積増大と計算機の能力向上を背景に、統計的MLを用いて大量のデータから学習して知覚能力を得た第3次AIブームの成果の上に、大量のデータを抽象化して状況や文脈などの前後関係を捉えた推論能力を向上させることができれば、抽象化された情報を言語や記号論理により表現して人間が容易にこの情報処理過程及び結果を解釈できることが期待できる。さらに、知識資産の多くは既に言語化されて蓄積されているため、上の抽象化された情報と知識資産を基礎にして、推論を行うことが可能になる。ただし、そのためには、実世界の具象世界と、言語や論理で表現される抽象世界を結びつける方法論が必要である。

この方法論は未だ確立されていないが、2-3 (7) でみたように、先駆的研究は既に始まっている。今後は、DLが知覚から推論までをend-to-endでつなぐDL技術に進展するかもしれないし、あるいは、知覚をDLで実現し推論を記号推論で実現して両者を接続するハイブリッド型AIとして実現されるかもしれない。いずれにせよ、このテーマは早急に着手すべき研究領域といえる。

以上を踏まえ、図14における状況や文脈を捉えた推論を行う状況や文脈の前後関係を捉えた適応モデルを構築して高次の知的情報処理を本レポートでフォーカスする「意味理解」技術と称することとし、この技術を実現するために次期技術開発において解決すべき課題を以下のとおり整理する。

(a) 実社会が持つ意味とコンピュータが扱う記号を結びつける
(シンボルグラウンディング問題)

DL技術を適用することにより、「りんご」の画像を入力すれば機械が「りんご」のラベルを回答することは現状の技術で既に可能である。しかし、実社会の中で利用するためにはそれでは足りず、実社会の中で利用シーンごとに捉えるべき意味と紐づける必要がある。そして、意味との紐づけは利用シーンごと(ドメインごと)に紐づけられるべき意味が異なる。ロボットがりんごを握ろうとするのであれば、「りんご」というラベルとりんごの重さや硬さ等の知識を結びつける必要があるし、会計処理であれば、「食品」や「果物」という意味と紐づける必要があるだろう。コンピュータが扱うべき記号もこれらの意味を包含する必要がある。

また、この意味を体系化して蓄積すべき知識モデルを、全て人が作成することはスケーラブルではない。既に蓄積された自然言語で表現された大量のテキストデータに含まれている知識を抽出し、知識モデルを自動的又は半自動的に生成する方法論の確立が必要である。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(b) 機械による推論結果を、人が解釈及び意義付けすることを可能とする

先の敵対的サンプル（図15）で触れたとおり、時にMLの振る舞いは人間にとって突飛であり、その推論過程を人間が理解することは容易ではない。例えば、医療の画像診断について考えてみると、仮に診断が結果として正しかったとしても、機械が診断するまでの推論過程を人間が理解できなければ、医師がその妥当性を判断できず、機械の推論結果を採用することができない。

もし、機械が結論に至った推論過程が可視化されれば、人間がその結果を解釈することができ、推論結果を人間が受け入れることが可能となる。したがって、推論過程を可視化する技術を確認することが必要である。

さらに、人間が機械の推論結果に基づき意義付けを行うことにより、人間が新たな知見を得ることができるとともに、機械が推論に用いる知識モデルを更新して新たな知識に基づく推論を行うことができる。

(c) 機械が状況や文脈を捉えた応答をする

人間は、過去の経験と知識を統合することで道理を学習し、置かれた状況において適切な行動をとることができる。しかし、現状のML技術では、機械はセンサ情報に基づき、限定された訓練データで学習された学習モデルを用いて推論を行っており、想定されていない状況下で正常に動作することは困難であり、全体として状況に対応して適切な行動をとることができない。

