

第 2 章

利用動向

- 2.1 総論
- 2.2 AIによって何が変わるか
- 2.3 基盤整備状況
- 2.4 企業における利用状況
- 2.5 投資規模・市場規模
- 2.6 今後の展望

第2章

利用動向

2.1 総論

昨今のインターネットサービスやIoT分野におけるビッグデータの増大は、AIの性能を飛躍的に向上させるとともに、AI活用の可能性を高め、産業応用の適用領域を拡大させている。本章では、企業等における最新のAIの利用動向や基盤整備の状況、AIが産業に及ぼす影響や今後の展望について示す。

2.1.1 AIによって何がかわるか

AIの効果を最大化するためには、質の高い学習用データを基に付加価値を生み出す学習済みモデルを生成することが重要となる。先行する企業では、開発した一部の学習済みモデル、学習用データセット、アルゴリズムを公開・共有し、集合知のプラットフォーム形成を進めている。共有された学習済みモデル（共有モデル）や学習用データ（共有データ）を流用するだけでなく、これらを初期状態として再利用することで、比較的少数の学習データから極めて優れた性能を持つ派生モデルを得ることができる。このため、共有モデルや共有データを基に派生モデルを開発し、更にそのモデルを公開・共有することで新たな派生モデルが開発される、といった技術開発の加速度的な連鎖が生じている。

また、質が高く競争の源泉となるデータを独占しようとする動きも見られる。なかでも、サービスのインターフェースにAIを組み込むことで、消費者との接点を押さえて多様なデータの独占を試みるなど、AIをデータ獲得の武器としても利用する企業も現れており、今後もデータ獲得競争が激化する可能性もある。

先行する企業の多くが具体的なビジネスモデルを描けていない中、これらの企業は将来のAI関連市場で競争優位を得るために、プラットフォームの形成やデータの独占を進めている。その一方でアルゴリズム、学習用データ、学習済みモデル等の公開や共有も更に進展する可能性もあり、そうした場合には様々な企業がデータやアルゴリズム等にアクセスできるようになり、学習用データや学習済みモデルは競争優位を得るための差別化領域ではなくなるなど、競争構造が大きく変わる可能性を秘めている。

産業応用の観点では、ディープラーニングは画像認識や音声認識の領域で実用性の高い技術として応用が進められている。画像認識は、自動走行における車外走行環境の認識や医用画像からの疾病等の診断支援で利用が進んでいる。音声や言語の認識は、家庭や自動車内での音声対話や音声アシスタントに応用されているほか、機械翻訳の飛躍的な精度向上も実現している。また、ビッグデータの増大によるAI全般の精度向上により、ものづくり、モビリティ、インフラ、農業、健康・医療・介護、防犯・防災、エネルギー、学習、金融、物流など、多様な産業におけるAIの活用が進展している。

2.1.2 基盤整備状況

AIの利用によるイノベーションを生み出すための、基盤（人材、計算資源、標準化、オープンデータ等）の整備が進んでいる。企業等も、人材や計算資源を確保するために積極的な投資を行っている。例えばト

ヨタ自動車では、中長期的な視点で競争力を高めるために、2016年からの5年間において、研究開発や人材獲得等に対して1,000億円超の投資を行うことを発表している¹。一方、AI利用に二の足を踏んでいる企業も多く、先行する一部の企業との間に大きなギャップが生じている。また、米国や中国は研究開発投資やスタートアップ企業等への出資を積極的に進めており、日本は先行する米国や積極的に投資を進める中国といった国々と比較して劣後し始めている。

AI利用を支える重要なリソースの一つであり、企業の競争力の源泉である人材の獲得競争が、国内外の企業等で激化している。AIに関わる数学やコンピュータサイエンスの専門性を有する学生や人材の需要は、これまではIT企業が中心であったが、AI関連市場における競争力を高めるために、IT企業のみならず製造業等においても、そういった人材獲得を強化している。その結果、需給のバランスが崩れ、AIに関わる人材に対する給与水準も高まっている。

また、学習のための膨大なデータを管理するストレージや計算処理するためのサーバ資源の整備が進んでおり、AIの研究開発や応用を目的として安価に利用できる基盤の整備も始まっている。学習用データや学習済みモデルの形式や、流通・交換のための規格等に関する国際的な標準化、ディープラーニング・機械学習に関わる機能のオープンソース化が進展しており、基盤を持たない企業等においてもAIを利用する環境が整備されつつある。

企業等のAI利用をより一層促進するために、我が国の言語、風土、文化に適した学習用データセットの共有（共有データ）や、共有データを学習した学習済みモデルの頒布（共有モデル）を進めるための基盤整備が重要となる。

2.1.3 今後の展望

日本企業が競争力を高めていくためには、海外企業のAI利用の現状を踏まえた上で、日本企業が将来、優位性を持って発展可能な道筋を見極め、取り組むべき課題や方策を検討する必要がある。

海外のAI利用企業では、検索サービスやSNS、コミュニケーションツールなどのインターネット空間での活動から得られるデータに対して、AIの適用を進めている。特に、ウェブサービスの各分野で圧倒的な世界シェアを誇る海外の大手IT企業は、インターネット空間のビッグデータに実用性の高いAIアルゴリズムを組み合わせてサービス開発を進めている。

先行する企業は、インターネット空間だけにとどまらず、AIの機能を組み込んだ機械やロボットを普及させることで、実空間における消費者との接点も押さえ込みつつある。

海外企業が既に圧倒的なシェアを有する、インターネット空間を中心としたAI利用に、今後日本が対抗して競争優位を築くことは容易ではない。一方、健康情報や自動車から得られる走行データ、工場設備の稼働データ等、個人や企業の実世界における活動から得られる実空間のデータへのAIの適用は、今後の競争領域である。

実空間の産業へのAI適用には、産業領域の深い知識に基づいて獲得されたデータやアルゴリズムが不可欠である。そのため、製造業が保有する実空間のデータと、品質・安全性の追求や全体を把握しながらハードウェアをすり合わせるノウハウなど、日本が各産業領域で保有する強みを活かして、実空間における競争優位を築くための戦略が求められる。

※1

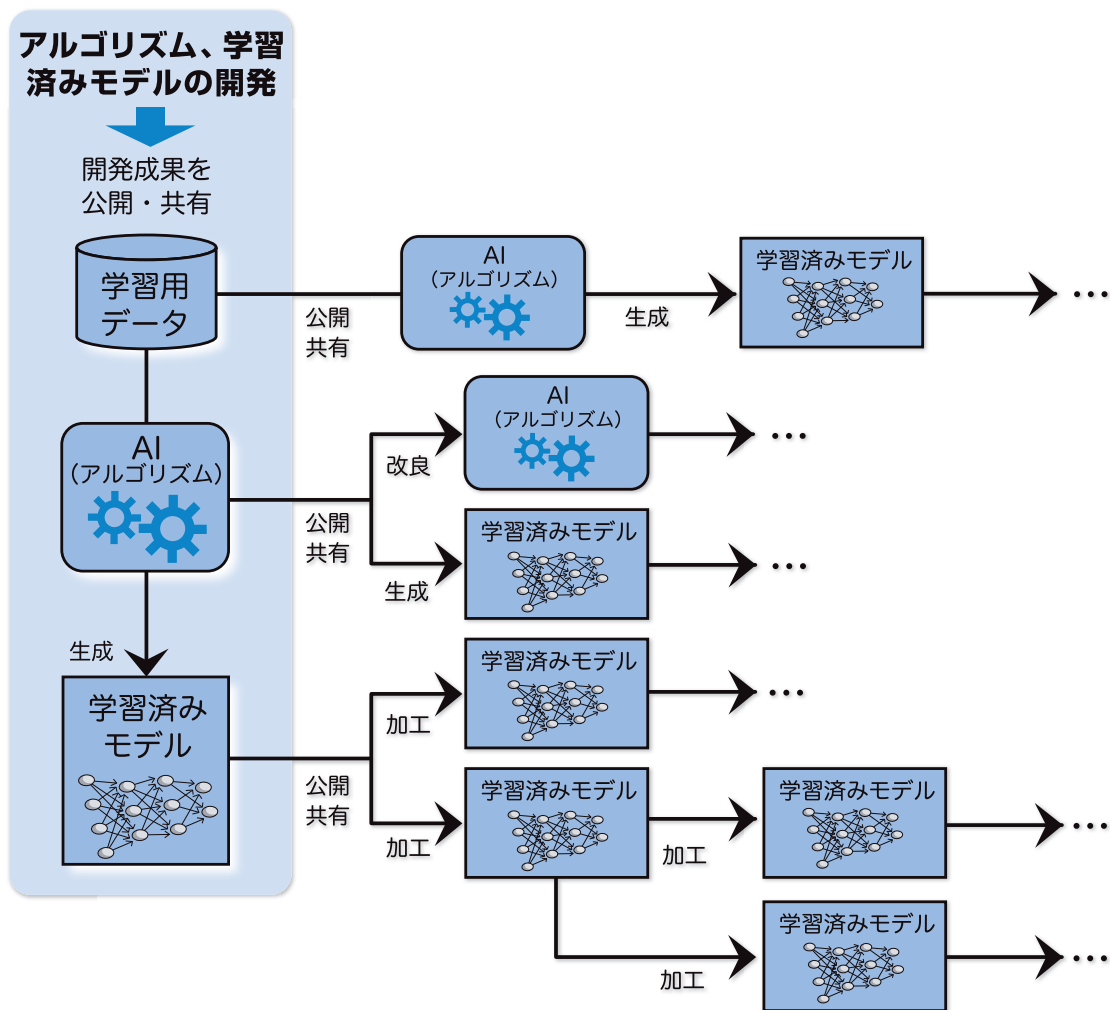
「トヨタ自動車、[人工知能技術]の研究・開発強化に向け新会社を設立」トヨタ自動車ウェブサイト<<http://newsroom.toyota.co.jp/en/detail/10169760>>

2.2 AIによって何がかわるか

AIに関わる技術革新に加え、インターネットの浸透やIoTの進展によって、大量のデータが活用できるようになったことで、ディープラーニングや、統計的なアプローチ等の従来手法の精度が高まり、ビジネスプロセスの合理化や付加価値の創出等につながる実用性の高い機能が実現されつつある。

本節では、AI利用の最新動向として、2.2.1項においてAIがもたらす産業への影響に関する動向を示した上で、2.2.2項においてディープラーニングに関する先進的な利用動向、2.2.3項において産業別のAI利用動向を示す。

2.2.1 AIがもたらす産業への影響



■図1 アルゴリズム・学習用データ・学習済みモデルの公開・共有による連鎖的な技術開発

※1
ディープラーニングでは、学習済みモデルに対して、新たに別の課題を学習させる「転移学習」により少量のデータセットかつ少ない計算量で精度の高い学習済みモデルを生成できる。

※2
ソフトウェア開発プロジェクトのための共有ウェブサービスであり、多くのOSS開発で利用されている。

※3
査読前論文を投稿・共有可能なインターネット上のサーバ(プレプリントサーバ)。1991年に公開され、現在はコーネル大学(Cornell University、米国)が運営する。

2.2.1.1 集合知のプラットフォーム形成

機械学習、特にディープラーニングに関わるアルゴリズムや、学習済みモデル、学習用データ、ソフトウェアコードなど、AIに関して開発した技術やデータ等を公開し、その上に多様な研究者や技術者を集めて技術開発を加速させる、“集合知のプラットフォーム形成”を進める動きが進んでいる。

こうした動きは、Google、Microsoft、Facebook、Baidu（中国）といった先行するIT企業に加え、Google DeepMind（英国）、Preferred Networks（日本）等のスタートアップ企業も積極的に進めている。その背景には、学習用データや学習済みモデルの再利用によって、発展的な研究開発が可能¹になるというディープラーニングの特徴がある。いったん研究成果が公開、共有されると、図1のように多様な研究者や技術者による成果の再利用、加工（改良）が連鎖的に進み、AIの精度が飛躍的に向上するネットワーク効果が非常に効果的に働く。集合知の活用は、LinuxやAndroid等、これまでのオープンソースソフトウェア（OSS）でも行われ、企業も一定の参加・関与を行ってきたが、ディープラーニングならではの特徴から、従来以上に企業の関与が強まっている。

集合知によるプラットフォーム形成を支えるインフラとして、オープンソースソフトウェア（OSS）、学習用データ、学習済みモデルを共有可能なウェブサービス「GitHub」²や査読前論文を投稿・共有可能なウェブサービス「arXiv」³などの利用が進んでいる。これらを利用して、大学等研究機関や企業の最新の研究成果が論文、学習用データ、学習済みモデルとして共有され、それを再利用（加工）可能なソフトウェアの機能やツールもOSSとして公開されている。これらのインフラを利用して公開された、共有モデルや共有データを基に派生モデルを開発し、そのモデルを公開・共有することで新たな派生モデルが開発される、といった技術開発の連鎖がAI技術の進化を加速させている。

また、ソフトウェアを中心としたAI市場の形成の動きと並行して、ハードウェアを中心とした市場形成の動きも始まっており、両者が互いに作用し合い、一体となって技術革新が進んでいる点にも注目したい。

例えば、Googleは自社が提供する機械学習フレームワーク「TensorFlow」における、ディープラーニングや機械学習の演算処理に最適化した専用プロセッサ「TPU」（Tensor Processing Units）⁴を独自開発し、AI利用の基盤としている。ある特定のフレームワークで学習した学習済みモデルを使用して推論する場合に、汎用のCPUやGPUを用いるのではなく、ハードウェア側をソフトウェアに特化させていくことで、ソフトウェアの能力を最大限発揮することができるため⁵である。一方、GPUによる汎用計算（GPGPU）の市場普及を進めるNVIDIA（米国）は、ディープラーニングや機械学習の演算に適したGPUの開発、GPUの性能を最大限発揮できる開発環境「CUDA」の提供など、ハードウェアを中心としたプラットフォームの形成を進めている。

今後も、ディープラーニングや機械学習用途のソフトウェアに対してハードウェアを適合させる動きと、ハードウェアを開発・普及させることでソフトウェア側に適合させようとする動きとが、同時並行的に進むことが予想される。

AIに関わる市場は萌芽段階であり、具体的なビジネスモデルを描くことは難しい。ここまで述べてきたように、先行する海外企業等は、必ずしも明確なビジネスモデルを掲げて取組みを進めているわけではない。

※4
TPUの詳細は1.7節を参照されたい。

※5
「米Googleがディープラーニング専用プロセッサ「TPU」公表、「性能はGPUの10倍」と主張」日経コンピュータDigital ウェブサイト
<<http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/ncd/14/457163/052001464/>>

将来の市場における優位なポジションを得るために、一部の技術等をオープンに公開し、参加者を増やしながらAI市場の拡大を牽引するとともに、プラットフォームを形成しようとしている。一方、我が国において先行する一部の企業では、積極的な投資やAI研究者の招聘などを進めている状況にあるが、集合知のプラットフォーム形成において我が国の存在感は必ずしも高いものではない。

2.2.1.2 学習用データの独占

AIを利用して付加価値を創出するためには、質の高い学習データが不可欠である。前項で述べたように集合知のプラットフォーム形成によりオープンな研究開発を進めることでAIを有効に機能させようとする動きがある一方で、質の高い学習用データを獲得、独占することで企業の競争力を高める動きも見られる。

データ獲得の特徴的なものとしては、サービスのインターフェースにAIを組み込むことで、消費者との接点を押さえ、多様なデータを獲得する動きが見られる。例えば、Amazonは音声認識・対話機能を搭載したスピーカー型端末「Echo」の普及を進めるとともに、Echoの基盤となる音声認識・対話機能「Alexa」を様々な製品やサービスと連携させることで、消費者の生活の接点を押さえ、生活に関わる多様なデータへとアクセスできる仕組みを作り上げている。また、Googleにおいても、対話型アシスタント「Google Assistant」、地図・地域検索サービス「Google Map」、翻訳サービス「Google Translate」、写真・動画用クラウドサービス「Google Photo」などの様々なウェブサービスにAIを組み込むことで、利便性を高め、消費者との接点を強化している。

学習用データを獲得することを目的とした買収や、連携の動きも見られる。例えば、Microsoftは2011年にSkypeを買収し、音声データを収集できるようになった。またIBMは、2016年に気象サービスを提供するThe Weather Company（米国）を買収したことで、地球上の20万以上の気象観測所からの気象データを取得できるようになったほか、同年に医療データサービスを提供するTruven Health Analytics（米国）等を買収し、医療保険、治療内容や結果、医療費等に関わるデータを取得するなど、自社が保有しないデータの獲得を進めている。

データの独占は競争力を高める一方で、他のプレイヤーが類似データを公開すると、前述のように連鎖的な技術開発が進み、独占による競争力は低下するだろう。その結果、データの独占から、データや学習済みモデルをオープンにして、集合知のプラットフォーム形成を進める動きへと転換する可能性もある。一方で、データ独占の競争優位性が高まると、集合知のプラットフォーム形成を進めていた企業がデータを独占する動きへと一転する可能性もある。

このように、本項で示した学習用データの独占による事業競争力強化の動きと、前項で示した集合知のプラットフォーム形成による学習用データや学習済みモデル公開での技術開発の連鎖は、同時並行的に進むと予見される。

2.2.1.3 AIを契機とする産業の再構成

2000年代のIT革命においては、社会や産業における不合理な構造や仕組みに対して、ITの適用による合理化が期待されて、業界再編が進められた。それと同様に、AIの実用性の高まりは、社会課題や産業課題解決への期待感を生み出し、AIを契機とした規制緩和や業界再編が進み、新たな市場やビジネス機会が生み出されるだろう。

例えば、AIの技術革新によって、高齢化や都市化による交通空白、交通事故の抑制などの社会的課題解決への期待から自動走行や配車サービスが、また医療費高騰や都市化による医師不足などの課題への対応として、疾患の自動診断に向けた検討等が進みつつある。そういった動きが、従前の産業構造を大きく変えることになるかもしれない。

自動走行をめぐる動向を見ると、自動走行車による移動サービスの普及により、自動車を購入・保有す

るという既存ビジネスモデルが、自動車を保有せずに移動サービスを購入するという市場に代替される可能性がある。また、自動走行車を構成する部品等の要素において、AIの付加価値の比重が高まることで、原価構成が変化することもあり得る。

しかしながら、IT革命の際には海外IT企業のサービスが国内市場を席卷したのと同様に、AI時代においても、先行する海外企業のAIによる製品やサービスで既存産業が代替され、国内産業の空洞化につながる可能性もある。我が国のものづくりでは、熟練技術者の「匠の技」が付加価値を生み出す場合も多く、それが国際的な競争力になっているが、AIやAIを組み込んだ機械・ロボットにそれらの匠の技が代替されることで、ものづくりの機能がモジュール化されるかもしれない。

重要となるのは、産業領域の深い知識に基づいて獲得されたデータやアルゴリズムである。そして品質・安全性を追求し、製品やサービスの全体像を把握しつつ、AI（ソフトウェア）とハードウェアがそれぞれどこまでの機能を担うかをすり合わせるノウハウなど、日本が各産業領域で保有する強みは競争優位を築くための源泉であり、これらを活かす戦略が求められる。

事例：Amazonによるユーザ接点の強化とデータ獲得の仕組み

Amazonは、「Amazon Echo」や「Alexa」、「Amazon Dash Button」等のAIやIoTを組み込んだサービス等によって、インターネットからリアル空間に至る幅広い顧客との接点を押さえ、データを独占的に獲得する仕組みを構築しつつある。

Echoに搭載された音声認識・対話の機能は、コンピュータやスマートフォンを操作することなく、天気予報、スケジュール、インターネット検索、ショッピング等を音声で確認したり、操作したりできる。日常生活で、より自然な形で利用でき、消費者の利便性を飛躍的に高めている。Echoの販売台数は明らかにされていないが、2016年末までに欧米を中心に500万台以上が販売されたと推定されている。加えて、Echoの基盤となる音声認識・対話機能Alexaを、サービス提供者とハードウェア提供者の両者に公開することで、Alexaの製品搭載やサービスとの連携が急速に進んでいる。

サービス提供者に対しては、「Alexa Skills Kit」(ASK)が提供される。これは、Alexaを搭載した機器から入力される利用者の音声の、どの単語やキーワードに反応して、どのような答え(サービス)を返すかを定義するAPI群だ。これにより、自由にAlexaと自社サービスを関連づけることができ、例えばGeneral Electric (GE)はAlexaを通じて自社の家電製品をコントロールする機能を開発し、Yahoo!はスポーツ情報とAlexaを連携させている。

既に3,000以上の機能(Skill)が開発され、消費者はAlexaを搭載した端末からこれらの機能を利用できるようになっている。一方、ハードウェア側には、Alexaの音声認識を他の製品やサービスに組み込むことができる「Alexa Voice Service」(AVS)が提供される。

これは、Alexaの音声認識を自動車、スマートフォン、冷蔵庫、洗濯機、ロボット、テレビ、照明機器等に搭載することができるサービスであり、2017年1月に開催されたCES 2017では、700社以上がAlexaを搭載した機器を発表している。例えば、Ford等の自動車メーカーの車載システムにAlexaが搭載されたことで、自動車から家庭内の家電を操作し、また家庭からエンジンの起動・停止、ドアの施錠等ができるようになった。このように、AmazonはAlexaを搭載した製品の普及によって、家庭内外の消費者との多様な接点を獲得している。また、日用品の再注文に特化したIoT端末「Amazon Dash Button」を販売し、これも顧客との新たな接点となっている。

このように、多様なハードウェアを通じて多様なサービスを利用できる環境が整備されることで、消費者の生活に密着した多様な情報を獲得する仕組みができつつある。「MIT Technology Review⁶」において、Amazon Echo/Alexaの創設メンバーでシニアリサーチャーのニココ・ストロム(Nikko Strom)は、「既にAlexaが数百万の家庭で活用され、非常に大規模なデータが手に入るようになっている」と述べている。Alexaの普及が進むほど、学習のためのデータが取得・蓄積でき、それをを用いて音声認識の更なる高精度化につなげるほか、マーケティングへの活用など、好循環のエコシステムが生み出される。

※6

“Alexa Gives Amazon a Powerful Data Advantage,” MIT Technology Review Website <<https://www.technologyreview.com/s/603380/alex-gives-amazon-a-powerful-data-advantage/>>

2.2.2 ディープラーニングの産業応用

ディープラーニングの登場により、多様なデータを対象にパターン認識が比較的容易にできるようになった。画像認識や音声認識等の分野において、ディープラーニングによる自律的な特徴量の抽出が、専門家による特徴量の設計に基づく従来技術の認識精度を凌駕するなど、様々な成果が得られ、産業での応用が進んでいる。1.10節で示したとおり、今後はディープラーニングと強化学習を組み合わせ、ロボットなどの機械の動作の学習（運動の習熟）やパターン認識と記号的処理を融合することで、言葉の意味理解へと発展することが期待されている（図2）。

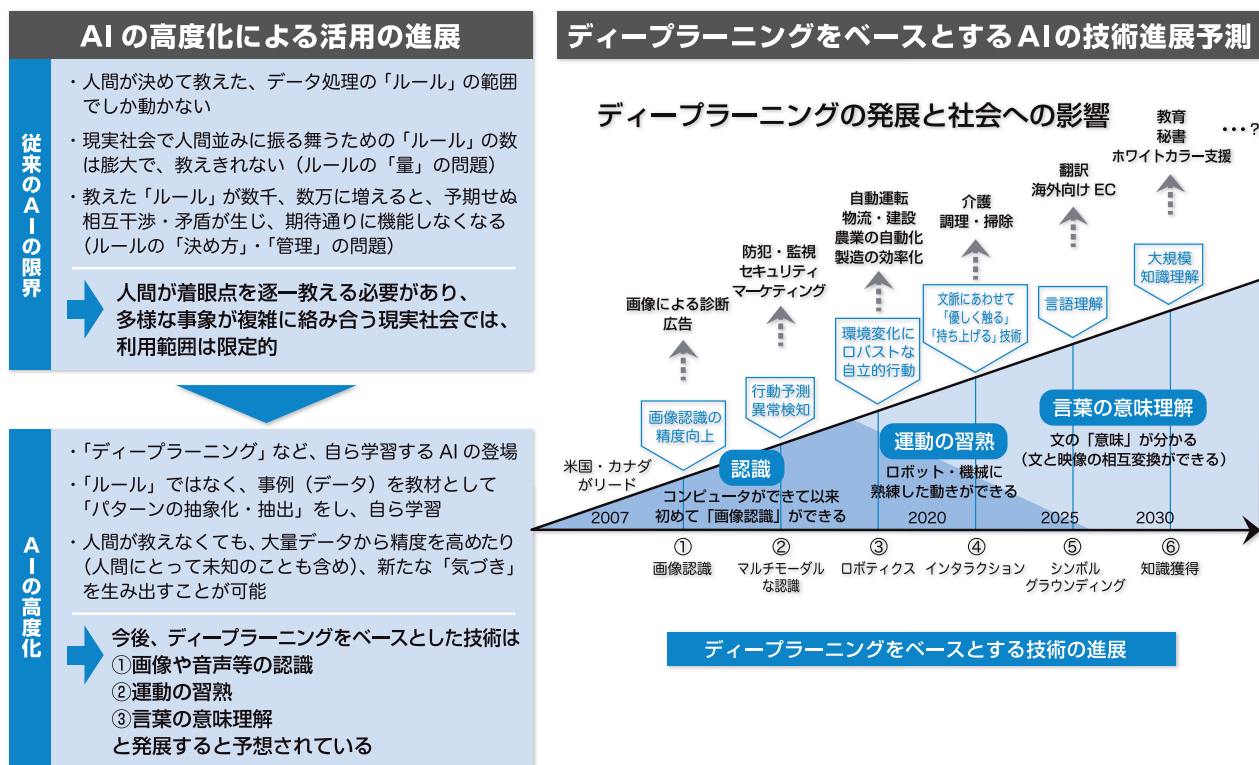


図2 ディープラーニングの登場によるAIの高度化とそれによる産業や社会への影響⁷

認識、運動の習熟、言葉の意味理解の三つの枠組みで産業応用をとらえると、ディープラーニングの実用化は画像や言語等のパターンの認識で先行しており、従来のようなビッグデータに基づく記号処理や知識処理へのアプローチに対して、ディープラーニングが組み込まれる形での実用化が進んでいる。実用化の多くが認識に関わるものであるが、運動の習熟や言葉の意味理解等を産業応用する試みも始まっている。

ディープラーニングに関わる取組は、従前よりデータを収集して大量に保有しているインターネット分野や医学研究、症例データベース等のデータ整備が進んでいる医療分野等で先行している。また、ディープラーニングによる事業への影響が大きい自動走行の領域では、自動車メーカー等が多額の投資を行い、走行環境に関わるデータの取得やアルゴリズムの開発、制御対象である機械（車両）の開発を並行して行っている。

今後もディープラーニングの技術革新は一層進むことが期待され、産業側としての適用領域も拡大する

※7

「DL産業論」経済産業省ウェブサイト <http://www.meti.go.jp/committee/sankoushin/shin_sangyoukouzou/pdf/011_s01_00.pdf>より編集部作成

と予見される。しかしながら、ディープラーニングが効果を発揮するためには、学習するためのデータの収集・整備に加え、フィードバックする側の機械等の整備や業務プロセスの改革等を行う必要があり、適用領域によっては多額の投資が必要となる。そのため、ディープラーニングに関わる技術革新のスピードは著しい一方で、実用化の面では、導入効果と投資金額のバランスによって、段階的に導入が進んでいくことが予想される。

2.2.2.1 認識

ディープラーニングの産業応用は、画像や音声・言語の認識で先行しており、それらに関わる動向を紹介する。

(1)画像認識

ディープラーニングが最も成果を挙げている取組の一つが画像認識である。2012年にGoogleがスタンフォード大学との共同研究により、YouTubeに投稿された大量の動画から「猫」を抽出し、その概念の表示に成功した例などに代表される。産業応用は、自動車の走行環境の認識や、医療分野における画像診断支援等の領域で先行している。以下では、これらの領域を例に、ディープラーニングの利用動向を示す。

1)走行環境の認識

自動車メーカー等のこれまでの研究開発の多くは、運転者がいることを前提としていた。だが、事故防止等の安全性の向上や高齢者や障害者などに対する移動手段の提供を目的として、運転者が不要である「完全自動走行」の実現に向けた取組が進められている。

自動車の走行環境、特に市街地における環境は非常に複雑であり、全てのパターンやルールをあらかじめ設定して、それに基づく制御を行うことは現実的ではない。そのため、現在の自動走行実現へのアプローチの多くは、ディープラーニングを中心とした機械学習によるものが中心となっている。

自動走行は、車両の周辺環境の情報を①認識（走行環境理解）し、今後の②行動を決定（判断）した上で、③走行制御を行うことで実現される。ディープラーニングは、主に車外環境の①認識に利用される。具体的には、GPSや地理空間情報、可視光カメラ、ミリ波レーダー、レーザー測距など、様々なセンサやデータを用いて、車外の移動体や障害物等を検知する取組が行われている。

そういった先進運転システム（Advanced Driver Assistance Systems; ADAS）を開発しているMobileye（イスラエル）は、安価な単眼カメラ単独で先行車との衝突防止、先行車追従、レーンキーピング等の機能を実現できる車載半導体「EyeQ」（アイキュー）を設計・開発。すでにBMWやGM等が販売する自動車向けに、累計で1,500万台を出荷^{※8}しており、2017年1月時点の先進運転システムに関わる同社の世界シェアは、80%に達している。