このため、状況を知識に基づき解釈して推論を行い、状況や文脈（コンテキスト）を捉えた行動を実現するための技術の確立が必要である。

(d) 機械が状況の変化に柔軟に対応する

(e) 機械が人間の直観に合った推論を行う

上述した(b)(c)のとおり、機械が特定の状況下におけるセンサ情報に基づいて学習された学習モデルを用いて推論するだけでは、機械は多様な状況に対応できず状況の変化にも対応できない。しかも、機械が誤った行動をとった場合に、推論過程が人間に理解できないので、人間が機械の行動を修正することができない。

また、機械は価値観を持たないから、目的を達成するために人間が自らの価値観に基づいて行動目的（意図）を機械に指示する必要がある。

したがって、機械が、多様かつ変化する状況下で人間の目的に合致した行動をとるためには、センサ情報を抽象化して状況を把握する能力と、把握された状況において適切に推論して行動する能力、さらに、機械が人間の意図に合致した行動をとるために機械と人間が相互に作用して目的を達成する仕組みが必要となる。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

(f) 人が機械を信頼できるようにする

MLに基づいて機能する機械は、予め目的と機能が定義されてこの定義に従って作成されたプログラムのみで機能するわけではなく、学習されたモデルに従って機能する。したがって、最初に目的に沿ってなされた要件定義に従ってプログラムされた従前の機械とは異なり、訓練データの品質を含め、MLにより機能する製品全体としての品質管理が必要となっている。この品質評価のために、MLのアルゴリズムや学習方法のプロセスを明らかにして安定かつ信頼性の高い手法を得るための数理的研究が求められる^{※78}。

さらに、機械の判断の公平性や透明性などといった倫理問題や製造物責任への対応が求められており、AIに関する原則とそのガイドラインが検討されている状況である^{※79}。

また、セキュリティの観点からは、個人情報や企業情報を機密を保ったままMLを可能とするとともに、安全にデータ交換を実現するデータ基盤整備が必要である。このほか、敵対的サンプルを利用した攻撃などのAIを用いたサイバー攻撃への対策、AIが生成したフェイク情報への対策が求められる。

(g) MLのコストを低減する

現状のMLでは、大量の訓練データが必要とされることが多い。データ駆動型AIでは、データ収集コストやその際に発生するデータクレンジングコスト、さらにアノテーションを付与するコストが問題となる。そのため、少量の訓練データでMLが可能となる方式や、抽象化による汎化性能の向上、共通する知識に基づく近接領域への学習モデルの転移等のデータ駆動型AI導入にかかるコスト低減技術が必要である。

さらに、MLプロセスでは、計算機資源及び学習が収束するまでの期間が大きいという学習コスト（トレーニングコスト）が問題である。この学習コストを低減するためのMLのアルゴリズムや学習方法が求められている。このためには、学習されたモデルの数理的な解明と性能が改善された新たなモデルの提案が求められる。

また、現場実装の観点からは現場における計算コスト（エッジコスト）が問題となる。そのほか、システム運用段階では、運用コスト及びメンテナンスコストを低減する必要がある。このため、データ駆動型AIの社会実装において日本の競争力を維持するために、ハードウェア、フレームワーク、インフラストラクチャなどからなるエコシステム全体のコスト削減技術が求められる。

この(a)～(g)のうち、(a)～(c)を実現することは、機械に「意味理解」する能力を付与し、機械が人間からみて道理が通った振る舞いをするための技術開発項目である。この意味理解を前提として(d)～(g)を実現することにより、人と機械が互いを理解して機能しひいては両者がともに進化する。これらは、社会にAI技術の導入を進め、人と機械が共存する上で必要となる技術開発項目である。

※78 この問題意識に基づく研究提案に、科学技術振興機構研究開発戦略センターによる「(戦略プロポーザル) AI応用システムの安全性・信頼性を確保する新世代ソフトウェア工学の確立／CRDS-FY2018-SP-03」がある。
<https://www.jst.go.jp/crds/report/report01/CRDS-FY2018-SP-03.html>