Mobileyeは、そういったカメラやセンサから得られたデータに対して、ディープラーニングを活用することで、製品の付加価値を高めている。具体的には、運転可能な領域や、運転可能エリア内のルート形状、道路の移動オブジェクト、シーンセマンティクス（信号及びその色、交通標識、歩行者の視線方向、路上表示）等を、高精度に認識する機能の開発を進めている。Mobileyeは2016年からIntelと提携していたが、2017年3月、Intelに153億ドル（1.7兆円）で買収された。

NVIDIA（米国）は、GPUを利用した車載用コンピュータと、自律走行のためのソフトウェアの開発を推進している。ディープラーニングによる画像認識も含めた自動走行を、1チップで実現可能なSoC⁹で

※8
2017年までの累積出荷台数。“Customers,” Mobileye Website
<<http://www.mobileye.com/about/our-customers/>>

※9
システムオンチップ(System on a Chip)の略称。

ある「Xavier」(エグゼビア)を、2017年第4四半期からサンプル出荷する。また、ソフトウェアの開発では、最新の研究成果として、物体検出やマッピング、ルートプランニングといったプログラムを行わず、ルートと周辺状況といった限られた情報しか持っていない状態から、ドライバーの反応や周辺の観察により、運転に必要な判断を学習した結果を発表¹⁰している。

自動走行実現に向けた画像認識への取組は、表1のように自動車部品サプライヤー、スタートアップ企業等でも進んでいる。なお、自動車メーカーの取組は2.2.3項にて紹介する。

表1 自動走行関連用途にディープラーニングを応用する取組例¹¹

組織名	国	概要
Almotive	ハンガリー	Almotiveは、距離測定と物体認識を単眼カメラで実現する技術を提案している。ディープラーニングの教師データにステレオカメラの画像を利用し、推論時には単眼カメラからの画像を利用する点が特徴的であり、10ドル程度の安価なカメラで実現可能という。2018年に向けて実用化を進めている。なお、同社はKhronos GroupのメンバーとしてNNEF (Neural Network Exchange Format) ¹² を積極的に推進し、自社製品への適用を進めている。
Comma.ai	米国	Comma.aiは、画像認識等を応用した自動走行向けのソフトウェアプラットフォーム、及び車両制御用のプラットフォームを開発している。また、開発成果であるソフトウェアの機能及び車両制御用のハードウェア設計情報を、それぞれオープンソースとして公開している。前者はOpenPilotと呼ばれ、車間距離を維持しつつ一定速度で走行するアダプティブクルーズコントロールや、走行中の車線逸脱を防止するレーンキーピングアシスタントの機能が含まれる。後者はComma neoと呼ばれ、コンピュータ基盤の回路情報、必要な部品、設計手順等の情報が含まれる。
DeepGlint	中国	DeepGlintは道路交通に関する複雑なシーンで、複数のオブジェクトを同時に検出し、自動車、自転車、歩行者などを識別することができる車両解析システム「Weimu Vehicle Big Data System」を提供している。
Drive.ai	米国	Drive.aiはスタンフォード大学人工知能研究所からスピンアウトして設立され、ディープラーニングを中核とした自動走行用途のソフトウェア開発を進めている。同社はカメラ画像からの歩行者や物体の検知に加えて、交差点停車時の右左折など、運転動作に関わるプランニングや意思決定にもディープラーニングを活用しようと試みている。
Mobileye	イスラエル	Mobileyeは、単眼カメラから得られる画像にディープラーニングを適用して、衝突の検知、防止・軽減のための警告等を行う先進運転システムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
NVIDIA	米国	NVIDIAは、GPU技術を活かした車載用コンピュータとセンサ等から周囲の障害物を認識し、経路プランニング等を行う自動走行向けのソフトウェア開発を推進している。詳細は本文を参照されたい。
Sighthound	米国	Sighthoundはディープラーニングにより、車両、人間、顔などを認識する技術を開発している。同社は開発した技術を、ライブカメラから得られる映像に適用することで、車両の製造元、モデル、色、ナンバープレート等を識別したり、走行・飛行する移動体が撮影した画像に適用することで、人や物体等を検知したりするソリューションを提供している。
デンソー	日本	デンソーはAI R&Dプロジェクトを立ち上げ、全社的にAIの研究開発を進めている。具体的には、走行環境の認識、走行シーンの理解、行動予測などを目的としたディープラーニングアルゴリズム、そのアルゴリズムの効果を最大限発揮するための半導体などの実装技術、学習用データや学習済みモデルなどの品質を保証するための基盤の開発を進めている。
モルフォ	日本	モルフォは2015年12月にデンソーと資本業務提携合意し、多様な障害物や標識・標識、車両が走行可能な道路空間、危険が予想されるシーン等を認識するためにディープラーニングを用いた次世代画像認識技術を開発している。
ZMP	日本	ZMPIは道路インフラに極力依存しない自律型の自動走行技術の開発を進めている。ディープラーニングによる画像認識技術、ライダー(LIDAR)による自己位置推定等により、周囲の環境を認識して自律的に走行する技術の開発を行っている。

※10
 “ End-to-End Deep Learning for Self-Driving Cars, ” NVIDIA Website <<https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/deep-learning-self-driving-cars/>>

※11
 各種公表情報より作成。

※12
 ニューラルネットワークモデルの情報を交換するフォーマット。詳細は2.3.3項を参照されたい。

2) 医用画像の認識

医療分野における医用画像の活用の歴史は古く、1839年にルイ・ジャック・マンデ・ダゲール (Louis Jacques Mand. Daguerre) 氏が発明した銀板写真や、ヴィルヘルム・レントゲン (Wilhelm Conrad Röntgen) 氏が1895年に発見したX線によるX線写真で、すでにアナログ画像による診断が始まっている。そしてフィルムカメラからデジタルカメラへと移行したように、診断機器やコンピュータグラフィックスに関わる技術の進歩によって、医用画像もフィルム等のアナログ画像から2次元のデジタル画像や3次元画像の取得が可能となっている。最新の診断機器では1回の検査で千枚を超える医用画像を取得することや、一日当たりの検査件数も増加している¹³ことから、放射線医師らの負担が増加しており、それが疾患の見落としにつながる懸念されている。米国の国立医学研究所 (IOM)¹⁴によると、診断の見落とし等により、米国だけで毎年1,200万人に影響が及んでいると推定される。

医用画像の診断支援へのAIの活用は、こうした課題の解決や、医師不足等の解決につながると期待されている。特に、医療分野では症例等に関する医用画像の整備が進んでおり、研究機関や企業等はこれらの医用画像に対して、ディープラーニングを適用する取組を進めている。例えば、米国では、肺画像データベースコンソーシアム (Lung Image Database Consortium; LIDC) や画像データベース資源イニシアティブ (Image Database Resource Initiative; IDRI) 等が症例データベースを構築・提供し、スタートアップ企業がこれらを活用してディープラーニングによる医用画像の認識に関わる研究開発を行っている。

Enlitic (米国) は、畳み込みニューラルネットワーク (CNN)¹⁵を拡張して、X線CT画像からがん画像を検出するシステムの開発を行っている。Enliticの開発したシステムでは、1人の専門家 (放射線技師) よりも約50%高い精度で、医用画像から肺の悪性腫瘍を分類できるという¹⁶。Enlitic等の医用画像診断への取組は、医師への負担を減らすとともに、診断の高度化にも寄与するとして期待されている。実際にEnliticは2016年12月に開催された北米放射線学会 (RSNA) において、ディープラーニングエンジンを搭載した3次元の肺がんスクリーニングソリューションを公開し、医療機関から高い評価を受けている。

ディープラーニングによる医用画像の認識に関わる取組は、表2のように多様な部位の画像に適用され、がんや骨折などの診断に利用されている。

※13

医用画像は医療に関わるデータの90%以上を占めるまでに増加していると言われている。"IBM Unveils Watson-Powered Imaging Solutions for Healthcare Providers," IBM Website <<https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/51146.wss>>

※15

CNNの詳細は1.2.4項を参照されたい。

※16

"Enlitic," Enlitic Website <<http://www.enlitic.com/index.html>>

※14

"IOM Report: Improving Diagnosis in Health Care," National Patient Safety Foundation Website <<http://www.npsf.org/news/252002/IOM-Report-Improving-Diagnosis-in-Health-Care.htm>>

表2 医用画像認識関連用途にディープラーニングを応用する取組例¹⁷

組織名	国	概要
Bay Labs	米国	Bay Labsは超音波診断にディープラーニングを適用し、心臓や血管等の循環器における疾患(心血管疾患等)の治療を支援するソリューションの開発を行っている。
Butterfly Network	米国	Butterfly Networkは低価格で利用できる携帯電話サイズの超音波診断デバイスや、ディープラーニングによる超音波画像の診断機能を開発。具体的には、低コストでインターネットと接続可能なデバイス、ディープラーニングによる腫瘍の認識が可能な学習済みモデル、学習済みモデルを基にクラウド上でリアルタイムに推論を行う機能を開発している。
Enlitic	米国	EnliticはX線CT画像等にディープラーニングを適用し、がんなどの疾患の診断を支援するシステムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
Imagia	カナダ	Imagiaは早期にがんの変化を検出、定量化することを目的とし、ディープラーニングによる医用画像からの異常検出、腫瘍判定の支援、ゲノム解析のためのソリューションを開発、提供している。
Lunit	韓国	Lunitはディープラーニングによる医用画像や医療データの分析、解釈を行うソフトウェアを開発している。具体的には、胸部X線医用画像から主に肺がんを、乳房X線(マンモグラフィ)医用画像から乳がんを検出するシステムを開発している。同社は国際的な画像認識コンテストILSVRCや乳がんの腫瘍倍増速度を評価する画像認識コンテストTUPAC 2016において評価がなされている。
Mindshare Medical	米国	Mindshare Medicalはディープラーニングにより医用画像から重度の疾患を検出し、効果的な治療計画やフォローアップの手順を含むパーソナライズされた診断とガイダンスを行うシステム臨床意思決定支援システムを開発している。
Zebra Medical Vision	イスラエル	Zebra Medical Visionはディープラーニングによる医用画像の診断により、放射線医師が見逃しやすい症例や兆候など患者の様々なリスクを検出し、病気の検出や予測、予防のためのプログラムの構築などを行うシステムを開発している。具体的には、X線CT画像等を基にディープラーニングを適用して骨(骨密度、骨折リスク、骨折箇所)、肝臓(脂肪肝)、肺(肺気腫の容積)、心臓血管(冠動脈疾患、大動脈瘤)、脳(脳出血)の発症リスク等を解析している。
エルピクセル	日本	エルピクセルはX線CTや磁気共鳴画像診断(MRI)、内視鏡等で取得した医用画像に対してディープラーニングを適用し、がんや脳の疾患等を発見する画像診断支援に関わる研究開発を進めている。
カシオ計算機	日本	カシオ計算機は信州大学と共同でディープラーニングによる皮膚疾患の診断支援システムを開発している。同社の画像変換技術を活かして学習用データ(症例画像)の色や明るさを調整し、学習性能を向上させている点が特徴的である。ISICが主催するメラノーマ(悪性黒色腫)検出のための皮膚病変解析に関わるコンテストのうち、皮膚疾患の自動判別部門で1位を獲得している。
キャノン	日本	キャノンは大規模症例データベースを活用し、ディープラーニングや機械学習によるがんや神経性疾患の診断支援を行うソフトウェアの開発を進めている。具体的にはX線CT画像から腫瘍の直径や体積を計測することで抗がん剤による治療効果の判定を支援するソフトウェア、過去のX線CT画像と正確に位置合わせを行うことで差分画像を作成するソフトウェア、X線CT画像の肺結節影を分析して良性、原発性、転移性かどうかの判断を支援するソフトウェア、MRI画像から脳の各領域の堆積を定量化して脳疾患による萎縮や肥大化を評価するソフトウェアなどを開発している。
プリファードネットワークス	日本	プリファードネットワークスは国立がん研究センター、産業技術総合研究所と共同でディープラーニングを中心としたAI技術のがん診断システム等に適用するためのプロジェクトを進めている。具体的には、ディープラーニングやAIに関する研究開発を進める同社及び産業技術総合研究所が、国立がん研究センターが保有するがんに関する膨大な罹患者の臨床データや画像データ(X線CT画像、MRI画像)、ゲノムデータ等に対してディープラーニングを中心とした先進的なAI技術を適用することで、より正確ながんの診断や個々のがん患者に適した治療法の選択等を行う技術の研究開発を進める。

※17
各種公表情報より作成。

3)その他

これまでに紹介してきた自動走行と医療分野は、ディープラーニングの登場により飛躍的に進歩し、実用化に向けて大きく前進している領域である。ディープラーニングによる画像認識は、これら以外にも幅広い産業用途に広がりを見せつつある。例えば、防犯カメラから取得した動画像に対してディープラーニングを適用することで、都市や施設の安全性を高める取組や事故画像を解析することで損害調査の効率化を高める取組などが進んでいる。これらの領域におけるディープラーニングを含めたAIの活用については、2.2.3項において紹介する。

(2)音声・言語認識

スマートフォンに搭載された音声アシスタントシステムや自動で質問に対応するチャットボットシステムなど、ディープラーニングの登場により音声認識や文章認識・生成等に関する技術の実用が一層進み、市場での利用が始まっている。

ここでは、ディープラーニングの適用が先行する音声認識・対話、機械翻訳、文章生成の領域における利用動向を紹介する。

1)音声認識・対話

音声認識はAIに関わる主要なテーマとして従前より研究開発が行われてきたが、1990年代後半から米国国防高等研究計画局（DARPA）が進めた共通の大規模コーパス¹⁸の整備及びそれらを用いて音声認識の評価を行うプロジェクトによりその精度は大幅に向上した。音声認識精度の一般的な評価尺度である単語誤り率（Word Error Rate; WER）を見るとIBMが1995年に43%のWERを達成した後、DARPAのプロジェクトが推進剤となり、段階的に精度を高め、2005年にはIBMが15.2%のWERを達成した。その後、ディープラーニングの登場により音声認識の精度は飛躍的に向上し、2015年にIBMが8%¹⁹、2016年9月にMicrosoftが6.3%²⁰、同年10月にMicrosoftが更に精度を高め、プロの口述筆記者と同レベルの5.9%²¹を達成するなど米国の大手IT企業による競争が加速している。最新の成果では、IBMが2017年3月7日に5.5%のWERを達成²²している。

音声認識を組み込んだ製品は、Appleの「Siri」、Googleの「Google Assistant」、NTTドコモの「しゃべってコンシェル」のように、音声でモバイル端末を操作する機能として生活の中で利用されている。こうした機能は、ディープラーニングの登場に加え、複数のマイクを利用したビームフォーミングや雑音抑制技術の向上等により、今まで以上に実用性の高い機能として様々な環境で実用化が進みつつある。

※18
発話を大規模に集めたデータベース(Switchboard Corpus)。

※19
“IBM Watson announces breakthrough in Conversational Speech Transcription,” IBM Website <<https://developer.ibm.com/watson/blog/2015/05/26/ibm-watson-announces-breakthrough-in-conversational-speech-transcription/>>

※20
“Microsoft researchers achieve speech recognition milestone,” Microsoft Website <<https://blogs.microsoft.com/next/2016/09/13/microsoft-researchers-achieve-speech-recognition-milestone/#sm.00001npc74lkeds4xz22819vdlhwj>>

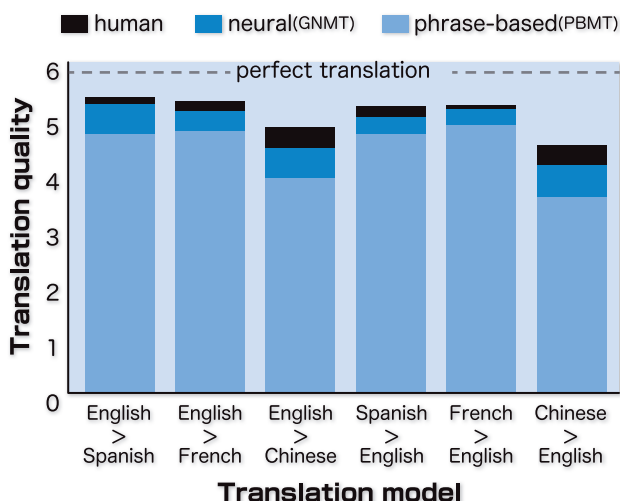
※21
“Historic Achievement: Microsoft researchers reach human parity in conversational speech recognition,” Microsoft Website <<https://blogs.microsoft.com/next/2016/10/18/historic-achievement-microsoft-researchers-reach-human-parity-conversational-speech-recognition/#sm.00001npc74lkeds4xz22819vdlhwj>>

※22
“Reaching new records in speech recognition,” IBM Website <<https://www.ibm.com/blogs/watson/2017/03/reaching-new-records-in-speech-recognition/>>

Amazonはディープラーニングを用いて音声を変換する自動音声認識機能（ASR）とテキストを認識する自然言語理解機能（NLU）等を搭載したスピーカー型端末「Amazon Echo」（2.2.1項参照）を販売している。EchoとEchoが搭載する音声認識・対話機能は、ディープラーニングによりテレビの音声、音楽、家族の会話等ノイズの多い家庭空間において高い音声認識精度を達成し、数メートル離れた距離からも音声の認識を可能としている。ASRとNLUは、クラウドサービスAmazon Lexとしても提供され、企業等は容易に対話型の機能を自社の製品やサービスに組み込むことができる。例えば、米航空宇宙局（NASA）は、火星探査用ロボットを模したミニローバー「Rov-E」を学校、地域団体、公共イベント用に開発している。Rov-EはAmazon Lexの機能を用いて、学生や地域住民等との会話を可能とし、言葉で操作したり、火星探査の情報を引出したりすることができるという。

Microsoftは前述のようにディープラーニングにより高い精度の音声認識を実現している。CNNとLSTM²³を組み合わせ、音響のコンテキストを理解する学習モデルを構築して認識精度を高めている。開発した音声認識は、Windowsのパーソナルアシスタント「Cortana」や同社のクラウドサービス「Azure」の音声認識機能（Bing Speech API、Custom Speech Service）として組み込まれる予定である。

表3のようにクラウドサービスを提供する海外の大手IT企業等を中心に音声認識・対話に関わるサービスの開発が進んでいる。



	PBMT	GNMT	Human	Relative Improvement
English → Spanish	4.885	5.428	5.504	87%
English → French	4.932	5.295	5.496	64%
English → Chinese	4.035	4.594	4.987	58%
Spanish → English	4.872	5.187	5.372	63%
French → English	5.046	5.343	5.404	83%
Chinese → English	3.694	4.263	4.636	60%

■ 図3 Google Neural Machine Translationの翻訳精度²⁵

2) 機械翻訳²⁴

ディープラーニングを用いた言語・音声への取組として機械翻訳が大きな成果を挙げている。その代表的な例は、2016年9月にGoogleが発表した翻訳システム「Google Neural Machine Translation」（GNMT）である。

Googleは翻訳サービス開始当初からフレーズ単位で翻訳する統計的機械翻訳（PBMT）を採用していたが、新たな翻訳システムGNMTにおいてディープラーニングにより文章全体を翻訳単位としてとらえることで、従来のアプローチ（PBMT）から翻訳の誤りを55.85%低減する等、性能を大幅に向上させている。Googleによると、GNMTは英語→スペイン語、フランス→英語等の一部のケースにおいて、人間が行う翻訳に近い精度に達しているという。実際に、図3のように、GNMTの翻訳精度はPBMTに比べて飛躍的に向

※23

時系列データを扱えるモデルとして再起型ニューラルネットワーク（Recurrent Neural Network; RNN）を拡張した手法。詳細は1.2.8項を参照されたい。

※24

“Samsung goes after Google, Apple, Amazon and your home with new voice assistant Bixby,” CNBC Website <<http://www.cnbc.com/2017/03/29/samsung-galaxy-s8-bixby-voice-assistant-apple-siri-amazon-alexa.html>>

※25

“Google’s Neural Machine Translation System : Bridging the Gap between Human and Machine Translation,” GoogleResearchBlog <<https://research.googleblog.com/2016/09/a-neural-network-for-machine.html>>; <<https://research.google.com/pubs/pub45610.html>>

上している。Googleが開発したGNMTは同社の翻訳サービス「Google Translation」に採用されているほか、クラウドサービス「Google Cloud Platform」の機能の一部として提供されている。

Microsoftは、LSTMを導入して高品質かつ人間に近い文章表現を実現したことで注目を集めている。Microsoftの機械翻訳は、ニューラルネットワークを導入して動詞や名詞等の品詞、性別、礼儀正しさ（スラング、カジュアル、書面、フォーマルなど）といった概念を、500次元の特徴ベクトルとして学習する

■表3 音声認識・対話関連用途にディープラーニングを応用する取組例²⁶

組織名	国	概要
Amazon	米国	Amazonは、ディープラーニングによる音声認識機能と自然言語理解機能を搭載した家庭用アシスタント端末Echoを販売するとともに、それに搭載されている音声認識機能等を利用可能なAmazon Alexa (2.2.1項参照) やクラウドサービスAmazon Lexを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Baidu	中国	Baiduは、シリコンバレーAI研究所 (SVAIL) を設置して、ディープラーニングによる音声認識の研究開発を進めているほか、開発した音声認識機能を組み込んだ製品やサービスを提供している。Baiduのスマートフォン向け検索アプリ (Mobile Baidu) に音声検索機能として組み込まれているほか、音声認識機能をプラットフォーム (Baidu Voice) として開発者向けに公開している。このプラットフォームを利用して、Haier (中国) が音声検索機能付きの家電製品を開発したり、Szime (中国) が車載器を開発している。
DeepGram	米国	DeepGramはディープラーニングによるオーディオデータの分析により、分類やキーワード抽出・発言箇所の特定等を行う技術を開発している。同社の技術は電話、ビデオ映像、オンラインメディア等の多様なオーディオデータを対象に分析が可能である。また、2017年1月に画像認識や音声分析等を実装可能なディープラーニングのツールKurをOSSとして公開している。
Google	米国	Googleはディープラーニングにより音声認識の精度を高め、スマートフォン向けのパーソナルアシスタントGoogle Assistantや家庭向けのパーソナルアシスタントGoogle Homeを提供している。また、AmazonやMicrosoftと同様に、クラウドサービスとして音声認識機能を提供している。具体的には、Google Cloud Platformにおいてディープラーニングによる音声認識機能Cloud Speech APIを提供している。
Gridspace	米国	Gridspaceはディープラーニングにより複雑な会話を認識するソフトウェアGridspaceを開発している。会話の重要箇所の識別や会話のカテゴリ化が可能であり、会議録の作成支援等への応用が期待されている。なお、同社はSiriを開発した研究者やスタンフォード大学のエンジニアが参加している。
Microsoft	米国	MicrosoftはCNNとLSTM等のディープラーニングにより音声認識の精度を飛躍的に高め、自社の製品やサービスに組み込んでいる。詳細は本文を参照されたい。
Mobvoi	中国	Mobvoiはディープラーニング等による中国語の音声認識・検索技術の開発とその機能を組み込んだスマートウォッチ、車載器、車載スマートフォンアプリの開発を行っている。
Viv	フランス	Vivはディープラーニング等により音声を認識・理解し、実行するパーソナルアシスタントを開発している。ほかの開発者が作成したアプリケーションや製品に組み込むことが可能な拡張性や複雑な問いかけを認識し、理解した上で回答する等の実用性を有する機能の実現を目指して開発されている。同社はSamsung (韓国) に2016年に買収され、SamsungのスマートフォンGalaxyへの搭載が進められている。最新のスマートフォンGalaxyS8はBixbyと呼ぶ音声アシスタントを搭載しており、今後BixbyにVivの技術が組み込まれていく予定であると言われている ²⁷ 。

※26
各種公表情報より作成。

※27
“Samsung goes after Google, Apple, Amazon and your home with new voice assistant Bixby,” CNBC Website <<http://www.cnbc.com/2017/03/29/samsung-galaxy-s8-bixby-voice-assistant-apple-siri-amazon-alexa.html>>

ことで、単語ごとに特定の言語対（例えば英語⇔中国語）内の固有の特性をモデル化し、翻訳精度を向上させている。Microsoftも、Googleと同様に、開発した技術を翻訳サービス「Microsoft Translation」に採用したほか、クラウドサービス「Microsoft Azure」の機能の一部として提供している。また、インターネット通話サービス「Skype」における会話を翻訳する、Skype翻訳の高精度化等にも寄与している。

表4に機械翻訳用途にディープラーニングを応用する取組例を示す。

表4 機械翻訳用途にディープラーニングを応用する取組例^{※28}

組織名	国	概要
Baidu	中国	Baiduは機械翻訳にディープラーニングを採用し、統計的な機械翻訳と組み合わせることでその精度を高めている。20以上の言語間の翻訳を可能とするほか、伝統的な中国の詩や方言、広東語等にも対応している。
Google	米国	Googleは機械翻訳にディープラーニングのアプローチを採用することで、従前のフレーズ単位で翻訳する統計的機械翻訳から大幅に翻訳精度を高めている。これらの翻訳機能をウェブサービスやクラウドサービスに採用している。詳細は本文を参照されたい。
Microsoft	米国	Microsoftは機械翻訳にLSTMを採用してその性能を飛躍的に向上させている。Googleと同様にこれらの翻訳機能をウェブサービスやクラウドサービスに採用している。詳細は本文を参照されたい。
KDDI	日本	KDDIは音声認識や機械翻訳の過程にディープラーニング等のAIを適用し、音声や文字を英語、中国語、韓国語間で翻訳可能なアプリケーションKDDI AI翻訳を提供している。AI翻訳はスマートフォンアプリとして提供されている。

3)文章生成

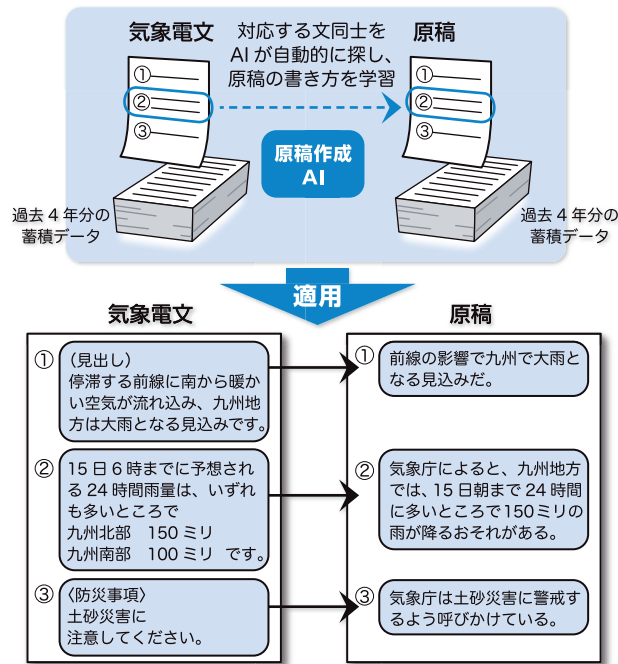
画像、テキスト、数値から自然な文章やメッセージ性の高いキーワードを生成する等の技術開発も進んでいる。こうした技術は、報道記事の生成やウェブサービスのコンテンツ管理等に利用され始めている。

Automated Insights (米国) は、数値データから自動的に記事や文章を生成するサービス「Wordsmith」を提供している。このサービスを利用することで、データから報道記事を自動的に生成したり、Eコマースサイトにおけるコンテンツ作成を自動化したりできる。例えば、Associated Press (米国) はWordsmithを利用して企業の四半期決算のレポート生成や米国メジャーリーグの下部組織であるマイナーリーグ^{※29}の試合記事の配信を行っている。マイナーリーグの記事生成では、MLB Advanced Media (米国) のデータに基づき主に試合経過の生成・配信を行っている。Wordsmithの導入により、誤字・誤記などのヒューマンエラーが無くなることで記事品質が向上しているほか、記事生成の高速化によるコンテンツのリアルタイム性の向上、人件費削減等の効果が得られているという。

NTTデータは、ディープラーニングを活用して気象ニュースの原稿を自動生成する実証実験を実施し、人が読んでも違和感のないレベルのニュース原稿の生成に成功している。具体的には、図4のように気象庁が過去に公開した気象電文とアナウンサーが読んだニュース原稿をそれぞれ4年分用意し、原稿作成の規則性をディープラーニングで学習することで、新たに与えられたデータに対してニュース原稿を生成する仕組みである。

※28
各種公表情報より作成。

※29
3A、2A、1Aの13のリーグを対象とする。142の球団を対象とし、年間総試合数は1万近くに達するという。



■図4 ディープラーニングを用いた気象ニュース原稿の生成イメージ³⁰

ほかにも画像や数値データ等から言語を生成する多様な取組が行われている。表5にディープラーニングによる文章生成の取組例を示す。

■表5 文章生成関連用途にディープラーニングを応用する取組例³¹

組織名	国	概要
Automated Insights	米国	Automated Insightsはディープラーニングにより数値データ等から記事や文章を自動的に生成するシステムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
Narrative Science	米国	Narrative Scienceはディープラーニングにより生データを解釈し、理解しやすい自然な文章を生成するプラットフォームQuillを提供している。ビッグデータが増大する中、人間が扱わなければならないデータ量も増加し、その分析と解釈にかかるコストや時間を抑えるためのソリューションとして期待されている。
Persado	米国	Persadoはディープラーニングにより消費者に行動を促すための適切なコピーライティングやフレーズを自動で生成するプラットフォームを開発している。現在は消費者向けのマーケティング等が主要領域であるが、今後は医療健康の促進等に広げる予定としている。
NTTデータ	日本	NTTデータはディープラーニングにより気象電文とアナウンサーが読み上げた原稿の内容から原稿作成の規則性を学習し、新たに与えられたデータに対してニュース原稿を生成する技術を開発している。詳細は本文を参照されたい。

2.2.2.2 運動の習熟

強化学習とディープラーニングを組み合わせた深層強化学習と呼ばれる手法により、ロボットや機械の動作（運動）を習熟させる研究開発が始まっている。深層強化学習は、Google DeepMind（英国）が開発したAlphaGoやゲームをプレイするAIなどに利用されている技術であり、現在の状態から次の行動を

※30
「人工知能を用いたニュース原稿の自動生成に関する実証実験を実施」NTTデータウェブサイト <<http://www.nttdata.com/jp/ja/news/release/2017/012702.html>>

※31
各種公表情報より作成。

決める方策 (Policy)、状態や行動の価値を予測する価値関数 (V-function、Q-function) をニューラル ネットで表現してパラメータを学習する手法である。深層強化学習を実空間で応用する試みも始まっているが、多くが実証実験や研究開発段階にとどまっている。特に先進的な取組を表6に紹介する。

■表6 運動の習熟関連用途にディープラーニングを応用する取組例³²

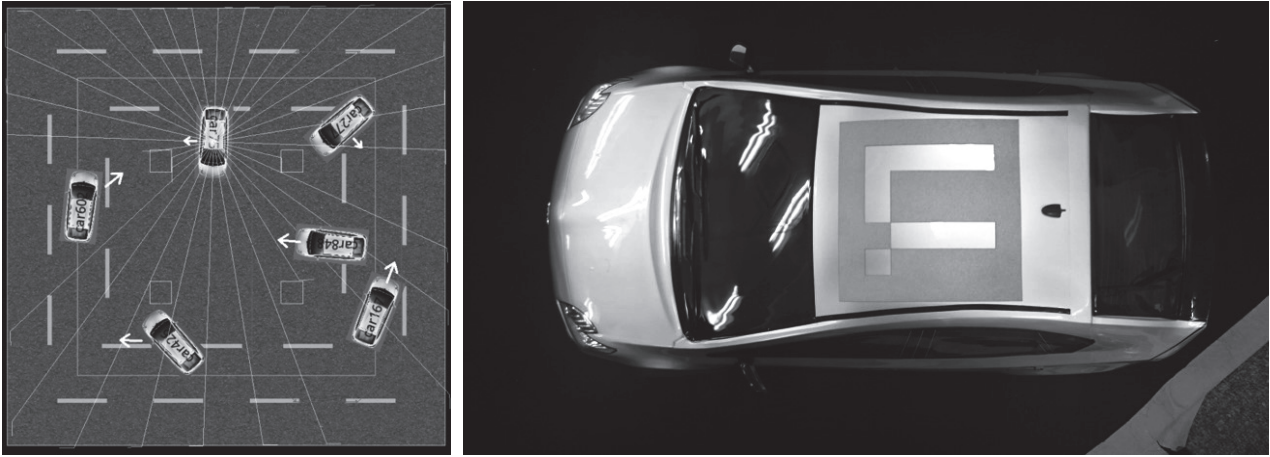
組織名	国	概要
Amazon	米国	Amazonは倉庫でのピッキングを完全自動化するために、技術開発コンテスト Amazon Picking Challengeを開催している。同コンテストには深層強化学習等の手法によりピッキングロボットの動作を習熟させる取組が見られた。詳細は本文を参照されたい。
Google	米国	Googleはロボットがオフィスや医療機関等の複雑な現場業務を支援する機能を身につけるために、ロボットによる汎用的なスキル獲得を行うための研究開発を進めている。詳細は本文を参照されたい。
トヨタ自動車	日本	トヨタ自動車、Preferred Networks、NTTは2016年1月に開催されたCES 2016において、深層強化学習により自ら動作を学ぶロボットカーを展示した。詳細は本文を参照されたい。

Googleは、ロボットがオフィスや医療機関等の複雑な現場業務を支援する機能を身につけるためには“経験から学ぶ”ことが重要であるとして、ロボットによる汎用的なスキル獲得を行うための研究開発を進めている。2016年10月にGoogleが発表した研究成果³³では、産業用ロボット（ロボットアーム）が、物体を押して移動させる方法とドアを開ける方法を学習するために、複数台のロボットにより同時に学習し、その結果を共有して精度を高めていく映像が公開されている。この研究には、モデルのない実経験から試行錯誤を行って学習する深層強化学習と、ネットワークを介してほかのロボットに瞬時に経験を伝える分散学習が用いられている。

Amazonは、倉庫でのピッキングを完全自動化するために、技術開発コンテスト Amazon Picking Challengeを開催している。同コンテストには深層強化学習によりピッキングロボットを学習させる試みも見られ、優れた成績を得ている。だが、対象となる荷や稼動範囲などが限定され、機械に任せる作業自体が単純化されていたにも関わらず、最も優れたロボットであっても1時間に30個程度の商品処理しかできないなど、実用化には課題が残っている。また、16%程度のミスが発生しているなど、人が容易に行っている作業の実現が難しいという課題も示された。ディープラーニングにより認識精度が向上したものの、多様な物体を認識することは現状困難なことも課題に挙げられている。具体的には、隠れた物体の検出や状態推定、形状が可変や不定な物体を検出することが実現できていないことなどがある。また、複数のアクチュエータ（例えばロボットハンド等）の精緻な制御など、ハードウェア側の制約も実現に向けた大きな課題とされている。

※32
各種公表情報より作成。

※33
“ How Robots Can Acquire New Skills from Their Shared Experience, ” Google Research Blog <<https://research.googleblog.com/2016/10/how-robots-can-acquire-new-skills-from.html>>



■図5 CES2016におけるロボットカーのデモ³⁴

トヨタ自動車、Preferred Networks、NTTは2016年1月に開催された国際的な家電見本市CES 2016においてロボットカーの展示を行った（図5）。

この展示は、自動走行実現のための基礎研究の成果として公開されたもので、32方向360度のライダー（LIDAR、レーザーによる物体との距離検知センサ）から得られる障害物や他車両の情報を基に深層強化学習を利用して、「コースにそってなるべく速く移動する」、「ほかの車両や壁、障害物にぶつからない」ことを価値（報酬）として学習が行われている。展示ではロボットカー自らが徐々に運転を習熟していき、最終的にはぶつからずにスムーズに自律的に移動する様子が見られた。シミュレータという実社会とは異なる条件下ではあるが、自動走行の学習に深層強化学習による運動の習熟が効果的であることが示された。

本項で紹介したように、ディープラーニングにより、機械やロボット等の動作を習熟させる取組が進んでいるが、多くは限定された空間やタスクでの検証段階である。無限の事象が存在する実空間の課題に適応した高度な技術に至るには、更なる研究開発が必要と考えられる。

2.2.2.3 言語の意味理解

運動の習熟の次のステップとして言語の意味理解の実現が期待されている。第1章で示したとおり、ディープラーニングにより抽出した高次の特徴量を言語と紐付けることで、言語理解や自動翻訳、更には言語からの知識獲得までへと発展することが期待される。言語の意味理解の実用化には至っていないが、意味理解につながる基礎的な研究開発が進められており、着実に成果をあげている状況にある。今後、言語の意味理解の高度化やそれによる知識獲得への発展も期待されており、産業応用が進むことが予想される。

Googleの研究チーム（Google Brainチーム）は、ディープラーニングにより文意を理解して文章を要約することを目的としたテキスト要約（Text summarization）の研究開発を進めている。これは、言語の意味理解につながる基礎研究の一例である。Googleは文章要約の最新研究成果として、2016年8月にジョンズ・ホプキンス大学で作成された英語のニュース記事1万件からなるデータセット Annotated English Gigawordに基づく試行結果を発表している³⁵。GoogleのText summarizationは本文から単語を抜粋して要約する「抜粋による要約」（extractive summarization）ではなく、内容をある程度書き換えた上で要約する「抽象的な要約」（abstractive summarization）の手法を採用している。

※34
「CES2016でロボットカーのデモを展示してきました」 Preferred Research ウェブサイト <<https://research.preferred.jp/2016/01/ces2016/>>

※35
“Text summarization with TensorFlow,” Google Research Blog <<https://research.googleblog.com/2016/08/text-summarization-with-tensorflow.html>>

例えば、抜粋による要約では「アリスとボブは列車に乗って動物園を訪れました。彼らは、赤ん坊のキリンとライオン、カラフルな熱帯鳥の群れを見ました」という文章を「アリスとボブは動物園を訪れました。彼らは鳥の群れを見ました」といった形で、元の文章から単語を抜粋・連結して要約を生成する。一方、抽象的な要約では「アリスとボブは動物園を訪れ、動物や鳥を見ました。」といった形で文意を別の表現として変換した上で要約する。これらの学習結果はText Summarization Modelとして、TensorFlow上に公開されており、開発者等は自由に学習済みモデルを利用することができる。

文章の意味理解に関わる取組は緒についたばかりであるが、昨今のディープラーニングの進化のスピードに鑑みると、そう遠くない未来に産業等での応用が始まることが期待される。

2.2.3 産業別の利用動向

ディープラーニングの登場に加え、昨今のインターネットサービスやIoT分野でのビッグデータの増大は、従前から利用されてきた統計的なアプローチ等の性能を飛躍的に向上させ、AIの産業応用の実用性と適用領域を拡大させている。本項では、AIの利用動向を産業別に示す。

2.2.3.1 ものづくり

製造業は日本のGDPの2割弱を占める基幹産業であり、他産業への高い波及効果を持つ。米国やドイツ等も次世代型製造業への転換政策を打ち出し、製造業の重要性を見直しつつある。具体的には、Industry 4.0やIndustrial Internet に代表されるAI・IoTによる生産性向上、品質管理・向上、在庫削減、不良品の削減等を目的とした生産革新を進める動きが進んでいる。

(1)開発設計

ものづくり分野ではCAD、3次元CAD、CAE（Computer Aided Engineering）等により、2次元や3次元での製図やシミュレーションなど、材料開発や設計のプロセスのデジタル化が進んでいる。このデジタル化されたデータに対してAIを適用することで設計コストの抑制、品質やスピードの向上につなげようとする動きが見られる（表7）。

Autodesk（米国）は、軽量化などの設計意図と設計仕様、制約条件を与えると、それらを満足するような形状をAIにより自動的に導出するAdditive Manufacturing技術を3D-CADに組み込む「Dreamcatcher」プロジェクトを進めている。Dreamcatcherは機械学習等によりクラウド上で形状やパラメータ等を変えながら多数の設計案を提示することを目指している。

Citrine Informatics（米国）は、機械学習を中心としたAIにより材料の開発設計を支援する「Citrination」プラットフォームを提供している。Citrinationプラットフォームはクラウドサービスとして提供され、特許、論文、技術レポート、各種データベース等の大規模データに機械学習を適用することで様々な材料や化学物質の特性を予測し、毎年数億円規模のコスト削減や材料の開発設計プロセスの高速化を可能としている。

表7 開発設計にAIを利用する取組例^{※6}

組織名	国	概要
Autodesk	米国	Autodeskは機械学習等のAI技術により製品の形状を自動的に導出するシステムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
Citrine Informatics	米国	Citrine Informaticsは機械学習等のAI技術により材料の開発設計を支援するクラウドベースのプラットフォームを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Dassault Systems	フランス	Dassault SystemsはAIをCADに応用し設計案を自動的に生成したり、部品同士の最適な組み付けを提案する機能を開発している。例えば設計者が性能や設計思想を与えるとコンピュータが自動的に形状案を提示する機能を今後販売予定のSOLIDWORKS 2018に搭載する予定としている。
富士通	日本	富士通は設計・生産現場の様々な業務に対してAIを適用するものづくりAIフレームワークを提供している。顧客の製品特性に応じて収集するデータの選別、予測等精度向上のためのチューニング等を行うことで、効果を高めている。例えば機械学習によりプリント基板の基板層数を予測することで、設計工程を短縮する等の取組が進んでいる。

(2)生産工程

設計や生産プロセスで収集したデータに基づく生産の効率化や、AIを組み込んだ製造ロボット等による生産の自動化が進んでいる。また、これらの機能をプラットフォームとして提供するサービスも現れている。

GEは、AIやIoT等を駆使して製造現場のリアルタイムなデータから自社の生産オペレーションを最適化するプロジェクト「Brilliant Factory」を進めている。現在はセンサから得られたデータを基に、工場内の生産プロセスのリアルタイムの可視化や故障予知等を行っている。今後は製品の設計から製造、サプライチェーンの最適化など、製造に関わる全てのプロセスでデジタル化されたデータを活用して効率化を図る警句である。

Rethink Robotics（米国）は、製造現場で人間のように働く協働ロボットを開発している。同社のロボットは専門的なプログラミング知識なしに、ユーザ自身がロボットにさせたい作業を直接教えることで設定が可能であるほか、人と接触した場合に瞬時に停止するなど、共同作業の安全性を担保する機能を備えている。

ファナックはNTT、Preferred Networks、Cisco Systems（米国）、Rockwell Automation（米国）と共同で、製造プロセスを効率化するプラットフォーム「FIELD System」を開発している。FIELD Systemは製造現場での使用を目的としたIoTプラットフォームであり、製造現場に近いネットワーク内でデータを処理するエッジヘビー思想の仕組みである。エッジで取得したデータとAIによる加工時間の予測や不良品検知・異常検知等を可能とするほか、パートナー企業^{※7}が登録したアプリケーションの利用も可能になる。

ブリヂストンは熟練技術者の匠の技をAIに学ばせることで、生産工程や品質保証の判断・動作を自動化する取組を進めている。具体的には、複数のセンサからタイヤ1本当たり480項目の品質データを取得し、AIにより最適条件で組立できるようリアルタイムで制御する機能を実現した。これにより、技術者の能力によるばらつきが極小化され、品質向上、高生産性、自動化によるスキルレス化が可能となることで、従前以上の高精度な生産が可能となっている。

生産工程にAIを適用する取組例を表8に示す。

※36
各種公表情報より作成。

※37
提供前にもかかわらず200社以上がパートナーとして登録している。

表8 生産工程にAIを利用する取組例³⁸

組織名	国	概要
GE	米国	GEはAIやIoTにより自社工場における生産革新を行うBrilliant Factoryを進めている。詳細は本文を参照されたい。
Sight Machine	米国	SightMachineは製造プロセス全体であらゆる部品、機械、ライン、プラントに対してリアルタイムで可視化を行い、実行可能な洞察を与えるプラットフォームを提供している。具体的には、製造プロセスで発生する非構造データを含む様々な形式のデータを取得し、独自のエキスパートシステムと機械学習アルゴリズムによりデータをリアルタイムで分類・意味付けすることで、製造プロセスの可視化、最適化、予測、異常検知等の機能を提供する。
Rethink Robotics	米国	Rethink RoboticsはAIにより製造現場で人間のように働く協働ロボットを開発している。詳細は本文を参照されたい。
ファナック	日本	ファナックはPreferred Networks、Cisco Systems、Rockwell Automationと共同で製造プロセスを効率化するプラットフォームFIELD Systemを開発している。詳細は本文を参照されたい。
ブリヂストン	日本	ブリヂストンはタイヤの成形工程にAIを導入しリアルタイムで最適な組立制御を行う機能を実装している。詳細は本文を参照されたい。

2.2.3.2 モビリティ

モビリティ分野におけるAIの適用は、自動車に関わる取組が先行している。特に、1.2.1章でも取り上げた自動走行は、今後の競争領域として自動車メーカー各社が研究開発投資を積極的に進めている状況にある。また、自動走行車を組み込んだロボットタクシー等のモビリティサービスの提供や自動走行等を支える地図基盤の開発なども進められている。

(1)自動走行

自動走行には、表9のようにドライバーが全ての運転操作を行う状態（レベル0）から、運転支援システムが一部の運転操作を行う状態（レベル1や2）、システムが全ての運転タスクを実施する状態（レベル3.5）など、自動車の運転へのドライバーの関与度合の観点から、レベルが定義されている。

自動走行実現へのアプローチとして、運転支援（レベル1）から段階的に自動化を進める自動車メーカーやサプライヤー、一足飛びに完全自動運転（レベル3～5）を実現しようとするWaymo（Google）等のIT企業やスタートアップ企業の二つの立場がある。

Waymo（Google）は2009年から先駆的に取り組む企業として注目されており、これまでの7年間に、約300万マイル³⁹の路上走行試験、10億マイルを超える走行シミュレーションを重ね、技術開発を進めてきた。開発した技術を商用化する目的で、2016年12月にWaymoが設立され、自動走行用センサパッケージを開発している。このパッケージには、360度レーダーと8個のビジョンモジュール、3種類の独自開発のライダーが搭載され、AIにより高速走行時にも遠方の建設コーンのような小さな物体を検出可能としている。2017年1月8日には、Fiat（イタリア）との共同開発によるビジョンシステムを搭載した完全自動走行車が公開され、100台の車両にWaymoのシステムを統合し、走行実験を始めている。本田技研工業もWaymoとの協同研究を発表しているように、自動車メーカーを巻き込んだ動きへと広がりを見せている。

※38
各種公表情報より作成。

※39
約482万8千km。

また、自動車メーカー各社は、表10のように2020年以降に完全な自動走行を実現するために、段階的に実用化を進めている。

表9 自動走行システムの定義⁴⁰

レベル	概要	安全運転に係る監視、対応主体 ^{a)}
運転者が全てあるいは一部の運転タスクを実施		
SAE レベル0 運転自動化なし	・運転者が全ての運転タスクを実施	運転者
SAE レベル1 運転支援	・システムが前後・左右のいずれかの車両制御に係る運転タスクのサブタスクを実施	運転者
SAE レベル2 部分運転自動化	・システムが前後・左右の両方の車両制御に係る運転タスクのサブタスクを実施	運転者
運転者が全てあるいは一部の運転タスクを実施		
SAE レベル3 条件付運転自動化	・システムが全ての運転タスクを実施(限定領域内※) ・作動継続が困難な場合の運転者は、システムの介入要求等に対して、適切に応答することが期待される	システム (作動継続が困難な場合は運転者) ^{b)}
SAE レベル4 高度運転自動化	・システムが全ての運転タスクを実施(限定領域内※) ・作動継続が困難な場合、利用者が応答することは期待されない	システム
SAE レベル5 完全運転自動化	・システムが全ての運転タスクを実施(限定領域内※ではない) ・作動継続が困難な場合、利用者が応答することは期待されない	システム

※ここでの「領域」は、必ずしも地理的な領域に限らず、環境、交通状況、速度、時間的な条件などを含む。

(2) ロボットタクシー

自動走行車を前提とした移動サービス（ロボットタクシー）の開発が進められ、先行する企業では市街地等での実証実験が行われている。表11に企業等による取組例を示す。

Uber（米国）はAI研究所を設立して経路検索エンジンの開発や自動走行の開発を進めている。2016年8月に、自動走行タクシーの試験運用を行っているほか、2016年12月には、AIスタートアップ企業であるGeometric Intelligence（米国）を買収するなど、実用化に向けて取組を加速させている。

nuTonomy（米国）は、2016年4月にUberに先んじて自動走行によるタクシーサービスの公道実験をシンガポールで実施している。利用者（住民）はスマートフォンアプリを利用して車両を呼び、目的地まで移動することができるという。

Zoox Labs（米国）では、自動走行車を開発するスタートアップ企業である。単に自動走行により自動車の付加価値を高めるのではなく、利用者がどのように移動したいか、どのように車内で過ごしたいかなどを理解するためにAIを活用し、それに合わせた最適な移動サービスを提供しようとしている。同社に関わる技術的な情報は十分に公開されていないが、市場からは非常に高い評価がなされており、2016年に5000万ドルの資金調達に成功し、設立後の調達額が合計2億4,000万ドルに達している。

ディー・エヌ・エー（DeNA）は2015年5月、ZMP（日本）とロボットタクシーを合弁で設立し、神奈川県藤沢市、千葉市イオンモール幕張新都心等で走行実験を行っている。その後、ZMPとの合弁を解

※40

「戦略的イノベーション創造プログラム(SIP)自動走行システム研究開発計画」内閣府ウェブサイト <http://www8.cao.go.jp/cstp/gaiyo/sip/keikaku/6_jidousoukou.pdf>

表10 自動走行の取組例⁴¹

組織名	国	概要
Audi	ドイツ	Audiは人が運転にまったく関わらないロボットカーではなく、ドライバーを守り助けるための技術として自動走行を位置付けている。2017年に発売する新型車両A8において、量産車として世界初となるレベル3に相当するTrafficjam Pilot機能を搭載する計画である。Trafficjam Pilotは時速60km以下の渋滞時の高速道路等限定された環境でドライバーが監視義務のない同一車線内の自動走行を行う機能である。
BMW	ドイツ	BMWは2016年7月に完全自動走行車の開発促進のために、Intel及びMobileyeとの提携を発表している。2021年までに複数の完全自動走行車が連携して稼動するシステムの実現を目指している。
Daimler	ドイツ	Daimlerは2020年以降の自動走行実現を目指して研究開発を進めている。2016年7月にオランダ・アムステルダムで自動走行バスの実証実験を実施している。
Fiat Chrysler Automobile	イタリア	Fiat Chrysler Automobile は2016年5月にWaymo (Google) と自動走行車の開発で提携すると発表し、共同開発を進めている。
Ford	米国	Fordは2016年9月に2025年までに完全自動走行車の一般販売を開始すると発表している。また、2021年までにカーシェアリングや配車サービス向けに完全自律走行車を投入する計画である。
GM	米国	GMは2016年3月に自動走行システムを開発するスタートアップ企業 Cruise Automation (米国) を買収している。2016年5月にはLyftと連携して自動走行による配車サービスの公道実証実験を開始すると発表している。
Mercedes	ドイツ	Mercedesは2016年7月に発売開始した新型車両Class Eに多くの先進機能 (高速道路の渋滞時に先行車を追従する機能、自動車線変更機能等) を搭載している。
Tesla Motors	米国	Tesla Motorsは自動走行技術を搭載したモデルSを販売している。最新のモデルでは自動レーンチェンジや定速走行・車間距離制御を行うアダプティブクルーズコントロール等の機能が搭載されている。2016年10月に、生産中の全車種に「完全自動走行(エンハンスドオートパイロット)」に対応したハードウェアを搭載すると発表している。具体的には8つのカメラを搭載し、Teslaが開発したディープラーニング等により自車の周囲約250mを認識することを可能とする。また、12台の超音波センサ、前方ミリ波レーダーを搭載することで、従来の約2倍の距離までの物体を検知し、物体の性質 (柔らかい・硬い) や物体の種類 (建物、自動車、人、動物等) を識別できるという。なお、完全自動走行機能のソフトウェアは開発中であり、今後ソフトウェアアップデートを行う計画である。
Volvo	スウェーデン	Volvoは2016年8月にUberと自動走行車を共同開発すると発表し、開発プロジェクトにUberと合わせて3億米ドルを投資する計画である。
Waymo	米国	Waymoは自動走行用センサパッケージを開発し、自動車メーカーと連携して自動走行の実現を目指している。詳細は本文を参照されたい。
トヨタ自動車	日本	トヨタ自動車は2020年頃の東京オリンピックの開催時期にレベル2又はレベル3の機能を搭載した自動走行車両の販売時期を目指している。
日産自動車	日本	日産自動車は2016年8月に発売開始したセレナに、高速道路の単一レーンにおける自動走行技術を搭載している。また、2018年には高速道路の複数レーンへの対応、2020年には、一般道路や交差点にも対応する技術の商品化を目指している。
本田技研工業	日本	本田技研工業は2020年頃をめどに高速道路における自動走行の実用化を目指したロードマップを公開している。2016年12月にはWaymoとの共同研究開発を発表している。

※41
各種公表情報より作成。

消し、現在は通信技術をNTTドコモ、車体をEasymile（フランス）と提携し、遠隔管制による自動走行バスの開発を進めている。具体的には、第5世代移動通信方式により自動走行車両の周辺環境情報（映像等）を瞬時に伝送し、遠隔地にいるオペレータが高精細な映像を基に遠隔管制を行う仕組みである。

SBドライブは、地域公共交通の確保を目的として小型バスの自動走行化を進めている。ドライバー不足や赤字路線など、地域公共交通の課題を解決するために、1人当たり複数台の自動走行車を遠隔監視し、緊急時等に遠隔から即時停止させたり、路肩への停車・避難を誘導する。自動走行は車両自身が自律的に行うあるいはインフラ協調によって行うことを想定している。

ZMPは、2020年の東京オリンピック・パラリンピックにおいて完全自動走行が可能なロボットタクシーによる移動サービスを提供することを目標に、交通量も多く市街地である東京お台場を中心に公道での走行実験を継続して実施している。これまでの走行実験では、前車両の追従、レーンキーピング、レーンチェンジ、交差点での右左折等をドライバーの操作なしに行う（レベル3に相当⁴²する）機能を実装し、検証している。同社は2017年度中にレベル4の機能をもつ車両を開発し、走行実験を行う予定としている。

表11 ロボットタクシーの取組例⁴³

組織名	国	概要
nuTonomy	米国	nuTonomyは自動走行によるタクシーサービスを開発し、公道実験を世界で初めて実施した。詳細は本文を参照されたい。
Uber	米国	UberはAI研究所を設置し、自動車メーカー等と連携しながら自動走行車によるロボットタクシーの開発を進めている。詳細は本文を参照されたい。
Zoox Labs	米国	Zoox Labsは自動走行車による移動サービスの開発を進めている。具体的には、移動者の感情等をAIで認識し、それに合わせた最適な移動サービスを提供する狙いがある。詳細は本文を参照されたい。
DeNA	日本	DeNAは遠隔管制による自動走行バスの開発を行っている。詳細は本文を参照されたい。
SBドライブ	日本	SBドライブは地域公共交通の確保のために自動走行車を用いた移動サービスの開発を進めている。詳細は本文を参照されたい。
ZMP	日本	ZMPはお台場を中心とした地域で東京オリンピック・パラリンピックが開催される2020年に完全自動走行が可能なロボットタクシーによる移動サービスを提供することを目標に走行試験及び周辺システムの開発を進めている。詳細は本文を参照されたい。

(3)その他

自動走行やそれを前提としたロボットタクシー等の実用化には、高度な地図基盤が不可欠である。具体的には、走行する道路等の静的な情報だけでなく、走行エリアの交通規制や混雑情報などの動的な情報も必要となる。こうした動的な道路情報を走行車両に提供するために、インターネットを通じて走行車両のセンサ情報をリアルタイムに収集し、クラウド上で分析することで各地域の交通状況、規制状況を整備する取組が進んでいる。

HERE（ドイツ）は、自動走行実験用の高精度地図データを提供するサービスを世界に先駆けて提供している。自ら車両を走行させて高精度地図データを収集しているほか、ドイツの自動車メーカー等と連携し、データ収集源を拡大し、高精度地図データのプラットフォームの形成を進めている。

ゼンリンは、自動走行用の高精度地図を作成するために、全国の高速道路等で計測車両を走行させている。2020年までに、自動走行用の地図を作成することを目指しており、レーザーセンサで取得した点群デー

※42
自動走行システムのレベルについては表9を参照されたい。

※43
各種公表情報より作成。

タとカメラ画像、高精度位置測位情報から、高精度な3Dの空間データベースの作成を進めている。

2.2.3.3 インフラ

道路、鉄道、空港・港湾、治水、生活インフラ等の長寿命化や維持管理の効率化を目的として、異常等の検知や設備運用の高度化にAIの適用が期待されている。

(1)異常検知

インフラや設備の故障・異常検知にAIを利用する取組が始まっている。AIによる異常検知に取り組む企業の例を表12に示す。

福田道路とNECは、ディープラーニングを用いて路面の映像からわだちとひび割れを同時に検出する舗装損傷診断システムを開発した。このシステムは、NECが保有するディープラーニング技術を活用して開発されたもので、一般的なビデオカメラを搭載した自動車から撮影した路面の映像を分析し、わだち掘れとひび割れを同時に検出して劣化レベルを評価できる。目視点検や専用機器による調査と比較して、安価かつ容易に路面の健全度を可視化することが期待される。