※79 日本では、総合科学技術・イノベーション会議に設けられた人間中心のAI社会原則検討会議において検討されており、2018年12月27日付で人間中心のAI社会原則案が取りまとめられ、意見募集がなされており、今後AI社会原則が発表される予定である。EUは、2018年3月に「AI・ロボテックス・自律システムに関する声明」を公表し、その中で「EU条約・基本権検証に含まれる価値に基づく倫理原則」を提示しており、AIに関連する製造物責任指令の解釈に関する技術開発のガイダンスを発表する予定としている。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

3 -2 人工知能技術で解決すべき社会課題

将来推計人口^{※80}から将来の日本社会の課題をみると、日本の総人口は、長期の減少過程に入っており、2029年に1億2,000万人を下回った後も減少を続け、2053年には1億人を割って9,924万人となり、2065年8,808万人になると推計されている。

総人口が減少する中で、65歳以上人口と15～64歳人口の比率をみると、1950年には1人の65歳以上の者に対して12.1人の現役世代（15～64歳の者）がいたのに対して、

2015年には65歳以上の者1人に対して現役世代2.3人になっている。今後高齢化率は上昇し、現役世代の割合は低下し、2065年には、65歳以上の者1人に対して1.3人の現役世代という比率になると推計されている。

世界人口構成に視線を転じ、先進諸国の高齢化率を比較してみると（図16左）、日本は1980年代までは下位、90年代にはほぼ中位であったが、2005年には最も高い水準となり、今後も高水準を維持していることが見込まれている。次に、アジア諸国に目を移すと（図16右）、今後、韓国やシンガポールをはじめとした一部の国で、日本を上回るスピードで高齢化が進むことが見込まれている。