■表12 異常検知にAIを利用する取組例⁴⁴

組織名	国	概要
首都高速道路	日本	首都高速道路は設計、施工、維持管理までの全データを管理し、転換や補修工事などを効率化するインフラ管理システムi-DREAMsを開発し、2017年度から運用を開始する。収集したデータはAIによる損傷推定エンジンが分析し、構造物の健全度や劣化度を予測する。具体的には、三次元レーザースキャナーとGPSを搭載した車両などが走行しながら計測した構造物などの形状をあらゆる座標値(三次元点群データ)を基に、経年変化等を分析することで、浮きや剥離等の形状変化を定量的に分析することができる。
千葉市	日本	千葉市と東京大学等は自動車にスマートフォンを搭載して路面を撮影することで損傷度を自動判定する機能を開発している。
日本国土開発	日本	日本国土開発と科学情報システムズは、建造物のコンクリートの表層品質を自動評価するシステムを開発している。モバイル端末のカメラでコンクリート表面を撮影するとAIが表面にできた気泡の状態を定量的に採点する。
東日本高速道路	日本	東日本高速道路は高速道路における路面凍結防止剤の効率的な散布を行うために、AIにより路面状態を自動で判別し、防止剤の散布量を計算するシステムを開発している。
福田道路 NEC	日本	福田道路とNECはディープラーニングを用いて路面の映像からわだちとひび割れを同時に検出するシステムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
NTTコムウェア	日本	NTTコムウェアと総合警備保障(ALSOK)は市販のカメラで撮影した道路の映像を基にひび割れやポットホールの有無を検出する技術を開発している。

(2)設備運用

インフラ等の設備運用の高度化を目的として、AIを活用する取組も見られる。表13に設備運用にAIを利用する取組例を示す。

香港鐵路有限公司(香港)が運営する香港最大の鉄道路線MTR(Mass Transit Railway)は、1日当たり約520万人の乗客を輸送する世界最大規模の鉄道であり、特別な祝祭日には24時間運行している。また、99.9%の定時運行を行うなど、ニューヨークやロンドン等の大都市と比較して非常に高い品質水準でサービスが提供されている。高い品質を維持するために、MTRでは鉄道の様々な工学的な作業を計画・スケ

※44
各種公表情報より作成。

ジュール・最適化するためのAIエンジンを開発し、利用している。

具体的には、AIエンジンのスケジューリングに合わせた最適なりソース割り当てを行い、世界最大規模の鉄道システムを高い品質水準で管理を行っている。例えば、広大な地下鉄網における修繕ポイントがAIが見極め、毎週1万人ものエンジニアの修繕作業・整備を効率的に割り当てることができるという。MTRの取組は、米国人工知能協会（AAAI）より革新的アプリケーション（2014 Innovative Applications of AI Award）として表彰されている。

KONUX（ドイツ）は鉄道設備の予兆保全・保守を実施するためにAIを活用している。具体的には、分岐器にセンサを搭載し、分岐器の状態をリアルタイムでモニタリングするとともに、機械学習による予測アルゴリズムにより過去の振動や圧力等から潜在的な障害を検出することを可能とする。

■表13 設備運用にAIを利用する取組例⁴⁵

組織名	国	概要
KONUX	ドイツ	KONUXは鉄道設備の予兆保全・保守を実施するためにAIを活用している。詳細は本文を参照されたい。
香港鐵路有限公司	香港	香港鐵路有限公司は24時間利用可能な地下鉄MTRの運用のためにAI技術を組み込んだシステムを利用している。詳細は本文を参照されたい。

2.2.3.4 農業

農業の担い手の減少や高齢化に加え、農業は人手に頼る作業や熟練者でなければできない作業が多いことから、省力化や人手の確保、負担軽減が課題となっている。こうした背景から、農業へのAI適用は生産性向上等の用途で先行している。

(1) 農業自動化

GPS等を利用して、高精度で無人走行を行う農機の開発や、収穫作業を自動化するロボット等の開発が進められている。これにより、省力化や農作業の負担軽減が期待されている。また、第4回「未来投資に向けた官民対話」⁴⁶において「2018年までに圃場（ほじょう：作物を栽培する田畑）内での農機の自動走行システムを市販化し、20年までに遠隔監視で無人システムを実現できるよう制度整備などを行う」方針が示されたこともあり、より一層農機の自動化と実用化が進むと期待される。

Blue River Technology（米国）は、農機後方に設置したカメラから取得する画像を基に、農機を走らせながら栽培されているレタスを撮影し、自動的にレタスの間引きや雑草等の除去を行う農機を開発している。具体的には、ディープラーニングにより間引くべきレタスと間引かないレタスを画像から判別し、従業者は農機を走行させるだけで、自動的にレタスの間引きができるほか、圃場内の雑草等もAIが判断し、自動的に除去できる。1分間で5,000本の間引きが可能になるため、人手で間引きや除草にかかるコストが大幅に抑制されるほか、農薬の使用量も減らせるため、環境にも優しい減薬農法にもつながるといえる。

Deepfield Robotics（ドイツ）は、環境センサや慣性センサ、Wheel Odometry（車輪回転数からの移動量計算）、GPSを用いて位置推定と自動航行を行い、カメラや各種センサを用いて作物の識別、作物の測定や健康状態分析、土壌の密度測定、作物への水遣り、草むしりを行う農業用多目的ロボットプラッ

※45
各種公表情報より作成。

※46
「平成28年3月4日 未来投資に向けた官民対話」首相官邸ウェブサイト <http://www.kantei.go.jp/jp/97_abe/actions/201603/04kanmin_taiwa.html>

トフォームBoniRobを開発している。

クボタは圃場の広さや形状などのデータを活用し、有人監視下でトラクター（耕運機）の無人走行に取り組んでおり、2017年度からモニタ販売を開始する予定としている。事前に有人運転で農地を走行し、GPSの位置情報から農地の地図情報を作成した後、最適な作業経路を算出し、農機の位置、方位、傾きを高精度に推定する。これらの情報に基づき機体の制御システムと連携を取りながらエンジン回転数や変速などを自動的にコントロールすることで無人走行を実現する。

AIによる農業自動化に取り組む企業の例を表14に示す。

■表14 農業自動化にAIを利用する取組例⁴⁷

組織名	国	概要
Abundant Robotics	米国	Abundant RoboticsはAIによりカメラで撮影したりんごの木や果実の画像から収穫物の状態を判別し、傷つけることなく収穫するロボットを開発している。
Blue River Technology	米国	Blue River Technologyはディーラーリングにより画像から間引くべきレタスや雑草を判断し走行させるだけで自動的に除去する農機を開発している。詳細は本文を参照されたい。
Deepfield Robotics	ドイツ	Deepfield Roboticsは農機の自動走行やセンサ等による作物の識別、土壌状態の検知等を行う農業用多目的ロボットプラットフォームを開発している。詳細は本文を参照されたい。
Harvest Automation	米国	Harvest Automationは農園や温室栽培向けの作業を自動化するロボットHV-100を開発している。HV-100は農園等を自律的に移動し、水やり、農薬・除草剤散布、肥料散布等を自動的に行うことが可能であり、労働力不足の農業を支え、生産性を高めることが期待されている。
クボタ	日本	クボタは圃場の広さや形状などのデータを活用し、有人監視下でトラクター（耕運機）の無人走行の開発を行っている。詳細は本文を参照されたい。
須藤物産	日本	須藤物産はフルーツトマトを栽培する植物工場にAIを導入している。具体的にはGALCON（イスラエル）の植物工場用のAIにより、天候変化の予測に基づく給水等の制御を自動化し、高品質なトマトの生産を行っている。
パナソニック	日本	パナソニックはAIを用いてトマトを収穫するロボットを開発している。この収穫ロボットは、センサとカメラにより果実の色や形、場所を認識し、収穫時期を判定した上で、自動的に収穫を行う。夜間等に自動で収穫することで、昼間の作業負担を軽減することを目的とする。

(2) 熟練農家の巧の技・ノウハウの移転

経験や口伝によって継承されてきた農家の技術・判断を形式知化し、就農者等の学習・指導に活用することが期待されている。農林水産省では、2016年に人工知能未来農業創造プロジェクトを開始。熟練農業者の視線や行動を計測し、作業記録と合わせて形式知化することで、新規就業者の学習、指導に活用する取組として進められている。

JAふくおか八女は、農林水産省のAI（アグリ・インフォマティクス）システム実証において、熟練農家の気づきを記録し、それを基に学習教材として形式知化して、未就農者や経験の少ない生産者の学習を支援するシステムを開発。フィールド実証を行った。実証では、熟練農家の着眼点を記録するアイカメラ、動きを捕捉する位置情報・動作センサ等を活用して、熟練農家のノウハウをデータ化した。これをタブレット端末等で参照して学習することで、高度な栽培技術を身につけることを支援するものであり、エキスパートシステムに類する技術の応用である。

※47
各種公表情報より作成。

(3)栽培管理の効率化

センサやドローンからの空撮データを基に、圃場ごとに最適な栽培管理方法を分析するほか、気象データ等よりリスクを予測し、事前の対策を実現する取組も進められている。AIによって栽培管理の効率化に取り組む企業例を、表15に示す。

Descartes Labs（米国）は衛星画像を中心として気象情報、商品価格動向、ウェブクロウリング、ソーシャルメディア等からの情報を取り込み、分析可能なプラットフォームを提供している。農業向けのソリューションとして衛星画像や気象情報等を基にエリアごとの収穫量等の予測を行う「Descartes Labs Crop Forecast」を提供している。

Mavrx（米国）は、衛星画像やドローンからの空撮画像を用いた作物管理やフィールドデータに基づく農作業支援を行っている。具体的には衛星画像や空撮画像により農地の潜在的な問題等を把握し、アラートを配信する「Guided Scouting and Sampling」、過去5年間の衛星データ及び作物データを基に現在の作物業績を過去と比較する「Crop Performance Benchmarking」、土壌の窒素をモニタリングする「Variable Rate Nitrogen」、設定したエリア内の作物等の変動を分析する「Management Zone Creation」等を提供している。

Prospera Technologies（イスラエル）は、農場全てをAIにより管理させることを目的として、センサ、カメラ等の農場の様々なデータを基に、病気や害虫の検出、作物の状態に適した水分や肥料の設定、採取時期や収穫量の判断等を行うツールを開発している。同社のツールは、既に欧州・北米・イスラエルの屋内栽培を行う中堅・大規模農家に導入されているほか、Walmart（米国）やTesco（英国）等の大手スーパーマーケットの契約農家において利用が進んでいる。

表15 栽培管理の効率化にAIを利用する取組例^{※48}

組織名	国	概要
Descartes Labs	米国	Descartes Labsは衛星画像、気象情報等を分析して収穫量等の予測を行うサービスを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Mavrx	米国	Mavrxは空撮画像を用いた作物管理やフィールドデータに基づく農作業支援を行っている。詳細は本文を参照されたい。
Prospera Technologies	イスラエル	Prospera Technologiesはセンサ、カメラ等のデータを基に、病気や害虫の検出、作物の状態に適した水分や肥料の設定、採取時期や収穫量の判断等を行うツールを開発している。詳細は本文を参照されたい。
TerrAvion	米国	TerrAvionは専用カメラを搭載した通常の飛行機により、カラー画像、赤外線画像、熱画像、植生分布等を可視化するサービスを提供している。

※48
各種公表情報より作成。

2.2.3.5 健康・医療・介護

医療分野では、1970年代のAI第一次ブーム期より、エキスパートシステムと呼ばれるAI技術を応用する取組が実施されるなど、古くから活用が期待されてきた分野である。昨今のアルゴリズムの進展により、医療分野での実用化が進み、2.2.2項で紹介したディープラーニングによる診断支援に加え、電子カルテなどの診断データによる診断支援、新薬開発へのAIの適用等が期待されている。

(1) 診断支援

医学研究や診断・検査結果等を基に医師の診断を支援する取組が始まっている。診断支援に関する取組例を表16に示す。なお、ディープラーニングによる画像認識を用いた診断支援の取組は2.2.2項を参照されたい。

■表16 診断支援にAIを利用する取組例⁴⁹

組織名	国	概要
IBM	米国	IBMは電子カルテや医学文献を基に医師の診断支援を行うWatson for Oncologyを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Grail	米国	Grailは症状が現れる前に早期にがんを検出するための血液検査を開発している。詳細は本文を参照されたい。
Verily	米国	Verily (Googleのライフサイエンス分野が独立) は医療・健康データを収集・整理し、これらの洞察から治療への介入と総合的なプラットフォームの構築を進めている。
桶狭間病院藤田こころセンター	日本	桶狭間病院藤田こころセンターは日本IBM、大塚製薬と協同でWatsonを用いた精神科向け電子カルテ解析システムMENTATを開発し、2016年7月から運用している。MENTATはWatsonの自然言語処理技術を活用し、電子カルテにある経過記録や退院サマリ、看護メモなどの文章を解析し、患者ごとに未治療期間、初発時年齢、拒薬傾向といった入院長期化や再発予測に関わる要素を抽出してデータベースを作成する。このデータベースを活用することで、過去の類似症例の検索や治療効果・経過確認が可能としている。
自治医科大学	日本	自治医科大学は患者の症状から複数の鑑別疾患をあげ、それぞれの疾患の確率を算出する総合診療支援システムホワイトジャックを開発している。問診や検査結果など新たな情報を追加するたびに最適と考えられる鑑別疾患のリストと必要な検査項目、処方箋をAIが繰り返し検討し、表示できる。
FRONTEOヘルスケア	日本	FRONTEOは電子カルテの解析から問診中の会話の分析、医療情報・論文の中から最新かつ最適な情報の抽出まで、個々に適した医療提供を支援するサービスを提供している。詳細は本文を参照されたい。

IBMは診断支援システム「Watson for Oncology」を開発し、医療機関への導入を進めている。Watson for Oncologyはがんの診断支援を行うクラウドサービスであり、肺がんや乳がん、結腸・直腸がんなどを対象としている。電子カルテから年齢、性別、症状、各種検査結果などの患者の属性データを抽出し、それを踏まえて各種ガイドラインなどにに基づき最適な治療方針を分析するほか、医学文献から治療方針を支援するための根拠を探索し、その上で医師の専門知識によって訓練されたWatsonの推論モデルを用いて治療方針の優先順位を提示することができる。Watson for Oncologyを利用することで、医師はWatsonが提示した治療方針の優先度を基に、最終的な治療方針を決定することができる。

全米がん学会 (AACR) が2016年に開催したサンアントニオ乳がんシンポジウム (SABCS) において、Watson for Oncologyを導入したインドのManipal総合がんセンター及びManipal病院より、評価結果

※49
各種公表情報より作成。

が発表された。638名の乳がん患者を対象に同病院の腫瘍医による診断との一致度及び評価までの時間を評価したところ、全体として90%腫瘍医による推奨と一致したが、転移がんでは45%しか一致しなかったなど、得手不得手があり、医師の業務を代替するものではなく補完するものであるとの評価が行われている。また、東京大学の医学研究所の研究によると、8割近くの症例でWatsonが診断や治療に役立つ情報を提示したとの成果が報告された。

Grail (米国) は、血液検査でがんを診断する技術「Guardant360」の開発に取り組んでいる。具体的には、血中に存在する極小のがん遺伝子を特定する方法で、患者の血液中の遺伝子情報を分析し、がん治療に対してがん細胞がどのように反応するかを調査する。2016年に設立された後、ジェフ・ベゾス氏、ビル・ゲイツ氏、Google Ventures (米国) 等から9億ドル超の資金調達を行っている。

FRONTEO (旧UBIC、日本) のヘルスケア子会社FRONTEOヘルスケアは、電子カルテの解析から問診中の会話の分析、医療情報・論文の中からの最新かつ最適な情報の抽出まで、世界中の人々が個々に適した最善の医療を受ける手助けとなるサービスを提供している。同社が開発中のがん個別化医療AIシステムは、医師に対して適切な情報提供を行う情報支援ユニット、患者とのコミュニケーションを支援するインフォームドコンセント支援ユニット、遺伝子分析の結果から診断支援を行う診断支援ユニットにより構成される。

(2)新薬開発

ライフサイエンス分野では、製薬会社や各種研究所などがAIを用いて新薬開発に向けた取組を進めている。新薬開発は企業の競争力の源泉であり、研究開発などに多額の投資が行われ、表17のとおりスタートアップ企業等も新薬開発を効率化するためのAI技術の開発を進めている。

表17 新薬開発にAIを利用する取組例⁵⁰

組織名	国	概要
Atomwise	米国	Atomwiseはディープラーニングにより新薬候補を従来以上のスピード、精度で発見するソフトウェアAtomNetを開発している。詳細は本文を参照されたい。
Benevolent AI	英国	Benevolent AIはAIにより医学文献等の大量データから新薬開発を支援するシステムを開発している。具体的には、医学論文、特許、臨床試験情報、そのほか医療に関する多様な構造化・非構造化データに対してAIを適用し、新薬候補の発見や化合物の物性予測を行う。テキストデータ等の非構造化データからコンテキストを分析し理解するためにディープラーニングを利用している。
Recursion Pharmaceuticals	米国	Recursion Pharmaceuticalsは生物科学とディープラーニングを含む機械学習を組み合わせ、希少疾患に効く既存薬を効果的に発見する技術を開発している。特定の病気のメカニズムについて長期間にわたって高額な研究をしなくても治療法の特定が可能になり、これまでに15の有望な希少疾患の治療法を発見している。
システムバイオロジー研究機構、SBX Technologies	日本	システムバイオロジー研究機構とSBX TechnologiesはGaruda PlatformとGandhara AI Frameworkを開発し、生命科学の基礎研究から創薬プロセス全般にわたるサポートを国内外の製薬企業に対して提供している。詳細は本文を参照されたい。
武田薬品工業、富士フイルム、塩野義製薬等	日本	武田薬品工業、富士フイルム、塩野義製薬等は富士通やNEC等のIT企業とともに、AIを使った新薬開発を推進している。詳細は本文を参照されたい。

Atomwise (米国) は、ディープラーニングにより新薬候補を従来以上のスピード、精度で発見するソフトウェア「AtomNet」を開発している。AtomNetは畳み込みニューラルネットワークにより、生理活

※50
各種公表情報より作成。

性物質の構造を予測し、新薬設計を行うことができるアルゴリズムを搭載している。創薬のベンチマークDUD-E⁵¹において、AtomNetがほかのアルゴリズムより優れた成績を納め、実際の創薬実験にも利用されている。

システム・バイオロジー研究機構は同機構の事業会社であるSBX Technologiesとともに、システムバイオロジーとAIを適切に組み合わせた創薬プラットフォーム「Garuda Connectivity Platform、Gandhara AI Framework」を開発し、国内外の製薬企業に提供している。さらにドメイン特化型のテキストマイニングサービスTaxilaを提供するなど、製薬企業等の広範なニーズに対応している。

武田薬品工業、富士フイルム、塩野義製薬などは、富士通やNEC等のIT企業とともに、AIによる新薬開発を推進している。約50社が参加し、理化学研究所や京都大学と協力して創薬用AIエンジンの開発が進められている。

(3)その他

医療現場にロボット等を導入して手、術の自動化や支援を行う取組や医療情報のプラットフォームを構築する動きも進んでいる。

Verb Surgical（米国）は、GoogleとJohnson & Johnson（米国）により設立された合弁会社であり、機械学習や画像処理を用いて複雑な手術を支援する次世代手術ロボットのプラットフォーム開発を進めている。手術支援ロボットで著名な「da Vinci」のように、人間がアームを操作する手術ロボットは様々な企業が開発しているが、同社はGoogleの機械学習や画像処理技術を活用して、様々な外科手術に適用することを目指している。同プラットフォームは、ロボティクス、可視化、計測、データ分析、ネットワーク等の機能により構成され、2017年1月にはパートナー企業にプロトタイプが提供されている。

東京女子医科大学、日本医療研究開発機構（AMED）、広島大学はスマート治療室SCOT（Smart Cyber Operating Theater）を開発している。SCOTは治療室内の医療機器を機能や役割に応じてパッケージ化し、OpeliNKと呼ぶシステムで治療室全体をネットワーク化する。AIを始めとするコンピュータの支援により治療の安全性と効率性を向上させる。治療室全体がネットワーク化されているため、医療機器のデータや術中画像、器具の位置情報、患者の生体情報などを統合管理することができる。SCOTは、手術中に担当の外科医に有用なデータを提供して意思決定を支援する意思決定ナビゲーションシステムや、外科医の負担を低減する精密誘導手術システムで構成され、機器の接続実証などを進め、2019年3月に完成させて同年夏に治療を開始する計画である。

iCarbonX（中国）はゲノムデータ、医療データ、健康関連データを蓄積管理する医療データプラットフォームの構築を進めている。2015年に設立後1億9,948万ドルもの資金調達を行ったほか、創業6ヶ月で企業評価額が10億ドルを超えたことで注目され、医療健康関連の複数のプレイヤーとコンソーシアムを設立している。今後5年間で100万人のユーザを集め、プラットフォームを強化する方針である。

2.2.3.6 防犯・防災

防犯分野におけるAIの適用は、監視カメラ等の映像を基にした“リアルタイムでの”不審者の特定・追跡や防犯ロボット（ドローン）が中心であり、施設から街・都市全体の防犯へと広がることが期待されている。

我が国では「東京2020オリンピック・パラリンピック競技大会」開催に向けたセキュリティ対策の一環としてAIの利用が検討されており、東京オリンピック・パラリンピックをモデルとして全国規模に展開さ

※51

100万以上の予測をさせて過去の結果と照合するテスト。

れる可能性も秘めている。

(1)サイバーセキュリティ対策

ディープラーニングや機械学習等によりマルウェア等の検知率を高めるだけでなく、未知のマルウェアの予測・検知を行う機能の実用化が始まっている。主要な取組例を表18に示す。

■表18 サイバーセキュリティ対策にAIを利用する取組例⁵²

組織名	国	概要
Cylance	米国	Cylanceはディープラーニングにより未知のマルウェアを特定・検知するソフトウェアを開発している。既知のマルウェアファイルに加えて正常のファイルも学習対象とし、700万の特徴を学習させている。詳細は本文を参照されたい。
Darktrace	英国	Darktraceは機械学習と数学理論に基づいて企業情報ネットワークの動態を学習し、ネットワークの変化を検知して警告を行う情報セキュリティ対策ソフトを開発している。詳細は本文を参照されたい。
Deep Instinct	イスラエル	Deep Instinctはディープラーニングによりゼロデイ攻撃やAPT攻撃の予測や攻撃からの保護を行うシステムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
SignalSense	米国	SignalSenseはセキュリティの検出のために人間の知識を取り入れた脅威の予測検知機能を行うフレームワークを開発している。具体的には、セキュリティ専門家の知識と思考プロセスを学習させることで、未知の脅威の特定、予測、対応強化につなげている。
Symantec	米国	Symantecは機械学習を活用した学習型AIエンジンSkepticを開発し、サイバー攻撃の検出精度を高めている。詳細は本文を参照されたい。
トレンドマイクロ	日本	トレンドマイクロは機械学習型検索機能を組み込んだ企業向け総合セキュリティソフトであるウィルスバスター コーポレートエディション XGを提供している。詳細は本文を参照されたい。

Darktrace (英国) は、機械学習と数学理論に基づいて企業情報ネットワークの動態を学習し、ネットワークの変化を検知して警告を行う情報セキュリティ対策ソフトを開発している。既に侵入してしまった悪意あるプログラムの動作や内部不正利用・操作ミス等による動作のほか、未知の攻撃についても検知・可視化することができる。産業用制御システム (ICS) や監視制御システム (SCADA) にも適応可能な Industrial Immune Systemも開発しており、重要インフラ等の制御システムへのセキュリティ対策としても期待されている。

Deep Instinct (イスラエル) はディープラーニングによりゼロデイ攻撃やAPT攻撃の予測や攻撃からの保護を行うシステムを開発している。具体的には、10億以上の既知のマルウェアを対象としてディープラーニングにより学習させることで、未知のサイバー攻撃からの保護を可能としている。

Cylance (米国) はディープラーニングを導入したサイバーセキュリティ対策ソフト「CylancePROTECT」を開発している。ディープラーニングにより正常なファイルやマルウェアなど数億に上るファイルから抽出した700万の特徴を学習させ、マルウェアのパターンファイルがなくとも未知のマルウェアを特定・検知することができるという。

Symantec (米国) は自社開発による学習型AIエンジン「Skeptic」によりサイバー攻撃の検出精度を高めている。機械学習を活用し、エンドポイントとクラウドにおけるセキュリティを確保し、サイバー攻撃の兆候となり得るパターンや特異性を見つけ出すことで、攻撃手段にかかわらず、エンドポイントでの

※52
各種公表情報より作成。

先進的な脅威の阻止と対応を可能とする。

トレンドマイクロは機械学習型検索機能を組み込んだ企業向け総合セキュリティソフトである「ウィルスバスター コーポレートエディション XG」を2017年1月より提供している。同機能は複雑化する脅威から企業を守るために、EXEやdllなどファイルタイプごとに適した学習モデルを使い分け、プログラムの実行前や実行後に「機械学習型検索機能」を用いることで未知の脅威等を検出できる。

(2)災害対策・予測

都市化や気候変動により、自然災害等による脅威は増大している。特に、日本を含めたアジア地域では、世界で発生した自然災害の約58%を占めるなど、多くの災害が発生し、犠牲者も出ている。我が国では、ハード（防災基盤）、ソフト（避難態勢、規制）、人的（危険度の認識・リテラシ、対応策等）な対策技術やノウハウを長年かけて培ってきた強みがあり、今後も発生が想定されるアジア地域を中心に、こうした技術を展開することも期待されている。これまでの災害対策において、SNS等の情報を用いた災害推定、気象データに基づく降水量の予測及び危険度の推定、雨量データや河川流量のデータに基づく予測などが行われてきたが、今後AIにより、より精度の高い予測や新たな対策の開発も期待される。主要な取組例を表19に示す。

産業技術総合研究所とNECは「産総研-NEC 人工知能連携研究室」を設立し、シミュレーションとAIを融合させて未知の状況での意思決定支援の実現に向けて開発を進めている。具体的には、シミュレーションによりまれに起こる異常事態などに関するデータを擬似的に生成し、統計的な機械学習や大量データを必要とするディープラーニング等が有効に機能しづらい災害等に対しても、予測や意思決定の支援につながる情報提供を可能とする。

情報通信研究機構は、耐災害ICT研究センター及びユニバーサルコミュニケーション研究所において開発した災害状況要約システム「D-SUMM」(Disaster-information SUMMarizer)をウェブ上に試験公開している。D-SUMMは、Twitterに投稿された災害関連情報をリアルタイムに分析する。都道府県単位又は市区町村単位でエリアを指定すると、指定エリア内の被災報告を瞬時に要約し、そのエリアの被災状況の概要が一目で分かるように、コンパクトかつ、分かりやすく提示。各種救援、避難等を支援できる仕組みである。「火災が発生している」、「火事が起きている」など、意味的に類似する被災報告を分類するために、機械学習や統計処理を用いている。

表19 災害対策・予測にAIを利用する取組例⁵³

組織名	国	概要
産業技術総合研究所 NEC	日本	NECと産業技術総合研究所はディープラーニング等が有効に機能しづらい災害等に対しても予測や意思決定の支援につながる情報提供を行うための技術を開発している。詳細は本文を参照されたい。
情報通信研究機構	日本	情報通信研究機構はエリアの被災状況の概要が一目で分かる災害状況要約システムD-SUMM(ディーサム)を公開している。詳細は本文を参照されたい。
国土技術政策総合研究所 産業技術総合研究所	日本	国土交通省国土技術政策総合研究所と産業技術総合研究所は、土砂災害の予兆や発生を検知可能な観測・監視情報を検討し、IoTを活用したセンサの検討・開発やAIを活用した災害発生の判別精度向上に関する研究を行っている。

※53
各種公表情報より作成。

(3)映像監視・犯罪リスク予測

テロの発生等によりセキュリティへの意識が高まる中、大規模商業施設や鉄道等の公共施設等に防犯カメラの新設・増設が進んでいる。防犯カメラの設置による防犯効果の向上が期待される一方で、警備員がこれらの映像を目視で監視することは困難である。こうした課題に対して、表20に示すようにAIを適用して異常検知や物体認識・追従を行う機能の開発が進められている。

表20 映像監視・犯罪リスク予測にAIを利用する取組例⁵⁴

組織名	国	概要
Algocian	カナダ	Algocianは最先端の機械学習を活用し、映像から人を検出可能な監視カメラを開発している。カメラの位置や環境条件、屋内外に関わらず検出できるほか、最新の製品Artemis1では、侵入検知等の機能を搭載して人の存在や動作を検知することで不必要な記録や通信(帯域幅使用率)を抑制することができる。
Canary	米国	Canaryはディープラーニングによる画像認識を搭載した屋外用防犯カメラを販売・提供している。スマートフォンアプリと連携し、スマートフォン保有者が外出すると自動的に監視モードへと移行し、遠隔からリアルタイムで映像を確認できるほか、AIにより動きを自動検出した場合に前後数秒の動画を自動的に編集、保存することができる。
SenseTime	中国	SenseTimeはディープラーニングを用いた顔認証のソリューションを防犯用途で提供している。シーンごとに1,000人までを解析できるほか、大規模群衆の過密・対流・混乱など状態監視を行うことができる。同社はILSVRCのビデオ部門で2015年に首位を獲得する等高い技術力を有している。
Megvii	中国	Megviiは顔認識を行うクラウド型のプラットフォームサービスのほか、これらの機能と連携可能な監視カメラ等のハードウェアを開発し、ビデオ監視、侵入警報等の機能により政府の安全保障、公共安全、税関、空港、鉄道などでの利用を進めている。
NEST	米国	NESTは機械学習により映像から自動的にドアを認識し、ドアの周囲をアクティビティエリアとして監視対象に設定する家庭用カメラとアプリケーションを提供している。詳細は本文を参照されたい。
日立製作所	日本	日立製作所は防犯カメラなどの映像にディープラーニングを適用することで、人物の特定・抽出を行う技術を開発している。人物の性別・年齢層・服装・髪型などの特徴を複数同時に判定できるほか、「歩く」、「走る」、「しゃがむ」などの10項目の動作に関する特徴も識別できる。また、人物の全身画像を詳細に解析し、同一人物の映像を抽出する高速人物追跡も可能とする。空港や駅などの公共施設などでの警備や防犯用途に活用することを狙い、2019年3月までに実用化を目指している。
富士通	日本	富士通は市街地や施設内に設置された監視カメラ映像を富士通のAI技術Human Centric AI Zinraiと高速画像処理技術により分析し防犯等に役立てるFUJITSU Technical Computing Solution GREENAGES Citywide Surveillanceを提供している。大量の画像データに対してディープラーニング等のAIを適用して車両の車種や人物の着衣タイプなどの特長まで認識するサービスである。空港・駅・幹線道路・工業団地・ショッピングモール・駐車場といった施設や、市街地などの公共スペースに幅広く活用でき、全体的な車や人の動きの把握や防犯などに適用できる。
NEC	日本	NECは防犯カメラなどの大量の映像から特定の時間・場所に出現する人物や、特定の動作をしている人物を高速・高精度に検索するAIソフトウェアNeoFace Image data miningを提供している。顔画像に基づいた特定の人物の検索に加え、特定の時間・場所に出現する人物の検索、特定の人物と一緒にいる人物の検索が可能であり、犯罪捜査や迷子の捜索等防犯用途での活用が期待されている。特定の時間・場所に頻繁に出現する人物を100万件の顔データから検索する場合には10秒という非常に短時間で検索可能である。顔認証などAIを使った複合的な監視システムを数年以内に100都市に導入する方針を打ち出している。