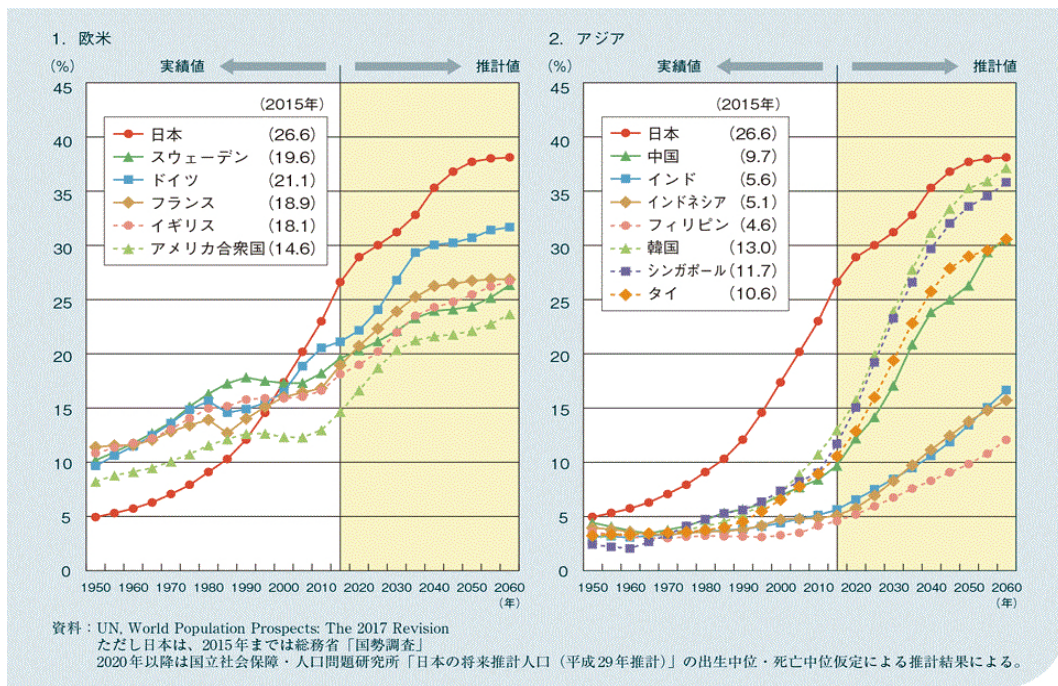


図16 世界の高齢化率の推移

出所：令和元年版高齢社会白書（内閣府，2019）

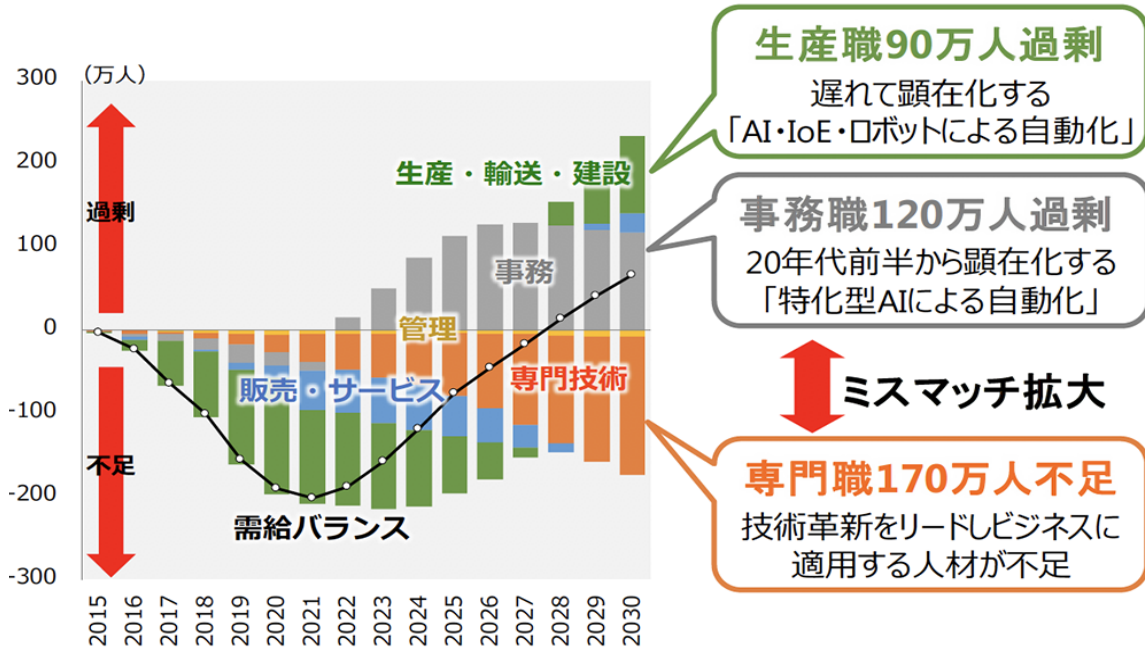
※80 全国の将来の出生、死亡及び国際人口移動について仮定を設け、これらに基づいて我が国の将来の人口規模並びに年齢構成等の人口構造の推移について推計したものである。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

次に、OECD加盟国の時間当たり労働生産性の国際比較をみると^{※81}、日本は、名目GDPの拡大と平均労働時間の短縮が寄与して前年度から1.2%上昇しているものの、順位はOECD加盟36ヶ国中21位であり、米国の6割強の水準であり、主要先進7ヶ国でみると、データが取得可能な1970年以降最下位の状況が続いている。

それでは、今後の日本の労働環境はどのように変化することが望ましいのであろうか。AI・IoT・ロボティクスに代表されるデジタル技術が人間の単純業務ないし定型業務

を代替していくことを前提として、デジタル技術を活用し新たなビジネスを生み出す人材の需要が高まった場合の三菱総合研究所による人材需要予測を図17に示す。この予測では、2020年代前半までの労働需要が極めてタイトな状況が続くが、2020年代後半以降は急速に人材余剰に転換する見込みになっている。この予測では、専門職人材が170万人不足するとしている。ただし、この予測は労働市場の職業転換がスムーズになされる技術的、政策的対応がなされていることが前提となる。



出所：三菱総合研究所推計

図17 職種別の人材需給ギャップ（2015年対比予測）

出所：内外経済の中長期展望（三菱総合研究所，2018）

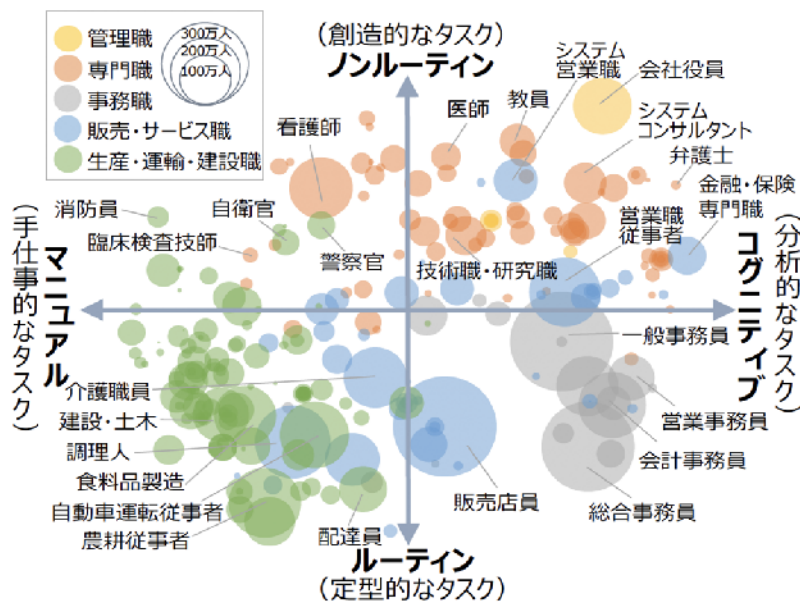
※81 労働生産性の国際比較2019”。日本生産性本部，2019。
<https://www.jpc-net.jp/research/detail/002731.html>

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

次に、2015年時点での日本の職業別就業者のポートフォリオを図18に示す^{※82}。定型的なタスクを「ルーティン」、非定型=創造的なタスクを「ノンルーティン」として縦軸に、手仕事のタスクを「マニュアル」、分析的なタスクを「コグニティブ」として横軸にプロットして二軸マッピングしている。

AI導入の進行状況を領域ごとに検討する。2020年代前半以降、ルーティン部分が特に大きい領域は、IT化及びRobotic Process Automation (RPA) つまり、繰り返し

作業のみ自動化する技術の導入が進む。2020年代後半以降は、コグニティブかつルーティン領域ではサイバー領域におけるAI活用が進む。同様にマニュアルかつルーティン領域ではAI・IoT・ロボティクスが融合した技術による自動化が進む。また、ノンルーティン型の専門職であっても、弁護士、金融、医療看護等の各領域において、専門家支援サービスとしてのAI活用が進む。



出所：O*NET、国勢調査等より三菱総合研究所推計

図18 日本の人材ポートフォリオ (2015年の職業別就業者数)

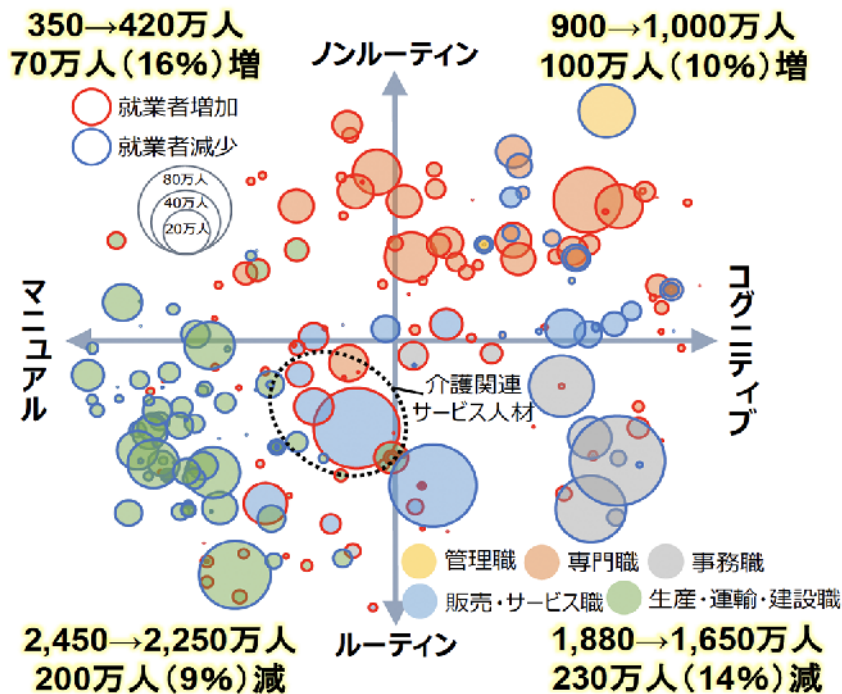
出所：内外経済の中長期展望 (三菱総合研究所, 2018)