※54
各種公表情報より作成。

Nest（米国）は家庭用のカメラNest Cam及びAIを組み込んだNestCam用のアプリケーションNest Awareを提供している。Nest Awareは機械学習により映像から自動的にドアを認識し、ドアの周囲をアクティビティエリアとして監視対象に設定できる。アクティビティエリア内の大きな動きや変化を検出すると、スマートフォンにプッシュ通知することができ、不審者の自動検知等に活用されている。

2.2.3.7 エネルギー

計測機器や計測システムの高機能化、スマートメーターの普及等により、電力の発電や送電、使用に関わる様々なデータを取得・蓄積できるようになっている。これらのデータに対して、AIを適用して電力需要予測や運用効率化等を行う取組が進められている。

(1)電力需要予測

気象データや過去の電力需給データ等から電力需要等を予測する取組が見られる。主要な取組例を表21に示す。

表21 電力需要予測にAIを利用する取組例⁵⁵

組織名	国	概要
Verdigris Technologies	米国	Verdigris Technologiesはエネルギーコストの節約や電力需要の監視・調整を行うためのソフトウェアを開発している。詳細は本文を参照されたい。
グリッド	日本	グリッドは気象情報等を基に、独自の気象予測プログラムにより対象地点の日射量を予測し、30分ごとの発電量を3日先まで予測するシステムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
安藤ハザマ	日本	安藤ハザマはAIによる新たなEMSを含むスマートエネルギーシステムAHSESを開発している。建物の利用や気象の情報を基に、機械学習と数理手法により電力需要予測及び最適運転計画を行い、創エネ設備と蓄エネ設備から最適なタイミングで電力の供給を支援することができる。
清水建設	日本	清水建設は中部大学と共同で建物の電力需要を高精度に予測するシステムを開発している。具体的には、電力の需要、気象データ、設備・施設利用状況等の関係をディープラーニングにより学習し、高精度予測を行う。
三菱重工業	日本	三菱重工業はAI及びIoTによる総合的なエネルギーソリューションサービスENERGY CLOUD Serviceを提供している。同サービスは、AIにより90%を超える高い精度でエネルギー需要を予測するほか、設備稼働状況を把握することでエネルギー調達と生産効率の改善を支援することができる。

Verdigris Technologies（米国）はオフィスビルや企業施設、大規模商業ビル向けのクラウドベースの分析ソフトウェア「Smart Building Management」を提供している。AIにより設備運用・保守の最適化を行うことで稼働時間を増やし、エネルギーコストを節約する。また、AIにより電力需要を監視し、平均使用量等の一定の基準を超えた場合に設備の電力需要量を自動調整する機能も有し、月平均30.50%のコストを削減できるという。

グリッドは、気象情報、地理データ、周辺環境情報を基に、独自の気象予測プログラムにより対象地点の日射量を予測し、30分ごとの発電量を3日先まで予測するシステムを開発している。また、得られた予測情報と今後全世帯に設置することになるスマートメーターとの情報を組み合わせることで、消費電力予測や電力需給予測を行うことも可能にする。同社は、需給予測情報を電力会社やPPS事業者へ配信するこ

※55
各種公表情報より作成。

とで、電力需給の「同時同量義務」をサポートし、それらのデータを最終消費者（エンドユーザー）へ配信することで、月末の電気料金予測等の新たなエネルギーサービスの提供も試みている。

(2)運用効率化

電力の発電や送電、使用に関わる様々なデータをもとに、発電や送電等の効率化を進める取組が始まっている。運用効率化に取り組む企業の例を表22に示す。

SmartCloud（米国）は、AIによる産業システムの監視プラットフォーム「Crex」を提供している。Crexは、AIにより産業システムから送られる膨大なデータの分析を行い、産業システムに異常が発生した場合のリアルタイムでの異常検知や、欠落しているデータの自動補正などを行う。ほかにも、建物の利用や気象の情報を基に、機械学習と数理手法により電力需要予測及び最適運転計画を行い、創エネ設備と蓄エネ設備から最適なタイミングで電力を補完する取組を行っている。

東京電力フュエル&パワーは、GEのIndustrial IoTプラットフォーム「Predix」を導入し、発電設備等の運用効率化に取り組んでいる。具体的には、火力発電所のガスタービン、蒸気タービン、発電機に取り付けたセンサから温度、圧力、振動等の数千項目に上るデータを収集し、運転状況をリアルタイムでモニタリングしたり、燃料の効率的な使い方や異常な挙動等を分析したりする。同社は、機器だけでなく作業員のデータ（心拍、体温、体調等）、外部データ（気候、市場データ等）も分析対象とし、効率的な発電だけでなく効率的な働き方を実現することで、生産性を高めることを狙っている。

表22 運用効率化にAIを利用する取組例⁵⁶

組織名	国	概要
SmartCloud	米国	SmartCloudは機械学習と数理手法により、電力需要予測及び最適運転計画を行う技術を開発している。詳細は本文を参照されたい。
東京電力フュエル&パワー	日本	東京電力フュエル&パワーは、GEが提供するPredixを利用して、発電設備等の運用効率化に取り組んでいる。詳細は本文を参照されたい。

2.2.3.8 学習

教育分野におけるIT活用が進む中、個人の学習傾向に合わせてプログラムを提供する適応学習（Adaptive learning）、解答の採点、学生からの質問への対応等に利用されている。

(1)適応学習

個々の学生の学習状況や嗜好等を踏まえて、パーソナライズされた学習を供給する適応学習の提供が始まっている。適応学習に取り組む企業の例を表23に示す。

※55
各種公表情報より作成。

■表23 適応学習にAIを利用する取組例⁵⁷

組織名	国	概要
ALEKS	米国	ALEKSはAIにより生徒の理解度を判定し、個々の理解度に応じて問題を出題する教育サービスを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Knewton	米国	Knewtonは学習履歴、学習行動に関わるデータ、学習の仕組みに関わる研究等を基に理解度や進度を評価する技術を開発している。詳細は本文を参照されたい。
サイトビジット	日本	サイトビジットはAIを活用して、受講者に応じた学習教材を提供する取組を行っている。具体的には司法試験と行政書士講座の受講者に対して、問題解答の傾向から最適な問題を適切なタイミングで提示する。

McGraw-Hill Education（米国）傘下のALEKS（米国）は、AIを用いて生徒の理解度を判定し、それに応じて問題を出題する教育サービスを提供している。具体的には、個々の生徒の解答から理解できていない箇所を判断し、理解のために必要な問題を出題する。出題される問題全てがAIにより生成され、個々の生徒の学習状況、理解度に応じて問題が構成される。AIは、解答の正誤だけでなく、Knowledge Space Theoryと呼ばれる学習理論に基づき、問題を選定する。この理論は、一つの学習分野が様々な概念に基づいて構成されているとするもので、複数ある概念をどのようなステップで学習すると効率的なのかを発見することができる。

Knewton（米国）は本人の学習履歴、ほかの学習者の学習行動データ、人間の学習の仕組みに関する数十年にわたる研究を基に、学習者の理解度や進度を基に次の学習ステップへと導く適応学習を提供する。Knewtonの理論は、心理統計学や項目応答理論、認知学習理論、インテリジェント・チュータリングシステムに関する研究成果に基づくもので、学習者の理解度を学習目的別に測定することで、学習者に最適な学習ステップを提供する。

(2)採点

テスト等の解答に対してAIを適用することで、教員等の採点を支援する取組も始まっている。採点にAIを利用する取組例を表24に示す。

■表24 採点にAIを利用する取組例⁵⁸

組織名	国	概要
Educational Testing Service	米国	Educational Testing Serviceは英語能力試験TOEFLにおいて自然言語処理を用いた自動採点技術eRaterを導入している。詳細は本文を参照されたい。
Gradescope	米国	Gradescope（米国）はAIを利用したオンライン答案採点アプリケーションGradescopeを提供している。Gradescopeは答案の分類をAIで行うことができる。詳細は本文を参照されたい。
EduLab	日本	EduLabは記述式解答の採点効率化への試みとして、手書きの解答を自動でテキストデータ化する技術を開発している。詳細は本文を参照されたい。

Educational Testing Service（米国）は、英語能力試験TOEFLにおいて自然言語処理を用いた自動採点技術「eRater」を導入している。eRaterにより、解答の内容や意味は人間が判断し、文法の誤り（主語と動詞の対応関係等）、代名詞、所有格、冠詞、前置詞等の用法の誤りなど言語的な特徴は自動採点す

※57
各種公表情報より作成。

※58
各種公表情報より作成。

ることで、質の高い採点を可能とする。

Gradescope（米国）はオンライン答案採点アプリケーション「Gradescope」にAIを搭載し、答案の分類を行うサービスを提供している。生徒が手書きで解答した結果を画像認識した上で、複数の解答結果を分類することができる。同様・類似解答を一括して採点できるようにすることで、効率化を図ることが期待される。

EduLabは、記述式解答の採点効率化への試みとして、手書きの解答を自動でテキストデータ化する技術を開発している。手書き文字をディープラーニングにより認識し、認識率98.66%を実現している。これにより、1設問当たり最大83%の採点工数カットを実現できるという。

2.2.3.9 金融

金融分野におけるAIの利用は、アルゴリズムによる株式取引から資産運用、個人向けの金融サービス、保険サービスまで幅広く適用されている。

(1) 株式取引

AIを用いて高度なアルゴリズムトレーディングを実現する、先端ソリューションを開発するスタートアップ企業が現れており、これらのスタートアップ企業と金融機関・投資機関が連携する動きも進んでいる。株式取引にAIを適用する取組例を表25に示す。

表25 株式取引にAIを利用する取組例⁵⁹

組織名	国	概要
AlpacaDB	米国	AlpacaDBはディープラーニングを用いて投資アルゴリズムを設計するアルパカアルゴ、米国株式市場向けに何をかうべきかを支援するアルパカスキャンを開発している。アルパカアルゴは普段の取引のタイミングを過去のチャートで指定することで、ディープラーニングによりアルゴリズムを生成することができ、プログラミング等のノウハウが無くとも自動取引の仕組みを利用することができる。
Goldman Sachs	米国	Goldman Sachsは過去の株式投資に関わるデータを基に機械学習等のAIにより最適な取引を行うシステムを導入している。詳細は本文を参照されたい。
Sentient Technologies	米国	Sentient Technologiesは大規模並列システムを用いて機械学習等のAIによる投資管理システムを開発している。詳細は本文を参照されたい。
野村證券	日本	野村證券は機関投資家向けのアルゴリズム取引システムModelEXにディープラーニングを導入している。東京証券取引所の市場データを基に5分後の株価の動きを予測する。従前は統計的手法を用いていたが、ディープラーニングを用いることで2倍の精度が得られるケースもあるとしている。
みずほ証券	日本	みずほ証券はAIを搭載した株式売買システムを機関投資家に提供している。個別銘柄の注文状況、売買量、過去の株価の変動等から30分から1時間後の株価の変動を予測する仕組みである。
三菱UFJ信託銀行	日本	三菱UFJ信託銀行は機関投資家向けにAIが銘柄を選択する投資信託AI日本株式オープンを提供している。経済ニュース等に基づく個別銘柄の株価変動予測、為替や各種指標に基づく株価の方向性の予測等を基に運用を行う。

Goldman Sachs（米国）は過去の株式投資に関わるデータを基に機械学習等のAIを用いて最適な取引を行うシステムを導入している。同社は2000年には600名のトレーダーを抱えていたが、AIの導入により日々の取引作業は200名のITエンジニアが運用する自動取引プログラムに置き換えられており、2名ま

※59
各種公表情報より作成。

で減少⁶⁰するなど自動化が急速に進んでいる。

Sentient Technologies（米国）は、大規模並列システムを用いて機械学習等のAIを稼働させる技術を開発するスタートアップ企業であり、投資管理を行う機能「Sentient Investment Management」や、視覚的に類似した商品のレコメンデーション等を行う機能「Sentient Aware」などを開発している。同社はJP Morgan Chase（米国）のヘッジファンド運用会社と共同で、株式取引データを基に銘柄指示や売買指示を自律的に行う取引アルゴリズムを開発し、運用している。

(2)資産管理・運用

AIにより、自動的に資産管理・運用を行うサービスロボアドバイザー（Robo-Advisor）が提供されている。ロボアドバイザーは、投資家の資産状況や嗜好等を踏まえ、適切な株式投資や投資信託の選定、資産配分の提案を行う。ロボアドバイザーには、資金を投資家から預かり、預かった資金をAIで運用するサービスと、投資家が入力した情報と市況等のデータに基づき運用のアドバイスを行うサービスの2種類が存在する。資産管理・運用にAIを適用する取組例を表26に示す。

表26 資産管理・運用にAIを利用する取組例⁶¹

組織名	国	概要
Betterment	米国	Bettermentは資産運用と投資アドバイスの両サービスを提供する。詳細は本文を参照されたい。
Wealthfront	米国	Wealthfrontは投資目的、年齢、収入、家族、金融資産、リスク選考等に回答するだけで資産運用のポートフォリオやリスク許容度を診断する。リスク許容度等を変更した時の運用評価等も可能である。
お金のデザイン	日本	お金のデザインは五つの質問に答えるだけで86の国と地域における1万以上の海外上場投資信託から最適な資産運用のポートフォリオを診断するTHEOを運用している。THEOはポートフォリオの構築だけでなく、中長期的なポートフォリオのメンテナンスにより運用の効果を高めている。
ソニー銀行	日本	ソニー銀行は複数の貯蓄に関わる目標ごとに運用スタンスを選択し、それに合わせた資産管理を行うロボアドバイザー ほしいものナビ Betaを提供している。詳細は本文を参照されたい。
野村アセットマネジメント	日本	野村アセットマネジメントは性別、年齢、リスク選考、収入等の7つの質問に回答するだけで最適な資産運用のポートフォリオを診断するFunds Roboを運用している。
みずほ銀行	日本	みずほ銀行は年齢、収入、金融知識、リスク選考等の簡単な質問に回答するだけで、最適な投資ポートフォリオを提案するSMART FOLIOを提供している。
三菱UFJ国際投信	日本	三菱UFJ国際投信は投資期間、リスク選考、運用パターンの嗜好等に関する5つの質問に回答するだけで資産運用のポートフォリオを提案するPORTSTARを提供している。
楽天証券	日本	楽天証券は年齢や収入など約15個の質問に回答するだけで最適な資産運用コースを提案する楽ラップを提供している。
WealthNavi	日本	WealthNaviは年代、収入、金融資産、運用目的、リスク選考等の6つの質問に回答するだけで資産運用のポートフォリオを提案するWealthNaviを提供している。詳細は本文を参照されたい。

※60

“As Goldman Embraces Automation, Even the Masters of the Universe Are Threatened,” MIT Technology Review Website <<https://www.technologyreview.com/s/603431/as-goldman-embraces-automation-even-the-masters-of-the-universe-are-threatened/>>

※61

各種公表情報より作成。

Betterment（米国）は、資産運用と投資アドバイスの両サービスを提供する。利用者はオンライン上で、年齢、収入、投資目的、リスク選考等のいくつかの質問に回答するだけで、運用方針や資産運用のポートフォリオを自動的に作成できる。2016年4月には、投資家から預かる資産が40億ドルを超える米国最大のロボアドバイザー事業者となった。同社はロボアドバイザーサービスをプラットフォームとして、退職までの収入・支出を試算して運用を支援する「RetireGuid」、独立系のアドバイザーが顧客の運用を支援する際のツール「Betterment Institutional」等のサービスの開発を進めている。

ソニー銀行は、ソニーコンピューターサイエンス研究所と共同で、多目標設定型の資産管理ロボアドバイザー「ほしいものナビ Beta」を開発し、2017年4月より提供している。ほしいものナビBetaでは、金融資産の投資比率を決定するポートフォリオ理論と制約充足問題の高度なロジックを組み合わせ、複数の資金需要に関してその金額を望まれる達成確度から最適ポートフォリオをアドバイスすることができる。

WealthNaviは年代、収入、金融資産、運用目的、リスク選考等の6つの質問に回答するだけで資産運用のポートフォリオを提案する「WealthNavi」を提供している。ポートフォリオに基づき発注から運用期間中のメンテナンスまで全てを自動で実行することができる。

(3) 融資審査

融資業務における審査（Credit Scoring）にAIを利用する取組が進んでいる。これまでの審査では、支払履歴や借入残高等の金融関連情報を基に評価されてきたが、AIの利用によりSNSなど幅広い情報を対象に審査が行われるようになってきている。

Affirm（米国）はAIによる与信審査により、クレジットカードの代わりに独自の分割決済を可能とするサービスを提供している。同サービスは、氏名、電話番号、生年月日、社会保障番号（SSN）の下四桁⁶²を入力するだけで、Affirmの支払方法に対応したEコマースサイト等で容易に分割決済を可能とする。2017年4月時点で、ホテルや航空券等のオンライン予約を行うExpedia（米国）、家庭用品を販売するEコマースサイトWayfair（米国）、寝具を販売するCasper（米国）など、10を超える企業が対応している。なお、Affirmの支払履歴は利用者の信用情報の構築を目的として、信用調査機関に提供される。

ZestFinance（米国）は機械学習により与信の審査を行う「Zest Automated Machine Learning：（ZAML）」を開発している。信用リスクのない消費者等のリスクを評価するために、個人の属性や買い物等に関わるデータを機械学習によりクレジットデータに変換し、履歴がない消費者にも融資を可能とする。

表27のように、海外のスタートアップ企業だけでなく我が国の金融機関等も融資審査へのAI活用を始めている。

※62

社会保障番号の下四桁は個人を識別するために利用される。

表27 融資審査にAIを利用する取組例⁶³

組織名	国	概要
Affirm	米国	AffirmはAIによる与信審査に基づき独自の分割決済を可能とするサービスを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Cape Analytics	米国	Cape AnalyticsはAIにより航空画像や衛星画像から不動産の資産査定を支援するサービスを提供している。具体的には、航空画像等から屋根の形状・素材・状態、土地面積、太陽光パネルの設置状況などを認識して抽出する。
Earnest	米国	EarnestはAIにより優秀な学生や学生の両親などに対して審査を行い、低金利でのローンを提供する。具体的には、学歴(学位や大学名等)、両親の雇用状況、金融資産等の情報を基に、学生や両親へのローンを提供している。
Mirador	ポーランド	MiradorはAIによるローン審査のためのクラウドプラットフォームを提供している。機械学習を用いてリスク等を評価し、中小企業に融資を行う金融機関等を支援することができ、信用報告書、事業信用報告書、納税申告書、ソーシャルメディア、顧客レビュー、銀行取引及び事業財務を含む多様なデータを対象とすることで、金融機関の伝統的なリスク評価とは異なる観点で借り手を評価している。
Tala	米国	Talaは発展途上国の起業家を対象としたマイクロファイナンスの審査にAIを利用している。申請者のスマートフォン上の支払履歴や移動履歴などを利用し、金融機関との取引履歴など信用情報がない場合でも評価することができる。
Zest Finance	米国	Zest Financeは機械学習により与信の審査を行い、信用リスクのない消費者に対して融資を行っている。詳細は本文を参照されたい。
住信SBIネット銀行 日立製作所	日本	住信SBIネット銀行と日立製作所は顧客の年齢、収入、口座情報、入出金履歴などの従前より審査に利用されてきたデータに加え、地域別の経済指標や各種データの時系列変化を日立製作所のAI技術Hitachi AI Technology/Hで分析し、AIによる融資可能額を算出する取組を始めている。
東京センチュリー	日本	東京センチュリーはAIによるインドネシアの消費者向けの融資サービスを開発している。具体的には、消費者のスマートフォンを介してインターネット通販の利用状況、支払履歴、購入商品などの履歴、SNSの投稿データの分析による仕事や友人関係を把握し、AIによりこれらのデータから個人の信用力を算出する取組を試みる。
みずほ銀行 ソフトバンク	日本	みずほ銀行とソフトバンクは個人向けにAIを用いた融資を行う合弁会社J.Scoreを設立している。みずほ銀行とソフトバンクが保有するビッグデータを組み合わせ、AIによる分析を行うことで審査応諾範囲の拡大、競争力のある金利水準の実現を目指している。

(4)セキュリティ・詐欺特定

取引、資産管理・運用、融資審査等へのAIの利用やモバイルペイメントなど決済に代表されるFinTechの進展により、金融分野におけるサイバーセキュリティの重要性は高まっている。金融機関が提供するサービスでは、個人認証に暗証番号やワンタイムパスワード等が利用されてきたが、表28のように、AIの進歩により音声や顔などによる生体認証の利用が始まっている。

ANZ（オーストラリア）はモバイル向けのバンキングプラットフォームのセキュリティを強化するために、Nuance Technology（米国）と連携して音声によるバイオメトリクス認証の検証を始めている。今後、同社のバンキングアプリ「ANZ goMoney」に音声認証の機能を搭載し、ほかのデジタルサービスへも展開する計画である。

※63
各種公表情報より作成。

Barclays（英国）は事前登録した顧客の音声を認識し、個人認証を行う仕組みを全顧客向けに提供している。顧客の口と喉の物理的特性に基づく100以上のパラメータにより、個人を認識する。従前のパスワード以上に高いセキュリティを有し、パスワード忘れ等によるトラブル等も防ぐことができる。

Master Card（米国）は、AIにより詐欺検出等を支援するシステム「Decision Intelligence」を導入している。顧客の過去の消費パターンを分析し、リアルタイムで異常な消費動向かどうかを判別する。顧客価値セグメンテーション、リスクプロファイル、購入場所、加盟店、デバイスデータ、購入時刻、取引の種類などの多様なデータを活用して詐欺の誤検出を抑制する。Decision Intelligenceの目的は詐欺ではない通常の取引の承認率を高めることである。

表28 セキュリティ・詐欺特定にAIを利用する取組例⁶⁴

組織名	国	概要
ANZ	オーストラリア	ANZはNuance Technology（米国）と連携して音声によるバイOMETRICS認証の検証を進めている。詳細は本文を参照されたい。
Barclays	英国	Barclaysは顧客の音声に基づき個人認証を行う仕組みを提供している。詳細は本文を参照されたい。
Biocatch	米国	Biocatchは機械学習を用いてオンライン上での振り舞い（行動）をモデル化し、本人以外のアクセスや行動を自動的にリアルタイムで検出するサービスを開発している。このサービスは、不正行為の特定、支払・取引の自動停止等を支援することができ、大手の金融機関での採用が始まっている。
Feedzai	米国	Feedzaiは機械学習により過去の取引データと詐欺被害のデータから決済や取引の詐欺リスクを検出し、支払を停止できるサービスを提供している。
Sift Science	米国	Sift Scienceは電子商取引における詐欺防止のために、機械学習により顧客のサイトトラフィックを監視し、リアルタイムで詐欺行為をモニタリングするサービスを提供している。同サービスでは、不正アカウント、支払詐欺、コンテンツの不正利用、宣伝における等の様々な不正を特定することができる。
Master Card	米国	Master CardはAIにより詐欺検出等を支援するシステムDecision Intelligenceを導入している。詳細は本文を参照されたい。
三井住友フィナンシャルグループ	日本	三井住友フィナンシャルグループはディープラーニングによりクレジットカード利用の不正検知の検証を行い、検知精度を飛躍的に高めている。利用場所、時間、金額などの人間が設定したパラメータに基づき「正常利用」、「不正利用の懸念有り」、「不正利用」の3段階に判別していたが、ディープラーニングを用いて利用履歴、利用金額、利用場所、店舗属性等から生成した学習済みモデルにより懸念有りの誤検知率が95%から5%に減少したという。

2.2.3.10 物流

自動走行技術を用いた自動輸送・配送や、AIを用いた倉庫作業の改善などが進められている。前者については、主に高速道路における隊列走行など、長距離輸送を自動化する取組として国内外で活発に研究開発が行われている。後者については、倉庫作業者の支援から始まり、先端的な取組としては知的なピッキングロボットや人と共同するロボットの適用が進んでいる。

(1) 調達物流

調達物流等の長距離輸送等の物流現場では、ドライバーの不足、物流コストの上昇、安全性向上、環境負荷低減等を目的として、2台目以降を無人化する隊列走行の導入に期待が集まっている。また、海上を

※64
各種公表情報より作成。

利用した輸送にAIを利用することで、航行を高度化・自動化する取組も検討されている。調達物流にAIを適用する取組例を表29に示す。

ヤマト運輸は豊田通商などと共同で、東京・名古屋・大阪の幹線区間におけるトラックの無人隊列走行の実用化を進めている。2022年を目標に実用化を進め、技術面に加えて連結台数、車間距離、運転免許制度等の制度面での検討を行うとしている。隊列走行によりドライバー1人当たりの輸送量を向上させ、ドライバー不足の解消や幹線輸送の効率化を狙う。

商船三井は2022年をめどに、衝突を自動回避するシステムを船舶に搭載する。AIが衝突可能性のある他船や障害物を画像で識別し、速度の減速や方向転換を行う。これにより、船員の負担を軽減しつつ、航行の安全性を高めることを狙う。

■表29 調達物流にAIを利用する取組例⁶⁵

組織名	国	概要
ClearMetal	米国	ClearMetalはAIによりコンテナ需要を予測し、船舶の稼働率や輸送効率を向上させる資産管理システムを開発している。具体的には天候や貿易レートなど17の外部データを取得し、まだ予約されていない出荷、顧客のキャンセルや変更等を予測することができる。
DHL	ドイツ	DHLはAIにより小包に記載された宛先等の情報から企業宛か個人宛かを判別する技術を開発し、在宅率の高い夕方以降に個人宛の小包を配達するなど効率的な配送計画の立案に応用する。
RollsRoyce Holdings	英国	RollsRoyce HoldingsはAIによる自動航行と陸からの遠隔操作を組み合わせたハイブリッド型の操船システムを開発している。多数の船舶が混在し、航路のない湾内等の自動航行による危険性が生じる場合はオペレータが陸から遠隔で操船する。EUが支援する研究開発プロジェクトMUNIN (Maritime Unmanned Navigation through Intelligence in Networks)の取組の一つとして進められている。
商船三井	日本	商船三井はAIにより衝突を自動回避するシステムを船舶に搭載する計画を発表している。詳細は本文を参照されたい。
新日鉄住金	日本	新日鉄住金はAIにより製鉄所間の配船の最適化に取り組んでいる。製品や原料に関わる輸送船の運航情報をリアルタイムで見える化し、AIによる予測等も踏まえて最適な輸送条件を決定する。
ヤマト運輸	日本	ヤマト運輸は高速道路においてトラックの2台目以降を無人化する隊列走行の開発を進めている。詳細は本文を参照されたい。

(2) 拠点内物流

拠点内や倉庫内で、AIとロボットを組み合わせた物流業務の自動化が進みつつある。また、ウェアラブル端末や各種センサ等により、作業動線や業務のデータの自動入手・分析をAIが担い、作業員の業務効率化や物流業務の生産性向上も進められている。拠点内物流にAIを適用する取組例を表30に示す。

Amazonは、ロボカップの技術を応用して、自律分散制御型の倉庫内物流システムを開発するスタートアップ企業Kiva Systems (現Amazon Robotics⁶⁶、米国)を2012年に買収し、子会社とした。Kiva Systemsが開発する倉庫内物流システムは、商品をピックアップして出荷作業を進める従業員の下に商品が載った棚を運び、Amazonが効率的に顧客に商品を出荷するための重要な役割を担っている。2015年末時点で3万台を超えるロボットが導入され、その導入効果により各倉庫で20%以上のコストカット、面積当たりの在庫量の50%増を実現するなど、非常に大きな効果を発揮している。