※82 現時点では適切な日本の職業データが存在しないので、三菱総合研究所の予測では米国O*NETの職業データベースを活用している。具体的には、O*NETが蓄積する属性項目に統計処理を施し、職業分類ごとの座標を定量化した後、米国職業分類の紐づけを行うことで算出している。

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

そして、2030年時点での人材需給ギャップ予測を図19に示す。ルーティン型タスクが計430万人の大幅減少になっている一方、ノンルーティン型タスクは計170万人の増加である。これまで一般にルーティン型タスクでは抑制された人件費を背景に労働生産性を高められずにきたが、今後は労働市場全体としてデジタル技術を積極活用しつつ、ルーティン型タスクからノンルーティン型タスクへ人材の職業シフトを促進

して人材ポートフォリオを上方に押し上げることによって労働の付加価値を高め、社会全体として生産性向上を実現することが重要である。このような人材の職業シフトを達成するためには、デジタル技術活用と併せて、専門人材の賃金上昇やリカレント教育推進等の様々な施策が必要となる。



出所：O*NET、国勢調査等より三菱総合研究所推計

図19 ミスマッチ解消に必要な人材の増減

出所：内外経済の中長期展望（三菱総合研究所，2018）

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

それでは、職業の自動化が十分になされなかった場合、将来の労働力需給はどうなるのであろうか。

パーソル総合研究所及び中央大学による「労働市場の未来推計2030」では、自動化をはじめとした労働力確保の施策がなされない場合、2030年に644万人の労働力不足が生じると予測されている（表8）。職業別では、専門的・技術的職業従事者が212万人ほどの労働力不足が生じ、

次いで事務従事者が167万人ほど供給不足を生じると推計されている（表8）。この調査ではOECDが2016年に発表した調査結果を引用して、自動化可能性が70%を超える労働者の割合が示されており、この割合は日本において7%程度と考えられているので^{※83}、仮に自動化が十分に進むとすると、4.9%の工数が削減でき、298万人分の労働需要をカバーできると推計されている^{※84}。

表8 職業別労働者の需給予測

単位：万人

	需要	供給	供給－需要	説明
管理的職業従事者	148	138	-10	議会議員、管理的国家公務員、会社役員、会社管理職員等
専門的・技術的職業従事者	1,413	1,201	-212	研究者、製造技術者、情報処理・通信技術者、医師、保育士、裁判官、公認会計士、教員等
事務従事者	1,493	1,326	-167	庶務事務員、人事事務員、企画事務員、総合事務員、秘書、会計事務従事者等
販売従事者	881	841	-40	商品販売従事者、不動産仲介・売買取手、有価証券売買・仲立人、営業職業従事者等
サービス職業従事者	1,014	943	-71	介護職員、看護助手、理容師、調理人、飲食物給仕従事者等
保安職業従事者	149	126	-23	自衛官、警察官、看守、警備員等
農林漁業従事者	116	118	2	農業従事者、林業従事者、漁業従事者
生産工程従事者	798	738	-60	生産設備制御・監視員、製造・加工処理従事者、機械検査従事者等
輸送・機械運転従事者	266	244	-22	電車運転士、バス運転者、貨物自動車運転者等
建設・採掘従事者	186	235	49	大工、とび職、土木従事者等
運搬・清掃・包装等従事者	608	518	-90	郵便・電報外務員、配達員、ビル・建物清掃員等

※2017年労働力調査より、産業別の職業別就業者数シェアを取得。前述の産業別の労働需要・供給に産業別・職業別就業者数シェアを乗じ、職業単位で合算して職業別労働需要・供給を算出。

出所：労働市場の未来推計2030（パーソル総合研究所，中央大学，2018）（強調は技術戦略研究センターによる）

※83 Arntz, M, Gregory, T. and Zierahn, U. The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. 2016, no.189.
<https://futuroexponencial.com/wp-content/uploads/2018/02/OECD.pdf>

※84 パーソル総合研究所，中央大学．“労働市場の未来推計2030”．2018．

人工知能（意味理解）分野の技術戦略策定に向けて

特に、事務従事者は、ルーティンを多く含み AI 技術による支援が可能である部分が多く、比較的コグニティブな業務が多く IoT 及びロボティクスの進展とは独立して業務への AI 導入が可能であるため、前節までで検討してきた「意味理解」技術を直接的に導入できる領域の一つと考えられること^{※85}、事務従事者の人口ボリュームが大きいため効率化による大きな経済効果が見込めることから、この層を

中心とした職業領域を本レポートにおける次期技術開発項目の主な適用領域とすることを提案する。事務業務は産業を横断して存在することから、開発した技術は幅広い産業に適用可能と考えられる（図 20）。そして、この領域の労働をより付加価値の高い労働（図 19 におけるノンルーティン型専門職の象限）にシフトさせることで、労働需要を満たすとともに、労働生産性の向上を図る^{※86}。

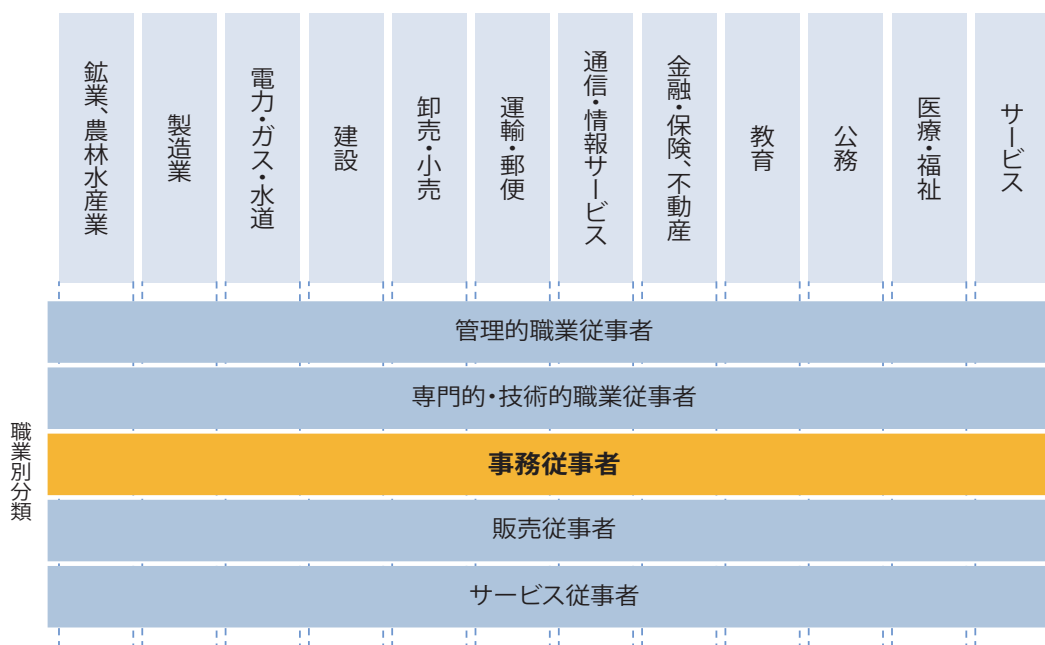


図 20 産業別分類及び職業別分類関係図
出所：公知情報を基に NEDO 技術戦略研究センター作成（2019）

※ 85 Frey and Osborne. The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization? University of Oxford. 2013. には、自動化リスクが特に高い職種として、サービス業、小売業、オフィス及び管理支援が挙げられており、本レポートでは、オフィス及び管理支援が「事務従事者」業務と類似する領域と仮定した。