※65
各種公表情報より作成。

※66
2015年に社名を変更。

表30 拠点内物流にAIを利用する取組例⁶⁷

組織名	国	概要
Amazon	米国	AmazonはKiva Systemsの買収により倉庫内の出荷作業を支援するロボットを導入し、業務効率化を図っている。詳細は本文を参照されたい。
Fetch Robotics	米国	Fetch Roboticsは商業及び産業環境で安全に動作する自律移動ロボットを開発している。同社が開発する倉庫内の材料輸送ロボットVirtual Conveyorは、作業員やフォークリフトなどの移動車を認識し、事故のないように最適な障害物回避を行うことができる。
日立物流	日本	日立物流は棚ごと自動で搬送する小型・低床式無人搬送車Racrewを提供している。部品や商品が保管されている棚を、棚ごと指定位置まで自動搬送することで作業員が自ら棚に取りに行く場合と比べて生産性向上を図る。また、利用頻度の高い部品や部品の積載した棚を短い搬送時間で済む位置に配置したり、混雑しない搬送ルートを選択したりするなど、搬送効率を改善させる機能も搭載している。
Doog	日本	Doogは屋内外で利用可能な追従運搬ロボットサウザー (THOUZER)を開発している。サウザーはレーザーレーダーを搭載し、人、台車、前方のサウザーを追従したり、再帰反射素材のテープ等でラインを作ることで自律移動したりできる。
GROUND	日本	GROUNDは物流にロボットやAI等の最新技術を融合させ、入荷から出荷に至る物流オペレーションの生産性向上を支援するソリューションの開発を進めている。同社はクラウド型入荷管理ソフトウェア・コラボレーションウェアDigital Inbound Squareを開発・提供するほか、GreyOrange(インド)と業務提携し、GreyOrangeが開発する自動搬送ロボットButlerを活用した倉庫内の物流支援ソリューションを提供している。
ZMP	日本	ZMPは自動で追従するカルガモ機能を備えた物流支援ロボットCarriRoを開発している。CarriRoはビーコンに反応し、作業員や前方のCarriRoに追従する機能を搭載しているほか、指定したエリアにおける経路を設定することで自律的に移動し、モノを運ぶ機能を搭載する予定である。

(3) 販売物流

卸売や店舗などへの配送や購入者への直送個別配送にAIを利用し、荷物データやトラックの走行データ、道路情報等を統合的に分析して効率的な配送を行う取組が進んでいる。また、ラストワンマイルの配達を行うために、ドローンの活用や自動集配車の利用も試行されている。販売物流にAIを適用する取組例を表31に示す。

アスクルは、AIを用いて顧客が便利に荷物を受け取るためのサービス「Happy On Time」を提供している。顧客が指定した受取可能な時間範囲に対して、到着時間を30分単位で知らせるほか、到着10分前にも通知を行うことで、受け取り率を高めている。背景には、トラックの移動時間などから配達予定時間を自動で割り出すAIの機能がある。アスクルのAIは、実績を積むたびに学習し、配達時刻の予測精度を高めることができる。

楽天は、ドローンを利用して配送を行うプロジェクト「そら楽」を推進している。第一弾として、ゴルフ場コース内でゴルフ用品、軽食、飲料等を注文すると受取所まで自律的に配送するサービスを提供している。離陸から着陸して荷物を降ろし、帰還するまでの全てプロセスを自動で行い、着陸には画像認識技術を利用する。

ZMPは倉庫内物流システムCarriRo(表30参照)を発展させ、屋外での配達を可能とする「CarriRo Delivery」を開発している。同社は自律走行技術などを利用し、ラストワンマイルでの配達を支援するソリューションの提供を目指している。なお、2017年5月より実証実験のパートナーを募集し、サービス開始に向けた課題抽出や有効性等の検証を進めることが発表されている。

※67
各種公表情報より作成。

表31 販売物流にAIを利用する取組例^{※68}

組織名	国	概要
Piaggio Fast Forward	イタリア	Piaggio Fast Forwardはユーザを追従するロボットカーゴGitaを開発している。Gitaは走行しながら自分の位置と周囲の3次元データを取得し、自律走行できるように学習するため、一度学習させれば追従せずに自律的に走行するAutonomousモードでの動作も可能である。センサから得られたリアルタイムのデータが過去に学んだ3次元地理空間情報との差異を検出し回避行動を取ることがきる。
Starship Technologies	英国	Starship Technologiesは9台のカメラなどセンサを搭載し、歩道を自動走行して配送を行うロボットを提供している。搭載したセンサにより周囲を監視し、障害物や歩行者を回避して自律走行を行う。通常時は自律走行を行うが、遠隔監視がなされており、緊急時等にはオペレータによる遠隔操作が行われる。
Marble	米国	Marbleは都市内の配送を行う宅配ロボットの開発を行っている。ロボットは高精度のカメラや超音波センサを搭載し都市部における3次元地図に基づき自律的に歩道を走行し、配送を行うことができる。食料品、雑貨、薬剤等幅広い商品を対象としている。
アスクル	日本	アスクルはAIを用いて顧客の荷物受取を高度化するHappy On Timeを提供している。詳細は本文を参照されたい。
楽天	日本	楽天はドローンを活用した配送サービス そら楽を提供している。詳細は本文を参照されたい。
ZMP	日本	ZMPは屋外での配達を可能とするCarriRo Deliveryの開発を進めている。同社は自律走行技術などを利用し、ラストワンマイルでの配達を支援するソリューションの提供を目指している。詳細は本文を参照されたい。

2.2.3.11 その他

AIの応用先は幅広く、これまでに紹介した以外の領域でも活用が進んでいる。ここでは米国などの海外を中心に利用が進む法律（リーガル）におけるAIの利用事例を紹介する。

Ross Intelligence（米国）は、法律に関わる質問を自然言語処理とAIにより理解し、回答する仕組みを提供している。例えば、「債務者がいつ米国の破産法規に基づく団体交渉協定を拒否することができるのか。」といった複雑な文章から意図を読み取り、適切に回答することができる。弁護士事務所等への導入が進んでおり、同社のサービスを導入することで、これまで弁護士が調査に費やしていた時間を短縮でき、生産性を高めることができる。

弁護士ドットコムは、IBMのWatsonを利用して、企業内の法務相談業務を支援するシステムを開発している。企業の従業員が自然言語で法務関連の相談を入力すると、膨大な判例・法令データベースから適切な回答を探し出して応じるほか、各企業の方針や業界に適した法的アドバイスをすることもでき、法務部門の業務効率化につなげることができる。

※68
各種公表情報より作成。

2.3 基盤整備状況

本節では、人工知能（AI）の利用を支える基盤整備状況として、人材、計算資源、標準化、オープンソースソフトウェア（OSS）、共有データセット・共有モデルについて述べる。

2.3.1 人材

2.3.1.1 人材獲得競争の現状

大手IT企業、製造業、スタートアップ企業の間で人材獲得競争が激化し、人材需給のバランスや給与水準に影響を及ぼしつつある。

人材獲得の一つの方法は企業のM&Aである。AIへの期待の高まりに応じてAI技術を有するスタートアップ企業のM&Aが急増し、M&Aされた企業数は、2011年（年間6社）から2016年（同36社）へと6倍¹に増加している。これらのスタートアップ企業のM&Aを主導しているのは、表32のとおりIT企業である。

■表32 IT企業によるAI技術を有するスタートアップ企業の買収数²

順位	企業名	買収数
1	Google ³ (米国)	13社
2	Intel (米国)	6社
2	Apple (米国)	6社
4	Twitter (米国)	5社
5	eBay (米国)	4社
5	AOL (米国)	4社
7	Microsoft (米国)	3社
7	IBM (米国)	3社
7	Yahoo! (米国)	3社
7	Salesforce (米国)	3社

また、M&Aを進める企業は、IT企業だけではない。GEやSamsung（韓国）、Ford（米国）等の製造業を中心とした企業もAI技術を有するスタートアップ企業のM&Aを進めている。

GEは2016年11月に、Industrial IoTで接続された機器やデバイスのデータの統合、解析、予測、自動化を行うプラットフォームを提供するBit Stew Systems（カナダ）と、機械学習により膨大なデータからパターンや傾向を探索するソリューションを開発するWise.io（米国）を買収している。

※1
“Exit Activity by Year in Artificial Intelligence,” Venture Scanner Website <<https://venturescannerinsights.wordpress.com/category/artificial-intelligence-2/>>

※2
“The Race For AI: Google, Twitter, Intel, Apple In A Rush To Grab Artificial Intelligence Startups,” CB Insights Website <https://www.cbinsights.com/blog/top-acquirers-ai-startups-ma-timeline/>より作成

※3
Google DeepMindによるM&Aも含む。

Fordは2016年8月に、ディープラーニングに基づくアルゴリズムの設計、開発、実装を行うSAIPS（イスラエル）を、2017年2月に自律走行車のための機械学習ソフトウェアを開発するArgo AI（米国）を買収している。

また、米国等の海外を中心に大学等の研究者を採用する動きや、企業間での人材の流動化も進んでいる。Fordはシリコンバレーに新たに開発拠点を設置して、260名の人材を確保・採用している。タクシーの配車を手掛けるUberは2015年にカーネギーメロン大学のナショナル・ロボティクス・エンジニアリング・センターで働く140人のスタッフのうち40人の研究者や科学者を引き抜き⁴、自動走行を研究する部門を立ち上げている。

このように企業による人材獲得の取組は加速し、市場からの供給を超える需要が生じる可能性がある。米国の求人情報ウェブサイトIndeedにおける先端技術に関わる求人件数の推移^{5,6}をみると、AI・機械学習、IoTに関わる求人は、ほかの先端技術と比較して求人数が多く、また増加傾向にある。具体的には、米国の求人情報全体に占めるAI・機械学習の割合が2016年6月以降飛躍的に増加し、2017年1月には2014年1月の2倍近くに達している。

こうした需要の高まりに応じて人材に対する給与も高い水準が提示されるようになっている。英国、米国、日本の3カ国の給与水準をみると、図6のとおり、ソフトウェアエンジニアと比較してそれぞれ3割程度高い給与水準となっている。特に、米国の給与は他国と比較して非常に高い水準で、約1,500万円の給与が提示されている。その額は、日本のAI人材に提示されている約650万円の2倍以上の金額である。グローバルな人材獲得競争は今後も激化すると想定される中、報酬という観点では、米国水準の人材投資ができない企業はグローバルな人材獲得競争で後塵を拝するおそれがある。

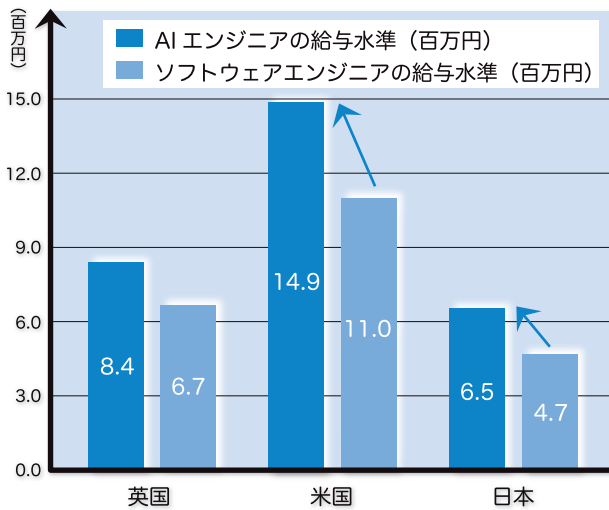
また、大手企業のAI研究開発拠点やスタートアップ企業の拠点となるシリコンバレー（サンフランシスコ）における給与の中央値は約1,640万円と、米国全体の約1,490万円より150万円近く高く、2,820万円を超える水準での求人も行われている⁷。

※4
「Uberに人材流出、揺れるカーネギーメロン大学」 The Wall Street Journal <<http://jp.wsj.com/articles/SB12759595096617873597504581020681775312842>>

※5
“Innovators wanted: Machine learning, IoT jobs on the rise,” InfoWorld Website <<http://www.infoworld.com/article/3155251/it-careers/innovators-wanted-machine-learning-iot-jobs-on-the-rise.html>>

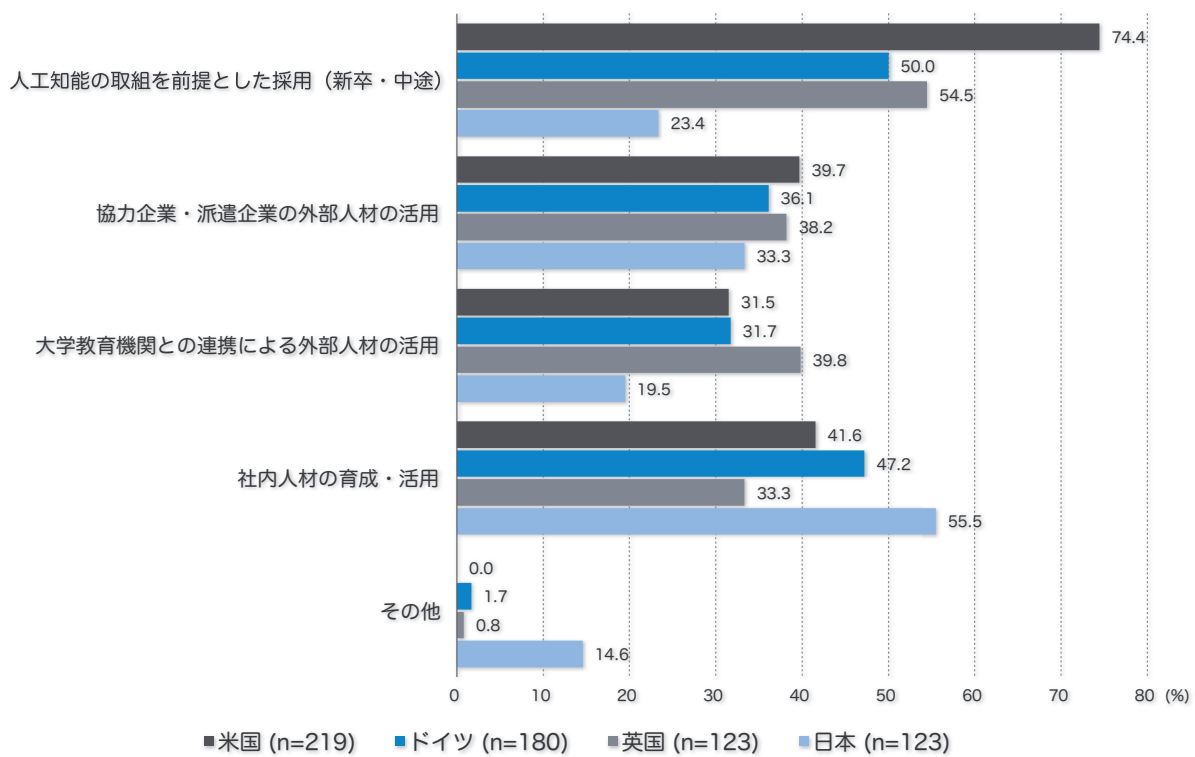
※6
“Machine Learning Job Trends,” Indeed Website <<https://www.indeed.com/jobtrends/q-Machine-Learning.html>>

※7
“Machine Learning Engineer Salaries in San Francisco, CA,” Indeed Website <<https://www.indeed.com/salaries/Machine-Learning-Engineer-Salaries,-San-Francisco-CA>>



■図6 AIに関わるエンジニアの給与^{8, 9}

国内企業に対するアンケート調査及び海外ウェブアンケート調査（調査概要は2.4.1項を参照）によると、企業内でAIの取組を推進する人材の確保・育成について、図7のとおり米国、ドイツ、英国は、採用あるいは外部企業や大学等の人材活用を進めている一方で、我が国では社内人材の教育・研修が中心となっている。



■図7 人材育成・確保の状況

※8
下記の公開情報をもとに作成。「平均年収ランキング2016」DODAウェブサイト<<https://doda.jp/guide/heikin/>>;「AI人材の求人、平均年収は約651万円となり社会人の平均を大きく上回る。最も需要が高いプログラミング言語は「Python」」ディップウェブサイト<<http://www.dip-net.co.jp/news/press-release/2016/11/ai651.html>>; “Software Engineer Salaries in the United States,” Indeed Website<<https://www.indeed.com/salaries/Software-Engineer-Salaries>>; Machine Learning Engineer Salaries in the United States,” Indeed Website<<https://www.indeed.com/salaries/Machine-Learning-Engineer-Salaries>>;

“Software Engineering jobs, average salaries and trends for Software Engineering skills,”<<https://www.itjobswatch.co.uk/jobs/uk/software%20engineering.do>>; “Machine Learning jobs, average salaries and trends for Machine Learning skills,”<<https://www.itjobswatch.co.uk/jobs/uk/machine%20learning.do>>

※9
米国は中央値を参照し、1ドル110円で換算。英国は平均値を参照し、1ポンド140円で換算。

また、我が国の大手IT企業では、社内に点在するAI技術等に知見を持つ人材を配置転換し、体制強化を進める動きが見られる。

- 富士通¹⁰
AI事業の推進組織として「AI活用コンサルティング部」を新設し、研究者や技術者等、200名を配置し、2016年10月には人員を3.5倍に拡大する計画を発表している。
- NEC¹¹
AI関連事業・ソリューション展開の強化を進めている。2020年度までにAI関連要員を約1,000人に増強し、AI関連事業で売上累計2,500億円を目指している。
- NTTデータ¹²
データ分析、AI、組込みソフトウェアなどに強みを持つ人員を集約し、顧客のAIやIoTの活用を支援する専門組織「AI&IoTビジネス部」を2017年3月1日に設置している。設立時点で合計1,700名の人材を抱え、うちコンサルタントやデータ分析を専門とする技術者等が200名、組込みソフトの技術者が1,500名である。

また、社内人材の育成・活用による人材確保の限界もあることから、AIを専門とする人材を外部から採用・獲得する動きも始まっている。国内の先行する企業は、従来の給与とは異なる枠組みの整備等を行うほか、国内のみならず、海外からの人材採用を進める企業も見られる。

- ソニー¹³
2017年春の新卒採用にAI研究者専用の採用枠を設置し、AI専門の研究者の募集を進めている。
- トヨタ自動車¹⁴
2016年1月に米シリコンバレーに「TOYOTA RESEARCH INSTITUTE (TRI)」を設立し、今後5年間で約10億ドルの投入を予定している。同研究所には、DARPAのプログラムマネージャーのギル・プラット (Gill Pratt) 氏が就任している。2017年1月までに100名以上がTRIに参画し、2017年には更に100名程度の新規メンバーが参画する予定¹⁵である。また、同社は自動走行技術に関するキャリア採用特設サイトを設置¹⁶し、国内での技術者の採用を積極的に進めている。

※10
「当社が培ったAI技術を「Human Centric AI Zinrai」として体系化」
富士通ウェブサイト <<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2015/11/2.html>>

※11
「NEC、AI(人工知能)関連事業を強化」 NECウェブサイト <http://jpn.nec.com/press/201511/20151111_01.html>

※12
「[AI&IoTビジネス部] の設置について」 NTTデータウェブサイト
<<http://www.nttdata.com/jp/ja/news/release/2017/030101.html>>

※13
AI人材、電機も食指 ソニーは新卒採用に専門枠」 日本経済新聞
2016年6月10日朝刊

※14
「新会社「TOYOTA RESEARCH INSTITUTE, INC.」設立に関する
記者会見」 トヨタ自動車ウェブサイト <<http://newsroom.toyota.co.jp/en/detail/10143272>>

※15
「トヨタ・リサーチ・インスティテュート ギル・プラットCEOスピー
ーチ参考抄訳(CESプレスカンファレンス)」 トヨタ自動車ウェブサ
イト <<http://newsroom.toyota.co.jp/en/detail/14644735>>

※16
「トヨタ自動車 自動運転技術 キャリア採用特設サイト」 トヨタ自
動車ウェブサイト <http://www.toyota-careers.com/automated_driving/index.html?padid=ag454_crs-170519_top_to_top-bnr>

- 日立製作所¹⁷

米国のカリフォルニア州サンタクララにIoTの基盤技術の開発拠点となるサービス&プラットフォームビジネスユニットのグローバルヘッドクォーターを設置し、2017年3月末までに現地でAIの技術者ら100人を採用する計画を発表している。日本からも100人を送り込み、200人の研究体制とする予定としている。

- 本田技研工業¹⁸

2016年9月に知能化技術の研究開発を行う新拠点「Honda イノベーションラボ Tokyo」を開設した。新たな人材を幅広く集め、知能化研究開発を行い、当面は数十人を新規採用し、百数十人規模で研究開発を行う計画である。また、優秀な人材確保のために、プロジェクトの掛け持ちを許容するなど柔軟な働き方を採用するだけでなく、同社の給与体系とは違った待遇の検討を進めている¹⁹。

- 楽天²⁰

米国ボストンに、ディープラーニングを含めたAI分野の研究開発拠点を新設。Eコマース企業のチーフサイエンティストであったアンカー・ダッタ（Ankur Datta）氏が研究を主導する。

- リクルートホールディングス²¹

2015年11月4日、AIのグローバル研究開発拠点をシリコンバレーに新設し、トップにはGoogle Research出身でデータマネジメントの著名な研究者であるアロン・ハーヴェイ（Alon Halevy）氏を起用している。

2.3.1.2 人材の供給状況

経済産業省は、ビッグデータ、IoT、AIに携わる人材を先端IT人材とした上で、その人材数と不足数を推計²²している。その結果によれば、2016年の人材数は、約9.7万人、需給ギャップに相当する不足数は1.5万人規模であり、2020年には人材不足数が4.8万人規模に拡大すると推計されている。人工知能戦略会議人材育成TFでは、AIに係る人材の輩出を担う大学における人材養成規模を、AIに関係する研究科・専攻等を対象に修了者数等を基に、暫定的に試算している。

その報告によれば、修士課程は約870名、博士課程は約160名の年間養成規模と試算²³されている。現在のAIに関わる人材の不足状況を踏まえると、この試算による年間養成規模による人材供給で、現在の需

※17

「デジタルソリューション事業の拡大に向けたIoTプラットフォームの開発・構築を強化」日立製作所ウェブサイト <<http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2016/04/0414.html>>

※18

「知能化技術研究開発を強化 ～知能化技術の研究開発を行う新拠点「HondaイノベーションラボTokyo」を開設～」本田技研工業ウェブサイト <<http://www.honda.co.jp/news/2016/c160602a.html>>

※19

「ホンダ、AI技術開発を東京・赤坂に集約へ、商品への反映を加速」Bloombergウェブサイト <<https://www.bloomberg.co.jp/news/articles/2016-10-31/OFLMKN6S972B01>>

※20

「楽天、技術研究所をシンガポール及び米国ボストンに開設」楽天ウェブサイト <https://corp.rakuten.co.jp/news/press/2015/0729_02.html>

※21

「Google Research出身でデータマネジメントと人工知能の世界的権威、Alon HalevyがリクルートのAI研究所(RIT: Recruit Institute of Technology) トップに就任。研究本拠も米国シリコンバレーへ。」リクルートホールディングスウェブサイト <http://www.recruit.jp/news_data/release/2015/1104_16315.html>

※22

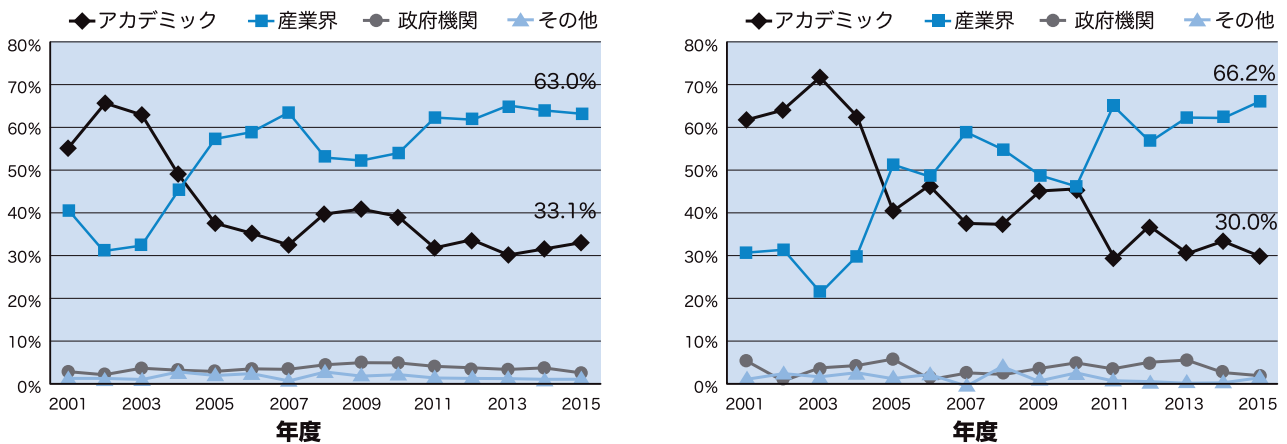
「IT人材の最新動向と将来推計に関する調査結果」経済産業省ウェブサイト <<http://www.meti.go.jp/press/2016/06/20160610002/20160610002.html>>

※23

「人材育成タスクフォース最終取りまとめ」参考資料1 各TF補足資料。新エネルギー・産業技術総合開発機構 人工知能技術戦略会議(第5回)ウェブサイト <<http://www.nedo.go.jp/content/100862415.pdf>>

給ギャップを解消することが難しいと予想され、AIに関わる人材育成の一層の拡充・強化が必要である。

なお、Computing Research Association (CRA) ²⁴の調査によると、北米（米国・カナダ）における情報系の学位取得者は1,500名であり、AI関連の学位取得者（実数）はそのうち226名である。また、**図8**のとおりAI関連の学位取得者のうち66.2%強の139名が産業界に就職している。



■図8 北米における博士号取得者の就職先^{25, 26} (左：情報系学位全体²⁷、右：人工知能関連学位)

2.3.1.3 人材の育成に関わる動向

(1) 産業界と教育機関との連携による人材育成

産業界におけるAIに関わる人材育成の重要性の認識の高まりから、企業と大学等が連携して人材育成を図る取組が実施されている。

- 先端人工知能学教育寄附講座（東京大学、企業8社）

ディープラーニングを含む先端AI技術と、その理論基盤に関する体系的教育プログラムの構築・実施による人材育成を目的として、2016年6月に開設された。2021年5月までの5年間の活動を予定している。トヨタ自動車、ドワンゴ、オムロン、パナソニック、野村総合研究所、DeNA、みずほフィナンシャルグループ、三菱重工業の計8社から合計9億円の寄付により実現した。約50人の大学院生に対して先端AI技術に関する高度な教育を行っている。

- 人工知能共同講座（大阪大学、パナソニック）

AI技術を研究開発やビジネスに活用できる人材を、座学+実プロジェクトによる実学で創出することを旨とした人工知能共同講座を、2016年6月から開始している。まず、試行カリキュラムとして、データマイニング基礎講座及び機械学習基礎講座を、パナソニック内の人工知能研修施設にて、同社の技術者向けに実施している。また、2017年4月からは、大阪大学の学生や本取組に賛同するほかの企業や大学に対しても、カリキュラムを提供する予定である。また、実証実験を通じた、データ利活用における技術課題・社会課題の解決を目指したデータ利活用基盤の構築を共同で実施している。

※24
“Taulbee Survey,” Computer Research Association Website
<<http://cra.org/resources/taulbee-survey/>>

※25
“Taulbee Survey,” Computer Research Association Website
<<http://cra.org/resources/taulbee-survey/>>より作成。

※26
北米で博士号を取得した学生のうち、北米以外で就職した学生を除く。

※27
人工知能関連学位を含む。

世界的にAIの研究で先行する大学においても、企業と大学等が連携して人材育成を図る取組が実施されている。

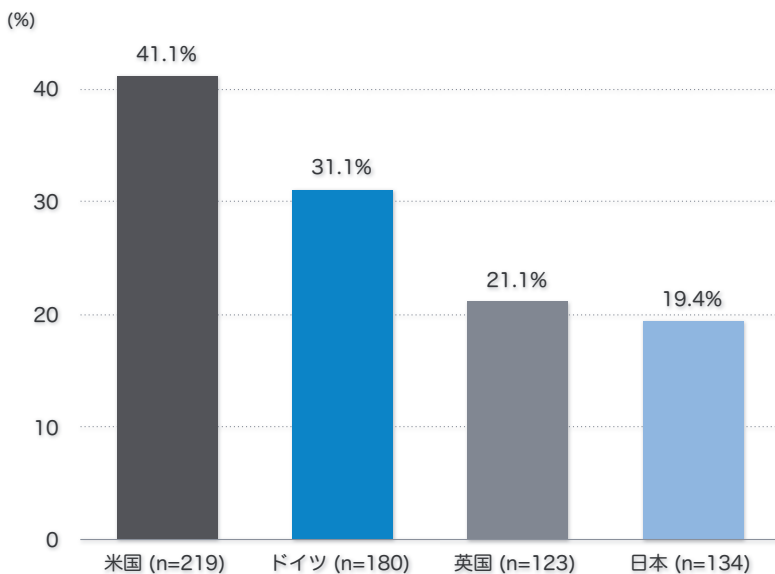
- AIアフィリエイトプログラム（スタンフォード人工知能研究所+企業5社）

スタンフォード大学内にあるスタンフォード人工知能研究所（SAIL）では、企業がAIに効果的に取り組むための「AIアフィリエイトプログラム」を設置している。このプログラムの参加企業はSAILの全研修・セミナーへの招待、研究トピックの議論のための訪問、客員研究員の育成、学生募集といった機会が与えられる。パナソニック、UST Global（米国）、Tencent（中国）、Samsung（韓国）、Didi（中国）の5社が参加している。