※ 86 HAYS 社による世界 33 ヶ国における人材の需給効率調査では、日本の「人材ミスマッチ」は世界最悪レベルであり、アジア・太平洋地域で最も人材探しが困難と評価され、「専門性の高い業界における賃金圧力」が低く、企業が求めているスキルと求職者が持っているスキルが大きく乖離しているとする。特に人材が不足している職業は、人工知能 (AI) 技術者、データサイエンティスト、IT 技術者等の高スキル人材とされる。
https://www.hays.co.jp/press-releases/HAYS_1371123JP

4章 おわりに

TSC Foresight Vol. 8「人工知能分野の技術戦略策定に向けて」が公表されてから4年以上が経過したが、その間のMLをはじめとする人工知能分野の進展は目覚ましい。2章でみてきたように世界的に人工知能分野の研究開発が活発な状況が継続しており、特に米中の研究開発活動は圧倒的である。一方で、日本は特許出願や論文数は微増に留まり、かつ依然として日本社会の生産性が低い(3-2参照)など問題を抱えていることは否めない。しかし、これは見方を変えれば伸びしろがあるともいえるので、日本としてはまず産業のIT化ないしAI導入推進とAI人材の育成を進めてAI技術を社会実装ひいては新産業創出につなげていくことが、日本の富を創生するために重要である。

最近の研究事例(2-3(7))をみると、人工知能分野のうち特にDL技術は、視覚や聴覚をはじめとする知覚から言語、知識を捉えた推論をつなげた「意味理解」に向けて活発に進められているところである。これらの進展の先で人工知能分野の技術課題(3-1参照)の解決につながり得る。この課題解決により、人と機械が互いを理解して機能しひいては両者がともに進化できる技術実現を目指す。人工知能分野全体の市場の中で、この「意味理解」技術は先端領域であり、この技術が創出する市場を予測することは容易ではないが、RPA等をはじめとして定型的な頭脳労働を中心とした新規知識産業創出につながるものと想定している。このような社会では、人工知能分野技術の適用領域を知識労働まで広げることにより日本社会に蓄積された知識アセットやコンテンツが富の源泉となる。そして、新たなAI技術と日本社会に蓄積されている知を組み合わせることにより、AI活用による生産性向上に留まることなく新たなサービスや産業の創生を目指すべきである。

技術戦略研究センターレポート

TSC Foresight vol.38

人工知能(意味理解)分野の技術戦略策定に向けて

2020年12月1日発行

TSC Foresight Vol.38 人工知能(意味理解)分野作成メンバー
(2020年3月31日時点)

国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構
技術戦略研究センター(TSC)

■ センター長 三島 良直

■ センター次長 西村 秀隆

■ 新領域・融合ユニット

・ユニット長 平井 成興

・総括研究員 殿川 雅也

・研究員 山本 知幸

高梨 伸彰

桐生 優子

鎌田 久美 (2019年8月まで)

藤井 大地 (2019年3月まで)

・フェロー 橋田 浩一 東京大学 教授

高木 宗谷 元トヨタ自動車株式会社 理事

● 本書に関する問い合わせ先
電話 044-520-5150 (技術戦略研究センター)

● 本書は以下URL よりダウンロードできます。
<https://www.nedo.go.jp/library/foresight.html>

本資料は技術戦略研究センターの解釈によるものです。
掲載されているコンテンツの無断複製、転送、改変、修正、追加などの行為を禁止します。
引用を行う際は、必ず出典を明記願います。