- CSAILアライアンスプログラム（MITコンピュータ科学人工知能研究所）

マサチューセッツ工科大学（MIT）のコンピュータ科学人工知能研究所（CSAIL）では、企業が同研究所との連携を図るためのCSAILアライアンスプログラムを設置している。このプログラムの参加企業は同研究所の様々な資源にアクセスでき、プロフェッショナル向けの教育コースの受講もその中に含まれている。Google（米国）、Microsoft（米国）、Salesforce（米国）、SAP（ドイツ）、Tencent（中国）、Samsung（韓国）等30以上の企業が参加している。日本からはNECが参加している。

国内企業に対するアンケート調査及び海外ウェブアンケート調査によると、社内の人材を育成するために社外連携している企業は、**図9**のとおり、米国では40%以上となっている一方、我が国では米国の半数以下の割合にとどまる。今後、AIに係る人材育成において大学等、外部機関との連携強化が求められると考えられる。



■ 図9 社内の人材を育成するために社外連携している企業の割合

(2) 遠隔教育による人材育成

大規模オンライン大学講座として知られている「MOOCs」(Massive Open Online Courses)の初期の実施例として、2011年にスタンフォード大学が試験的に実施した「人工知能入門 (Introduction to AI)」は、世界190カ国から10万人以上の受講者を集め、その後のMOOCs推進の大きなきっかけとなったといわれている。同講座を担当したセバスチアン・スラン (Sebastian Thrun、Googleで画像認識(「猫」の抽出)や自動走行の研究にも参画)氏は、その後MOOCsの有力プラットフォーム「Udacity」を設立している。

また、アンドリュー・エン（Andrew Ng、Googleでディープラーニングの研究開発を主導した後、2014年から2017年3月までBaiduのAI研究所所長）氏も、有力プラットフォーム「Coursera」を設立した。現在でも両プラットフォームではAIの基礎から応用に至る多くの講座が提供されており、AI研究の最先端にある大学等からの提供がされていることから、受講者の教育機会として有用なものになっている。

寄稿●AI×データ時代における人材要件と日本の課題

安宅和人氏

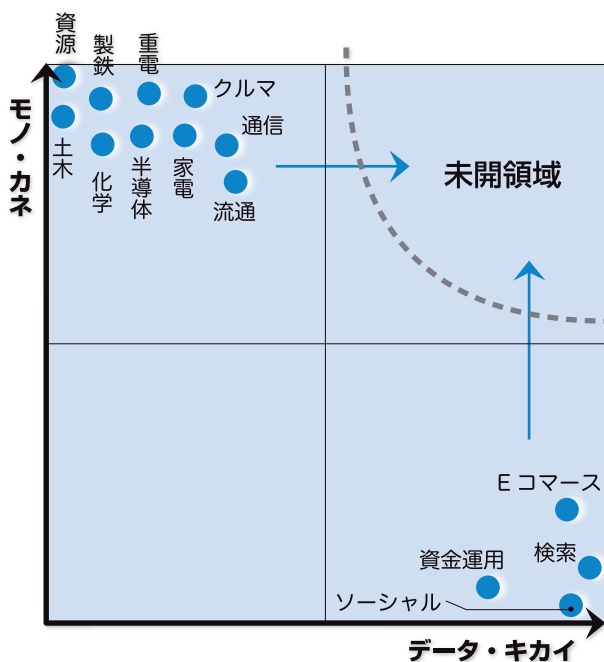
ヤフー株式会社 CSO（チーフストラテジーオフィサー）、
 データサイエンティスト協会 理事・スキル委員長、
 慶應義塾大学SFC特任教授、
 人工知能技術戦略会議 産業化ロードマップタスクフォース副主査

(1)時代の変曲点

今、我々は歴史的な局面に生きている。利用できるデータ、計算力、情報科学のいずれもが、急激に増大、革新し、これらが重なり合って、指数関数的な変化が至るところで起きているからである。

大きなドライバーは二つある。多様性の高い全量データがリアルタイムで手に入るようになること（ビッグデータ）が一つ、これをさばくための情報処理基盤でもある人工知能（AI）的な機能が計算力、情報科学、データの掛け合わせによって続々と実現していることがもう一つである。

データとAIの持つ力が解き放たれると、情報の識別、予測、暗黙知的なものを取り込んだ実行過程の多く、つまり、現在の我々の労働の多くを占める情報处理的な作業のかなりの部分が自動化する。産業革命までは、人間の労働の大半を占めていた肉体労働、手作業の大半がキカイによって自動化されたのと同様に、再び人間は解放される。人間は使える技術変化は全て使う生き物だからである。



■ 図10 二つの経営資源と今後のトレンド[1]

これまで200年近く続いてきた産業革命的なスキームでは、まず、市場でのプレゼンスを上げ、規模と付

また、情報处理的な活動が殆どの産業で現在の我々の事業活動、そして仕事の中心になった今、この変化はあらゆる産業で起きる。ITとそれ以外という産業の区別自体の意味がなくなる日は近い。今まで、モノ、カネというハード側のリソースで食べてきた産業の大半も、データ、キカイ（AIやロボット）を重要なリソースとして使いこなす産業へと変わっていく。

また今、もう一つ大きな変化が起きている。それは富を生み出す方程式の質的な変化である。

加価値（この総和がGDP）、利益を拡大することが大きな富を生むための基本であった。しかし、これからは、先ほどのAI×データなどの新しい技術革新を活用し、ワクワクを形にし、利益創出以前に事業価値（マーケットキャップ）の形でまずまとまった富が生まれることが基本になる。例えば、先般Teslaの時価総額が、100倍以上のクルマを生産するGMを抜いたように、モビリティの未来がどの事業の向こうに見えるかということで事業価値が生まれる。利益創出はその後、事業が成長するようになってからという逆の流れになる。

既にこの変化は、IT分野の世界的企業の多く（Alphabet/Google、Microsoft、Amazon、Tencentなど）が生み出す利益に比べて比較にならないほど大きなマーケットキャップを持ち、世界の事業価値ランキングの上位を占めていることから明らかである。我々はGDPドリブンな時代から、キャップドリブンエコノミーの時代に突入している。

(2)これから起きる競争の本質

では、このような時代においてどのようなスキルが必要になるのだろうか？ この問いに答えを出すにはまず、労働環境において、このあと起きる競争の本質をフラットに見極める必要がある。

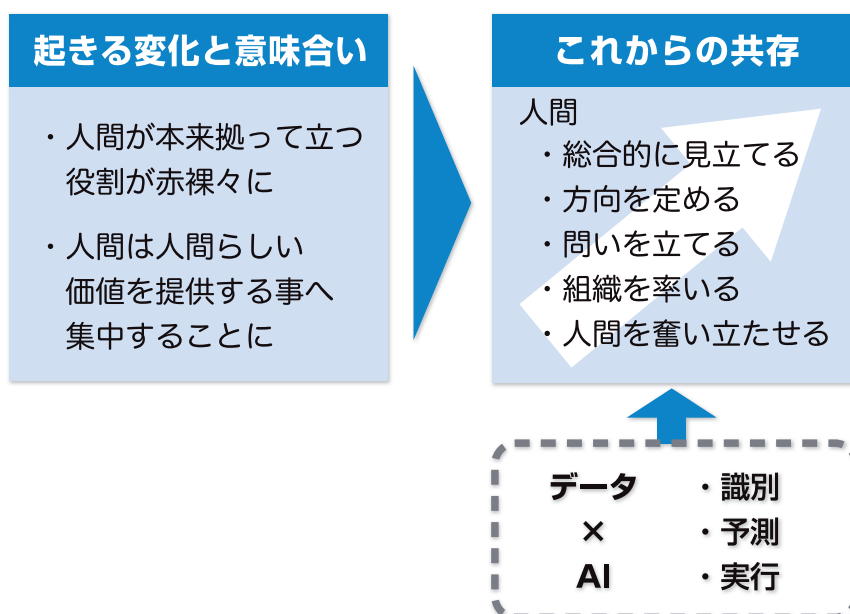
大きく二つのポイントがある。

第一に、これから起きる競争の本質は、よく言われるようなAI vs 人間のような戦いではなく、データやAIの力を使い倒す人と、そうでない人の戦いになるということである。

第二に、キャップドリブンエコノミーの時代においては、これまでのような決まったルールにおけるサバイバルではなく、新しい道を切り開いていくようなジャングルでのサバイバルスキルが重要になるということである。人に言われたこと、「前例があることをきっちりやる」力というよりも、「あったらいいな」を想像し、それを形にする力が大きな富を生むためにより重要になる。

(3)データ×AIの力を解き放った上で、見る力、決める力、伝える力が重要になる

もう一つ見逃せないのは、ここから先、データやAIの力を使い倒されるようになる結果、情報の識別、予測、実行が自動化していき、人間が本来拠って立つ役割が赤裸々になり、人間は人間らしい価値を提供することに集中することになるということである。具体的には、総合的に見立てる、方向を定める、問い



■図11 起きている変化とこれからの共存²⁸

を立てる、組織を率いる、人を奮い立たせるといったことである。

つまり、今後の教育では、まずはデータとAIの力を解き放つ力を身につけることが求められるが、一方で人間の最大の強みである見る力や感じる力、決める力、伝える力を鍛えることが同時に求められるようになる。キカイの得意なことをやっても価値はなくなってしまうからである。

キャップドリブン社会であることを鑑みると、この後者の力を育てていく過程で、若者たちに未来を形作り、リードするためのアントレプレナーシップ的なスキルとマインドを育成していくことが望ましいことも明らかである。これからの人材育成はこのスキルのサンドイッチ構造を念頭に考えることが肝要である。

(4)これからの社会を生き抜くための基礎教養

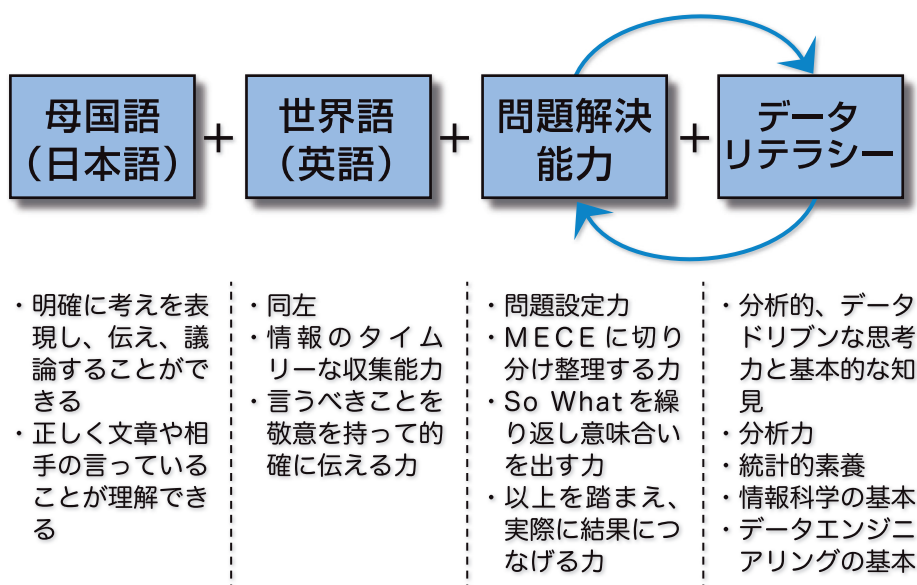
当然のことながら、この大きな変化を受けて今後の時代でのサバイバルにおいて必要になるスキル要件は変わる。

まず、社会を生き抜くための基礎教養、リベラルアーツが変わる。日本ではリベラルアーツというと、古典を学ぶ、文芸に親しむというイメージであるが、本来的にはローマ、ギリシア時代から求められてきた、人に支配されず、自由に生きる人に必要とされるスキルのことである。

その視点で考えると、少なくともこれまでの現代社会のリベラルアーツには大きく三つの要素があった。母国語、世界語、問題解決能力である。

母国語で、明確に考えを表現し、伝え、議論することができ、正しく文章や相手の言っていることが理解できることが第一である。これは言うまでもない。

世界とやり取りする言葉（世界語。現在のところ英語）で同様の能力を持ち、情報のタイムリーな収集能力、言うべきことを敬意を持って的確に伝える力が第二である。特に日本の人口が今後数十年にわたり減ることがほぼ確実であること、主要言語の上で多くの情報がやり取りされることを考えると、少なくと



■図12 社会を生き抜くための基礎教養の変化³⁰

※28

「“シン・ニホン” AI×データ時代におけるニホンの再生と人材育成」
経済産業省ウェブサイト <http://www.meti.go.jp/committee/sankoushin/shin_sangyoukouzou/pdf/013_06_00.pdf>

※29

Mutually Exclusive and Collectively Exhaustiveの略称。

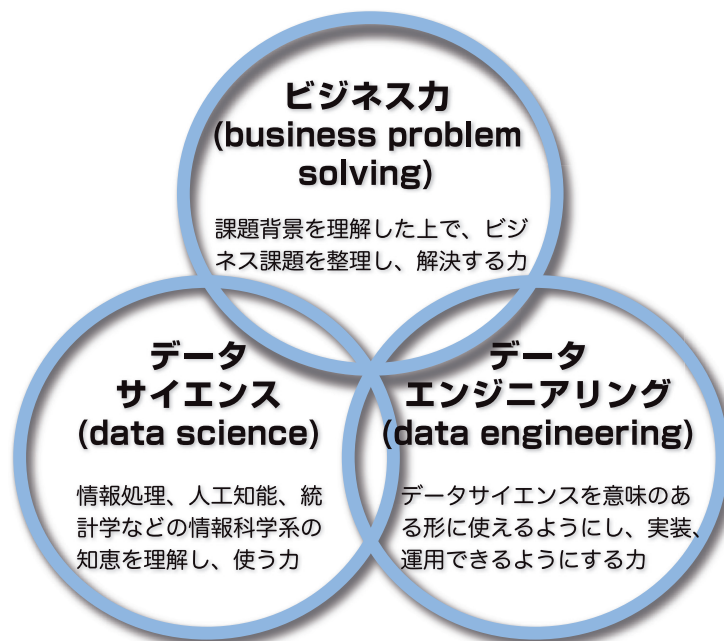
もリーダー層には必須になる。

第三の問題解決能力とは、問題を設定、定義する力であり、対象をダブリもれもなく（MECE²⁹に）切り分け、整理する力、またSo Whatを繰り返し意味合いを出す力、これらを踏まえ、実際に結果につながる力である。この重要性を肌身に感じていないホワイトカラーは少ないであろう。

ここにデータの力を解き放つための、データリテラシーが第四の要件として入ってくる。分析的、データドリブンな思考力と基本的な素養のことである。具体的には、分析力、統計的素養、情報科学の基本、データエンジニアリングの基本などからなる。

(5) データリテラシーとは何か？

この「データの持つ力を解き放つ」ために求められるスキル群を、データサイエンティスト協会（DS協会）では、情報処理、AI、統計学などの情報科学系の知恵を理解し、使う力としてのデータサイエンス力（data science）、データサイエンスを意味のある形に使えるようにし、実装、運用できるようにする力であるデータエンジニアリング力（data engineering）、課題背景を理解した上で、ビジネス課題を整理し、解決する力であるビジネス力（business problem solving）の三つに整理している。



■図13 データの力を解き放つための三つのスキルセット³¹

DS協会のこれまでの発表では、スキルレベルを更にAssistant（見習い）、Associate（一人前）、Full（棟梁）、Senior（業界を代表する）レベルの4段階に整理しているが、当面、一般的に求められるデータリテラシーはここにおける見習いから一人前レベルに相当するというのが現段階での私の見立てである（当然、時代によって内容とも変わる）。

今後はこのデータリテラシーを小中高及び大学教養レベルで理文、専門を問わず身につけることが必要

※30
「データ時代に向けたビジネス課題とアカデミアに向けた期待」応用統計学フロンティアセミナーウェブサイト <<http://www.applstat.gr.jp/seminar/ataka.pdf>>

※31
「データサイエンティスト協会、データサイエンティストのミッション、スキルセット、定義、スキルレベルを発表」データサイエンティスト協会ウェブサイト <<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000005.000007312.html>>

になってくる。なぜなら、これらを持たずにこれからの世の中に出ることはリスクが高すぎるからである。全ての産業がIT化する中、このようなスキルを持たない人を採る会社は急速に減るだろうということが第一、これらのデータリテラシーの多くはほかの先進国では標準となりつつあり、学ばなければ競争力を失ってしまうからということが第二の理由である。

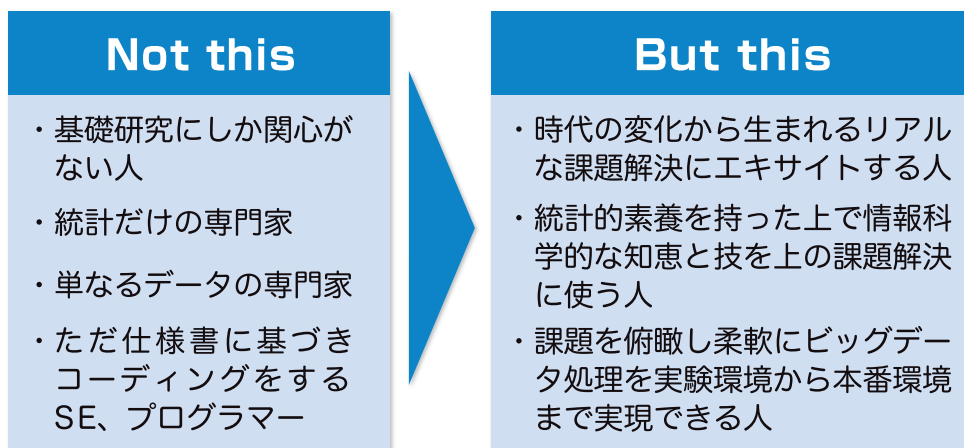
米国の場合、マサチューセッツ工科大学（MIT）、スタンフォード大学など、トップスクールの学部学生の過半数が、既に学部段階で、計算機科学を少なくとも副専攻（かなりの数が主専攻）としてとっている。米国ではダブルメジャー、トリプルメジャー（複数専攻）が可能であるからということもあるが、現在、日本の学部生の8割近くが、理数系を入試、若しくは卒業に必要としない文系であり、理系であったとしても、計算機科学やデータサイエンスを体系的に学ぶ人は情報系の学生に偏っている状況で、米国とは対照的である。

実際、日本において深い分析的な訓練を受けた人の数は実数としても大卒に占める割合としてみても、他の先進諸国に比べかなり少ない。我が国の若者たちは持つべき武器を持たずに戦場に出ていっているのである。これからは理文、学部、学科を問わず数学の基礎素養を必須化し、データリテラシーを持たせる必要があるであろう。

(6)必要とされるデータプロフェッショナル

また、これらのスキルが基礎教養化する社会では、必要とされるデータプロフェッショナルも変わる。

これから求められるデータプロフェッショナルは、①時代の変化から生まれるリアルな課題解決にエキサイトする人であり、②統計的素養を持った上で情報科学的な知恵と技を上への課題解決に使う人である。また、システムインテグレーター（SIer）的なスキルというより、③課題を俯瞰し柔軟にビッグデータ処理を実験環境から本番環境まで実現できる人が求められる。



■図14 これまでとは似て非なるデータプロフェッショナル人材が必要³²

もちろん、この全てのスキルを一人が体現する必要はないが、求められる人材像がかなり変わることは理解して頂けるであろう。ちなみに①については、我が国の専門家の多くはアカデミアに執着する傾向が強く、シリコンバレーやDeepMindの創業者のような世の中を変えるような産業を起す側に行く人は、

※32

「データ時代に向けたビジネス課題とアカデミアに向けた期待」応用統計学フロンティアセミナーウェブサイト <<http://www.applstat.gr.jp/seminar/ataka.pdf>>

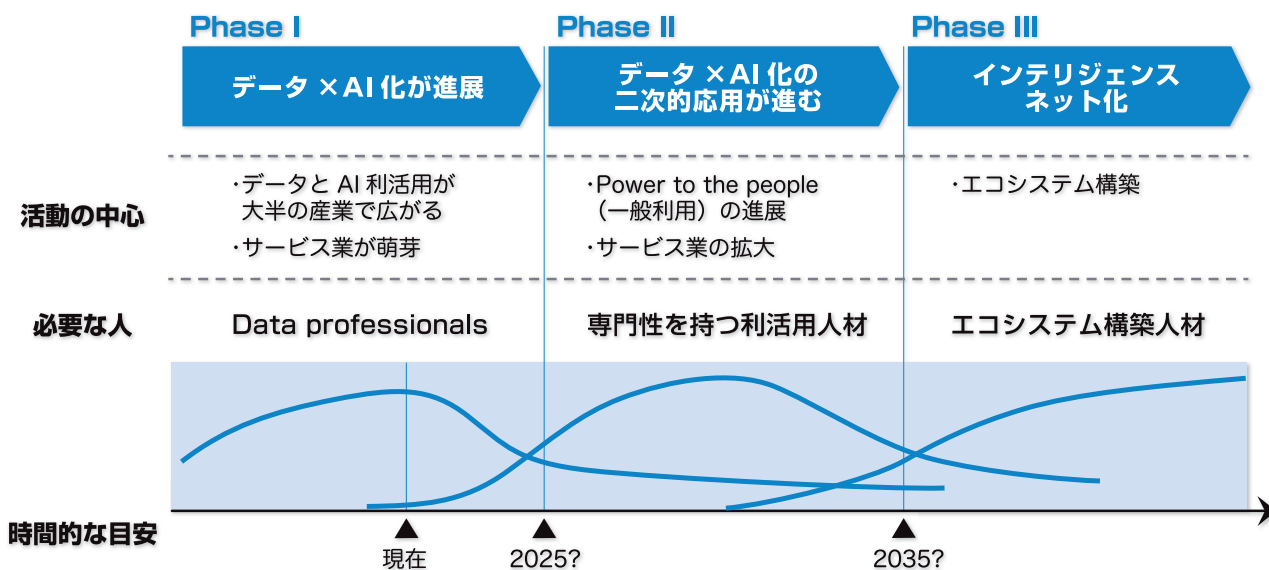
極めて限定的である。②については、これまで統計は個々の学問分野のための付加スキルと考えられてきたこともあり、日本にはそもそも統計学科自体が存在せず、現在ようやく滋賀大学に初めてのデータサイエンス学部ができた状況である。多くの教育機関が、ある種スタート地点にすら立っていない。③については、日本のITエンジニアの大半はSIer的な人材であり、ビッグデータ人材は極めて少ない。我が国の現状は厳しい。

(7)境界・応用領域こそ専門人材が必要

加えて、全ての産業がIT化し、AI×データの力を必要とする時代になるということは、事業創造の鍵になるのがこれまでのように純粋なデータ×AI領域の専門家だけではなくることを意味している。各産業、あるいは機能における何らかの深いドメイン知識を少なくとも一つは持ち、そこにおいてデータ×AI的な力を解き放てる力が鍵になるということである。

つまり、境界・応用領域こそ人材が必要になる。昨今話題の自動走行のようなものだけではない。例えばある人が今何を知らうとしているのか、また何を欲しているのかを予測するようなマーケティング・広告領域であり、高度な熟練を要する病理診断の自動化、あるいはスターウォーズで出てくる手術ロボット、更には無農薬農業を実現するための雑草カッターのような領域である。

とりわけ、過去20年余りのデータ×AI戦争の第一フェーズで大敗した日本としては、これからやってくるpower to the people的な応用フェーズ（フェーズ2）、そしてこれらのAI的な機能を持つものやサービスがつながり合うintelligence net的なフェーズ3こそがチャンスである。ここでの巻き返しに向けて、これらの人材を相当手厚くする必要がある。大半の出口的な産業を高度に持つ日本には、十分勝機がある。



■図15 データ×AI化における産業化の大局観³³

※33
「これから求められる人材について」経済産業省ウェブサイト
<http://www.meti.go.jp/committee/sankoushin/shin_sangyoukouzou/pdf/005_s02_00.pdf>

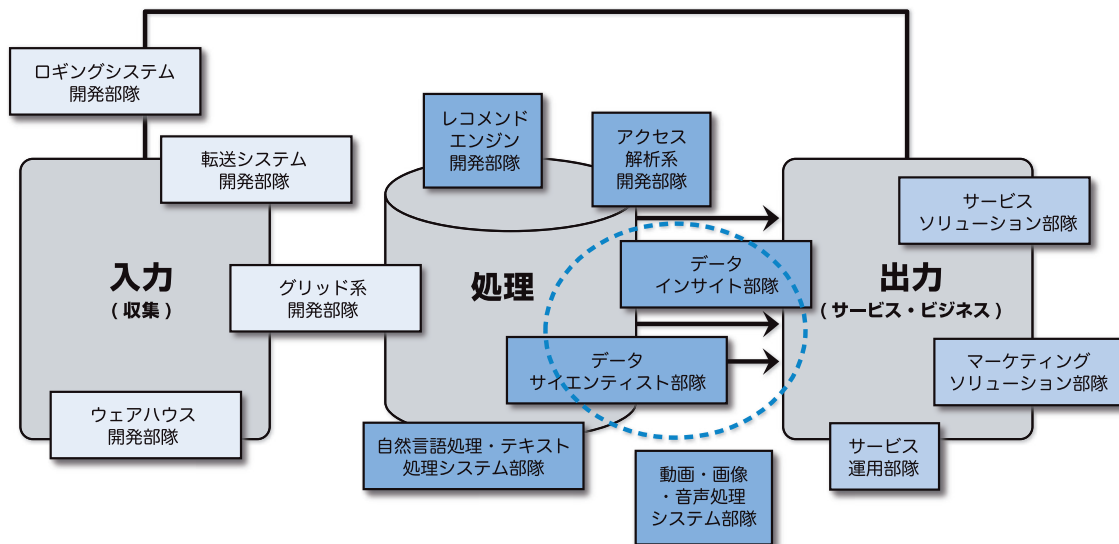
(8) 必要なのはデータサイエンティストだけではない

この関連で一つ根深い誤解があるのが、データサイエンティストさえいれば、人材課題は解決するかのような考え方である。

データサイエンティストは確かに重要である。情報の収集、処理、出力の三工程で言えば、処理と出力をつなぐ部分に存在し、データウェアハウスや分析用のDBであるデータマートに直接手を突っ込める人であり、自然言語処理や機械学習などの専門家もループに含め、入口と出口をつなぐ人材だからである。

ただ、実際に現在生まれつつあるビッグデータの持つ力を解き放とうと思えば彼らだけでは足りない。処理過程においては自然言語処理や画像処理などの非構造化データ処理の専門家、レコメンデーションエンジン開発の専門家、機械学習の専門家などが必要である。また上流のデータ収集においても、転送システムの開発、ウェアハウスの開発、グリッド型の開発、ロギングシステムの開発など多様なデータインフラの専門家が必要である。

下流の出力工程でもマーケティングソリューション、サービス運用の専門家が川上の収集、処理工程以上に数が必要である。実際このような方々がいないことが、デジタルマーケティングの現場で人不足を招き、労働環境の悪化を引き起こし、社会課題となっている。



■図16 ビッグデータ活用に必要な専門人材の広がり[2]

(9) 日本固有の課題

日本固有の課題のうち、ここまで触れられなかった二点についても触れておきたい。

第一にデータ×AI領域におけるそもそもの専門家の層の薄さである。例えば、昨今、革新と応用利用が飛躍的に進むディープラーニング分野において、世界的なリーダーは北米及び英国に集中している。一方、専門誌でのディープラーニング関連の論文数を見ると、中国が更に米国にほぼ並ぶか追い越しつつある。欧米だけをベンチマークとして見ていけばよい時代は終わったのである。単に後追いでは意味がないものの、世界（特に米中）に伍せる情報科学の専門家の数、リーダー層は格段に増やす必要があることは間違いない。

これらのトップ人材は、これまでの先端技術同様、大きなグランドチャレンジを掲げ、ある程度まとまった研究資金の基で、新しい取組を行う中で生まれてくる可能性が高い。特にバブル以降、約15年間に渡ってこれらの大型プロジェクトを行ってこなかったことのツケは大きい。巻き返しのためにも、AI活用の

出口となるモノ・カネ側の国内産業の強みを活かし、国力に見合った取組を何本も行っていく必要があるだろう。

ただし目先の専門家層、リーダー層の人材不足については、このような有機的な人材育成手法では間に合わないことは明らかであり、まったく別のアプローチ、すなわち、明治の開国期に近い世界各国からの才能の広範な募集、取り込みが重要になる。

第二の固有課題は、ミドル・マネジメント層の大半がこのままでは役割を終えてしまう可能性が高いことである。彼らの多くはこのような歴史的な局面において、そもそものチャンスと危機、現代の挑戦の幅と深さを理解していない。また、本来、この層にいるべきビジネス課題とサイエンス、エンジニアリングをつなぐアーキテクト的な人がいない。彼らが生き延びるためにはスキルをrenewしなければいけないが、身につける方法が分からない上、学ぶ場がない。ここには明確な手を打つ必要がある。このままでは革新を阻害するシニア人材（「じゃまオジ」）だらけの社会になってしまうのである。

(10)3層+2で育て、加えて世界の才能を取り込むべき

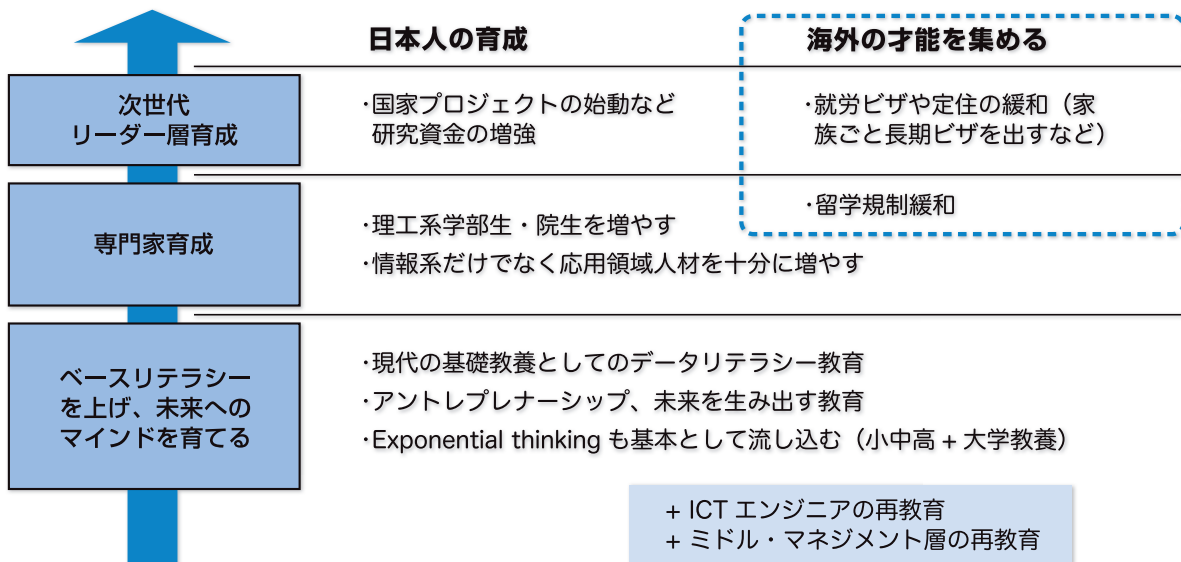
以上をまとめると、次世代層については、まず①基礎となるデータリテラシーを上げ、未来へのマインドを育てることで基本となる武器を与えることが第一である。具体的には、現代の基礎教養としてのデータリテラシー教育に加え、アントレプレナーシップ、未来を生み出す教育を行い、指数関数的に変わる時代の物の考え方も基本として流し込む（小中高+大学教養）。

加えて、②専門家層を増やす。理工系学部生・院生を増やすことに加え、情報系だけでなく、理文を問わずあらゆる分野の境界・応用領域人材を十分に増やす。言語×AI=自動翻訳となるように、これらの具体領域と技術の掛算から新しいサービス、産業が生まれてくるからである。③次世代リーダー層を育てる。研究資金の増強を行い、国家プロジェクトの始動などを実施する、という3層構造で未来に向けた人材育成を行うべきである。

既存勤労層については、④ITエンジニア及び、⑤ミドル・マネジメント層をデータ×AI時代に即した形でスキルを刷新するという二枚重ねの取組が必要である。加えて、⑥目先の専門層、リーダー層不足課題については、北米、欧州、中国、インド及びアジア諸国からの才能の取り込みを早急に検討するべきである。

※34

「これから求められる人材について」経済産業省ウェブサイト
<http://www.meti.go.jp/committee/sankoushin/shin_sangyoukouzou/pdf/005_s02_00.pdf>



■図17 AI×データ時代に向けた人材の増強イメージ³⁴

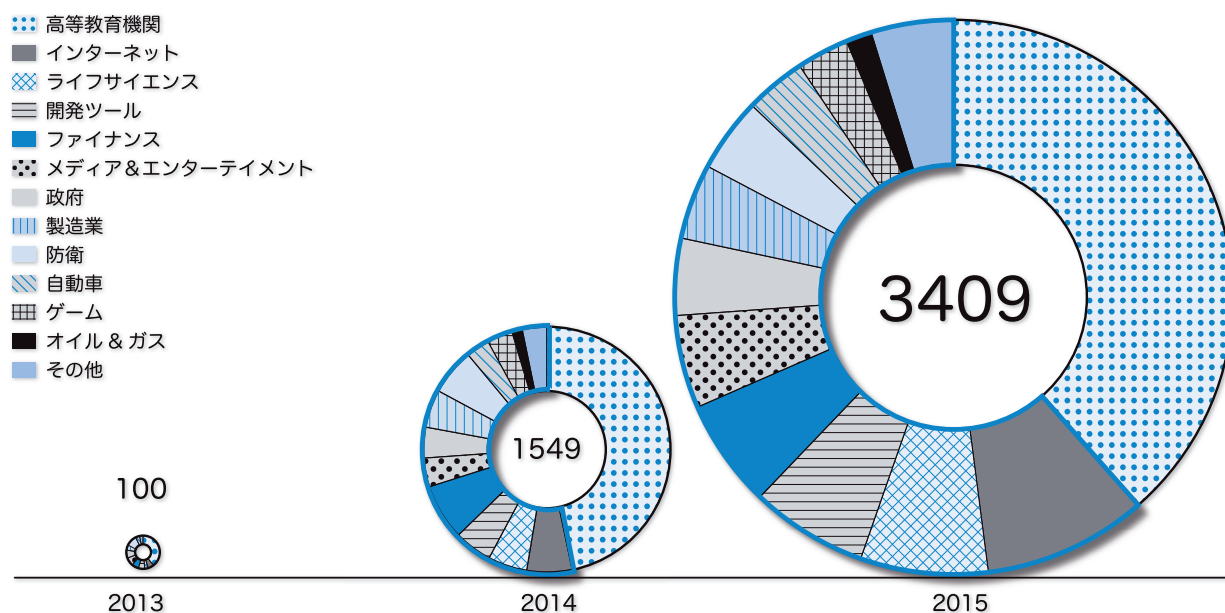
以上見てきたとおり、ここから先はこれまでの日本の産業的な強み領域を十分活かしうる応用フェーズに入る。人材課題への対応については、3層+2+1の施策をいかに迅速に立ち上げ、回していくかが今後の我が国の勝負どころの一つとなる。実にエキサイティングな時代である。

- [1] 安宅和人「人工知能はビジネスをどう変えるか」『DIAMONDハーバード・ビジネス・レビュー』2015.11月号, p.55.
- [2] 安宅和人「Yahoo! JAPANにおけるビッグデータの活用とその舞台裏」『言語処理学会第21回年次大会 (NLP2015) 招待講演』, 2015.3.



2.3.2 計算資源

企業等が機械学習やディープラーニングを利用するためには、学習のための膨大なデータを管理するストレージ、その膨大なデータを計算処理するためのサーバ資源等を確保することが必要となる。NVIDIAによるディープラーニング用途のGPUの供給先の組織数を見ると、図18のとおり2013年と比較して2015年に約34倍に増加し、企業等はディープラーニング用途の計算資源の整備を加速させている様子が見えてくる。分野別にみると高等教育機関向けの売上高が4割程度を占める最大の供給先であるが、2014年と2015年を比較すると、高等教育機関の割合が減少していることから産業界への普及が進み、GPUを用いた企業等によるディープラーニングの適用が進んでいる様子が見えてくる。



■図18 ディープラーニングの実装を目的としてNVIDIA社のGPGPUを採用する組織数³⁵

一方で、全ての企業がGPU等のAI利用のための計算資源を整備することは難しい。我が国では、産業技術総合研究所によるAI処理向け大規模・省電力クラウド基盤（AI Bridging Cloud Infrastructure; ABCI）やデータセンター事業者によるAI向けのコンピューティングリソースの提供など、企業等がAIを活用するための計算資源の整備が進んでいる。

また、AIを利用する企業には、計算資源のほかに、機械学習やディープラーニング等のミドルウェア（機能）を組み合わせるスキルが求められる。企業におけるAI利用を支援するために、海外のパブリッククラウド事業者を中心に機械学習等のAI機能を搭載したクラウドサービス（クラウドAI）の提供が行われている。

クラウドAIには、音声認識や画像認識、言語翻訳等のディープラーニング等を用いた機能がAPI（Application Program Interface）として搭載されており、利用企業は必要なAPIを通じて必要な機能を扱うことができる。クラウドAIを利用することで、データを保有する一方で計算資源やアルゴリズムに深い知見を持たない利用企業は、比較的容易にAIに関わる機能を試行・実装でき、計算資源への投資やミドルウェア等の構築のコストを抑えることができる。また、クラウドAIの特徴である従量課金の特性から、PoC（Proof of Concept）などスモールスタート用途にも適している。

クラウドAIは、表33のとおり、大手IT企業に加えて米国のData Robot等のスタートアップ企業も提供を始めている。クラウドAIには、学習機能だけでなく、あらかじめ学習した学習済みモデルを利用（推論）できる機能を提供するサービスも現れており、利用する企業側が学習のための十分なデータを持たずとも、データを与えることで推論した結果を得ることができる。特に、音声認識や画像認識等の領域で学習済みモデルを利用する機能の提供が進んでいるが、これらの機能は米国等の主要市場を対象としているため、我が国の環境（言語等）に十分に最適化されない機能となる可能性も高い。2.3.5項で示すとおり、

※35

「拡がるディープラーニングの活用」 NVIDIAウェブサイト
 <<https://images.nvidia.com/content/APAC/events/deep-learning-day-2016-jp/NV-DL-User-Cases.pdf>>より作成

我が国においてAIを高度に利用するためには、共有データセットや共有モデル等を整備することが重要と考えられる。

■表33 主要なクラウドAI³⁶

組織名	サービス名	概要
Google	Google Cloud Machine Learning	<ul style="list-style-type: none"> Googleが提供する機械学習用途のクラウドサービス。事前学習済みモデルも提供されており以下のような用途に対して、独自に学習を行わずに利用することも可能である。 <ul style="list-style-type: none"> Speech API (音声認識) Vision API (画像分析) Translate API (翻訳) Natural Language (テキスト分析) Jobs API (仕事検索機能) Job APIでは、求職者が求めている事項を予測し、仕事の検索を支援するサービスなど、特徴的な機能も提供されている。 従量課金サービスであり、モデルの学習時間による課金と学習済みモデルによる予測回数及び時間単位による課金で収益を得る仕組みである。
Amazon	Amazon AI	<ul style="list-style-type: none"> AI利用のための以下の機能が提供されている。利用に応じて従量課金が行なわれる。 <ul style="list-style-type: none"> Amazon Rekognition : ディープラーニングに基づく画像認識サービスであり、画像内の物体やシーン、顔等を検出できる。同サービスでは、学習済みモデルを利用することができる。 Amazon Polly : ディープラーニングを使用した文章から音声への変換サービスである。 Amazon Machine Learning : 開発者向けのスケーラブルな機械学習サービスである。 ディープラーニング開発者用のリソースとしてAmazon Machine Image、Amazon Cloud Formation等が提供されている。
Microsoft	Azure Machine Learning	<ul style="list-style-type: none"> 「Vision (視覚)」「Speech (音声)」「Language (言語)」「Knowledge (知識)」「Search (検索)」の五つのコグニティブ (認知) 領域における各種APIを、クラウドサービスMicrosoft Azureを通じて提供している。 利用に応じて従量課金が行なわれる。
IBM	Watson Data Platform	<ul style="list-style-type: none"> 高速なデータ取り込みエンジン (100GB/秒) や機械学習機能を提供するIBM Cloudベースのデータプラットフォームである。 データを駆使する専門家 (データサイエンティスト、データエンジニア、ビジネスプロフェッショナル、アプリケーション開発者) が任意の言語やサービス、ツールを使って共同でデータセットの活用に取り組めるようにすることで、高度なコラボレーションを実現する。 また、データから得たインサイトをデータ専門家が簡単に可視化し、全社で共有できるようにする。
GE	Predix	<ul style="list-style-type: none"> PaaS (Platform as a Service) として提供され、アプリケーション開発、ビッグデータの分析機能、データ収集・蓄積機能、デバイス接続機能などを有する。 Analytics機能として、予期しない機器のダウンを予測・防止、位置情報を処理、異常値を検出、データ欠損などデータ品質の問題を解決する機能を有する。 本業である航空機のエンジン開発、鉄道車両の製造、火力発電所や原子力発電所などの機器製造、医療用機器や各種センサ、産業用ソフトウェアの開発などの知見を生かして、産業ごとのニーズを深く理解した上でクラウドサービスを構築、提供している。 GEは自社ソフトウェアのPredix Cloudへの移行を推進し、自らがユーザとなり、Predixプラットフォームの利用は産業界で進みつつある。 Boeing (米国) やColumbia Pipeline Group (米国)、BP (英国) などが既に利用している。Predixのクラウドサービスの初期導入企業としては、ANSYS (米国)、Azuqua (米国)、Bsquare (米国)、FogHorn Systems (米国)、FPT Software (ベトナム)、GenPact (米国)、IGATE (米国)、Infosys (インド)、Nurego (米国)、Platine (米国)、SparkBeyond (イスラエル)、Tata Consultancy Services (インド)、ThetaRay (イスラエル) などが挙げられている。
Data Robot	Data Robot	<ul style="list-style-type: none"> BtoBの汎用機械学習プラットフォームを開発・提供している。 オープンソースライブラリで実装される1,000を超えるモデルを大規模同時並行で学習・評価し、アルゴリズムや前処理、特徴量、パラメータチューニングなどの組み合わせから最適なモデルを導出する。 これにより、ビジネスドメインにおける正確な予測モデルの生成・展開を可能としている。

※36
各種公表情報より作成。

2.3.3 標準化

近年、市場に混在する多様で複雑、無秩序な「もの」や「事柄」について、ルールや規則・規定などの取決め（標準）を作成し、利用する標準化が積極的に進められている。企業活動の国際化が進展する中、自社の技術、製品、サービスが市場で際立つような評価・品質の基準、試験方法を標準とするなど、国際的なドミナンスを獲得するためのツールの一つとして標準化が位置付けられているためであり、国内外の政府や企業が積極的に取組を進めている状況にある。

第1章で示したとおり、AIに関わる技術領域は幅広いことから、AIやAIを組み込んだシステム中心の標準化の取組はこれまで十分行われてこなかった。だが、ビッグデータ、IoT、スマートシティなどの産業横断的な枠組みや、交通システム（ITS）、製造システム（Smart Manufacturing）、エネルギー（Smart Energy）、医療システムなど、産業別の枠組みの中で、AIはその一部の機能を担うものとして位置付けられ、標準化が進められてきた。

例えば、国際電気標準会議（IEC）では、オーディオ、ビデオ、マルチメディアシステム等の関連技術の標準化を進めるTechnical Committee（TC）100において、自立生活支援（Active Assisted Living）の標準化³⁷の一部として、音声認識を含めた生活支援のためのアクセシビリティやユーザーインターフェースについて議論が進んでいる。民生用分野・業務用分野の機器の性能や測定方法、マルチメディアシステムの応用、システムと機器間のインターオペラビリティなどの標準化を進めている。また、IT分野を取り扱う国際標準化組織として国際標準化機構（ISO）とIECにより設置された協同検討組織ISO/IEC JTC1では、「WG7（センサネットワーク）」、「WG9（ビッグデータ）」、「WG10（IoT）」、「WG11（スマートシティ）」、「SC41（IoT関連技術）」等が設置され、IoT及びスマートシティ等に関わる用語、ルール、データ等の標準化の中でAI、音声認識、機械学習、ニューラルネットワーク等も位置付けられている³⁸。

上述したISOやIECのような国際的なデジュール標準を検討・策定する団体のほかに、国家標準を検討・策定する団体においても、従前の標準化の枠組みの中でAIを位置付けている。例えば、米国では、2012年3月に米国ホワイトハウスが5年間で総額2億ドルを超える研究開発政策「ビッグデータ研究開発イニシアティブ」を発表後、国立標準技術研究所（NIST）にビッグデータに関する定義、リファレンスアーキテクチャ、技術ロードマップ等の構築を目的としたパブリックワーキンググループ（BD-PWG）が設置され、標準化が進められている。このBD-PWGが2015年に公開した「ビッグデータ相互運用性フレームワークFinal Version 1³⁹」において、ビッグデータユースケースの一部としてディープラーニング及びソーシャルメディア（Deep Learning and Social Media）が位置付けられている。

また、2017年3月に公開された「ビッグデータ相互運用性フレームワークVersion 2（Draft 2）⁴⁰」においても、データサイエンスアプリケーションの重要な領域としてMachine Learningが位置付けられている。

このように、従前の標準化の枠組みや領域の中でAIが位置付けられてきたが、昨今のディープラーニングを中心としたAI技術の発展や実用化の進展等により、AIやAIを組み込んだシステムを前提とした標準

※37
TA (Technical Area) 16: AAL (Active Assisted Living) において議論がなされている。

※38
“Hearing lots of voices? AI takes connected devices to the next level,” IEC e-tech Website <<http://iecetech.org/issue/2017-01/Hearing-lots-of-voices>>

※39
“NIST Big Data interoperability Framework (NBDIF) V1.0 Final Version,” NIST Big Data Public Working Group Website <https://bigdatawg.nist.gov/V1_output_docs.php>

※40
“NIST Big Data interoperability Framework (NBDIF) V2.0 Working Drafts,” Nist Big Data Public Working Group Website <https://bigdatawg.nist.gov/V2_output_docs.php>

化の取組も始まっている。

例えば、ディープラーニングと関連する標準化へ向けた代表的な動きとして、様々なデバイスやソフトウェアの標準化活動を行う非営利団体のクロノスグループ (Khronos Group) により、画像処理のためのオープンなAPI仕様である「OpenVX」が策定されている。OpenVXでは、ディープラーニングを用いた画像処理への対応を各社が個々に開発してしまい、相互運用性が損なわれることを防ぐために、ディープラーニングに基づく推論を実行するための「Open VX Neural Network Extension」と、ニューラルネットワークを規定する情報（構造と重み）の流通を可能とする「Neural Network Exchange Format」(NNEF) を策定している。

OpenVX Neural Network Extensionは、組込みシステムでのリアルタイム処理を意識して、メモリマネジメントや消費電力の観点から、CPU、GPU、DSP、FPGA等の複数のデバイスにわたって処理の分担を細かく調整できるように設計されている。また、NNEFのワーキンググループ⁴¹では、畳み込みニューラルネットワークを当面の対象としているが、RNN等の幅広いネットワークにも将来的に対応可能な設計とすることを目指している。ワーキンググループは、ディープラーニングフレームワークの開発者に議論への参加を呼びかけており、2017年6月までに議論の詳細化を行う予定となっている。現時点でNNEFのVersion1.0が公開されている。クロノスグループにおけるこれらの議論では、現状ではニューラルネットワークの学習よりも推論に関わる仕様を重視している。そのため、当面は学習済みモデルを固定した上での議論が先行すると想定される。

また、IEEEは、AIや自律システムの論理的配慮に関する国際イニシアティブ (IEEE Global Initiative for Ethical Considerations in Artificial Intelligence and Autonomous Systems) を設置し、全ての技術者がAIや自律システムの設計や開発において倫理的配慮を行うことの優先度を高めるための活動を行っている (3.3.2項参照)。同イニシアティブは、包括的なロードマップ、ホワイトペーパー、教材などの開発・公開、関連団体との協力等の活動に加え、認証や行動規範等に関わる標準化プロジェクトの推進が掲げられている。

具体的には、IEEE P7000 (システム設計における倫理的懸念に対処するモデルプロセス) からP7006 (パーソナライズされたAIエージェントの標準) までの七つのワーキンググループを設立し、設計や開発の倫理的配慮に関わる標準化の議論を進めている。

今後、あらゆる分野でAIの実用化や普及が進むことが期待される中、AIを利用するために必要となる標準の策定を進めることが重要となる。具体的には、学習のためのインターフェース、学習精度の評価・保証制度、データ流通・利用のためのAPI、データ生成から利用における個人情報やセキュリティなどAIに関わるデータの生成、蓄積・流通、加工、利用までのライフサイクルのそれぞれで標準化が進むと想定される。人工知能技術戦略会議がとりまとめた「人工知能技術戦略」⁴²においても、AIの協調領域と競争領域を使い分け、戦略的に国際標準や知的財産を押さえ、技術をビジネスにつなげていくことが重要であると示されているとおり、AIに関わる国際的な標準化の議論に我が国企業等も積極的に関与し、競争優位な市場環境を形成・拡大することが重要である。

※41
“ Deep Learning Working Group, ” Khronos Group Website
<<https://www.khronos.org/assets/uploads/apis/Deep-Learning-SoW.pdf>>

※42
「人工知能技術戦略」新エネルギー・産業技術総合開発機構ウェブサイト
<<http://www.nedo.go.jp/content/100862413.pdf>>

2.3.4 オープンソースソフトウェア

2.2.1項で示したとおり機械学習やディープラーニングに関わるフレームワークやライブラリをオープンソースソフトウェア（OSS）として公開することで、集合知のプラットフォーム形成を進める動きが見られる。

OSSや2.3.2項で示したクラウドAIを利用することで、利用企業はプログラムを一から記述しなくても機械学習やディープラーニングを用いたシステムの開発が可能となる。代表的なフレームワークは表34のとおりである。

表34 機械学習やディープラーニングに関わる主要なOSS^{43, 44}

ソフト名	開発元	概要
Caffe	Berkeley Vision And Learning Center (米国)	<ul style="list-style-type: none"> ・ Googleに在籍するYangqing Jiaがカリフォルニア大学バークレー校の博士課程に在籍した頃に開発が開始されたディープラーニング用途のフレームワーク ・ ディープラーニングの研究が盛んとなった初期に注目され利用が進展 ・ 対応OSはLinuxOS、MacOS、WindowsOS(非公式) ・ GPUに対応 ・ 操作言語はpython
Chainer	Preferred Networks	<ul style="list-style-type: none"> ・ Preferred Networksが2015年6月に公開したディープラーニング用途のフレームワーク ・ 国内での利用が進んでいる。対応OSはLinuxOS、MacOS ・ GPUに対応 ・ 操作言語はpython
CNTK	Microsoft (米国)	<ul style="list-style-type: none"> ・ Microsoftが開発・公開したディープラーニングのためのツールキット (Microsoft Cognitive Toolkit; CNTK) ・ 対応OSはLinuxOS、WindowsOS ・ GPUに対応 ・ 操作言語はpython、C++
CSLAIER	ソニーコンピューターサイエンス研究所、UEI	<ul style="list-style-type: none"> ・ ソニーコンピューターサイエンス研究所とUEIが共同開発したディープラーニング向けのデザインツール ・ ChainerとTensorFlowを手軽に利用できるGUI環境であり、ネットワーク構造などを定義可能 ・ 対応OSはLinuxOS10 ・ GPUに対応 ・ 操作言語はDeelと呼ばれる独自記述言語
TensorFlow	Google (米国)	<ul style="list-style-type: none"> ・ GoogleのMachine Intelligence研究所が開発したディープラーニングや機械学習向けのフレームワーク ・ TensorFlowは急速に市場に広まっており、国内外の様々な企業が活用 ・ 対応OSはLinuxOS、MacOS、WindowsOS ・ GPUに対応 ・ 操作言語はpython、C++
theano	University of Montreal (カナダ)	<ul style="list-style-type: none"> ・ ディープラーニングへの応用を強く意識して設計された数値計算ライブラリ ・ 対応OSはLinuxOS、MacOS、WindowsOS ・ 操作言語はpython ・ GPUに対応
Torch	Ronan Collobertら	<ul style="list-style-type: none"> ・ 幅広い機械学習アルゴリズムをサポートするフレームワーク ・ Facebook AI ResearchやGoogle DeepMind等が利用 ・ 対応OSはLinuxOS⁴⁴、MacOS ・ GPUに対応 ・ 操作言語はLua

Googleが提供する機械学習やディープラーニング向けのフレームワーク「TensorFlow」は、同社のMachine Intelligence研究所が機械学習やディープラーニングの研究を行う目的で開発されたものであり、

※43
「オープンソース」新エネルギー・産業技術総合開発機構ウェブサイト <<http://www.nedo.go.jp/content/100861559.pdf>>

※44
Ubuntu 14.04での動作検証が行われている。WindowsOSなどの他OSでの動作報告も行われている。

その成果がApache 2.0オープンソースライセンスの下で、学生、研究者、エンジニア、開発者等に向けて広く公開されている。TensorFlowは様々な環境で利用でき、複数のGPUへの対応やPCやモバイル端末でも動作する点が特徴的である。企業等への普及が進んでおり、以下の企業等が既に利用を始めている。

- Airbnb (米国)
- Airbus (フランス)
- ARM (英国)
- Dropbox (米国)
- eBay (米国)
- IBM (米国)
- Intel (米国)
- Qualcomm (米国)
- Xiaomi (中国)
- UBER (米国)、等

Microsoftのディープラーニング用途のツールキット「CNTK」(Computational Network Toolkit)も、Google同様自社内の研究向けに開発されたものであった。そのため、公開当初は、C++言語でプログラミングを行う必要があったが、バージョン2.0ではPython等の、AI分野でよく利用されるプログラミング言語への対応を行っている。

表のほかにも企業等によるOSSの公開が盛んに行われている。例えば、2017年1月には、Intelが「BigDL」と称する分散型ディープラーニングライブラリをOSSとして公開している。BigDLは、データの保存、処理とマイニング、フィーチャーエンジニアリング(特徴量設計)、機械学習とディープラーニングワークロードのための統合型データ分析プラットフォームとして機能する。

Amazonは2016年5月にディープラーニング向けのOSSライブラリ「DSSTINE」(Deep Scalable Sparse Tensor Network Engine)を公開している。DSSTINEは、学習及び推論の両方が複数のGPUにスケールアウト可能である。自社でOSSを開発・公開している一方で、自らのクラウドAIの推奨フレームワークとして、CMUなどの研究者が開発するディープラーニング用途のOSSフレームワークMXNetを採用すると発表しており、オープンな開発を進めている。

中国では、Baiduが自社の検索ランキングやターゲット広告、画像検索、翻訳等に搭載されている分散型ディープラーニングのためのフレームワークPaddlePaddle (PArallel Distributed Deep LEarning)を公開している。

このように、大手IT企業、スタートアップ企業等が、自社で開発したフレームワークやライブラリをOSSとして外部に公開している。また、2.2.1項で示したように、学習用データや学習済みモデルなども合わせて公開することで、外部の企業や研究者を巻き込む集合知のプラットフォーム形成が進んでいる。

2.3.5 共有データセット・共有モデル

2.2.1項で示したとおり、機械学習、特にディープラーニングはアルゴリズム、学習済みモデル、学習用データ、ソフトウェアコードなど開発した技術やデータ等を公開・共有することで、多様なプレイヤーを巻き込む連鎖的な技術開発が加速度的に進むというネットワーク効果が有効に働く。ディープラーニングの研究開発を進める大学や一部の企業等は、自らが開発した技術やデータを公開・共有する取組を始めている。

本節は、このような学習用データの公開・共有（共有データセット）や学習済みモデルの公開・共有（共有モデル）に関わる動向等について述べる。

2.3.5.1 共有データセット

(1) 既存の共有データセット

現在、使用可能な共有データセットとしては、画像認識用データセットの「ImageNet」、手書き数字認識用の「MNIST」、画像をピクセル単位で意味づけし、領域を識別する画像セマンティックセグメンテーション用の「MS COCO」などがある。AIの性能を決定づけるのがデータセットであり、そのため世界中の様々な研究機関がデータセットを公開している。表35に、主要な共有データセットを示す。

表35 主要な共有データセット⁴⁵

データセット名	説明
ImageNet	スタンフォード大学がインターネット上から画像を集め分類したデータセット。一般画像認識用に用いられる。ImageNetを利用して画像検出・識別精度を競うThe ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) などコンテストも開かれる
MNIST	ニューヨーク大学のYann LeCunらがまとめた手書き数字を集めたデータセット。機械学習の入門用データセットとしてよく用いられる
MS COCO	欧州のAI関連研究コミュニティのPattern Analysis, Statistical Modeling and Computational Learning (PASCAL) がまとめたMicrosoftが作成した画像セマンティックセグメンテーション用データセット
Pascal VOC	画像セマンティックセグメンテーション用データセット
WMT15	機械翻訳に関する国際会議のWorkshop on Statistical Machine Translation (WMT) がまとめた英語と仏語、独語、チェコ語、ロシア語、スペイン語、フィンランド語などの対訳集
Cornell Movie-Dialogs Corpus	コーネル大学(Cornell University、米国)が600以上の映画の字幕をまとめたデータセット
VGG Face Dataset	オックスフォード大学Visual Geometry Groupがまとめた顔画像のデータセット
Human Pose Estimate Dataset	オックスフォード大学Visual Geometry Groupがまとめた人間のポーズ推定を学習するためのデータセット
Oxford Buildings Dataset	オックスフォード大学Visual Geometry Groupがまとめた建物画像のデータセット
BBC-Oxford Lip Reading Dataset	British Broadcasting Corporation (BBC、英国)とオックスフォード大学がまとめた唇から言葉を読み取るためのデータセット
Text Localisation Dataset	オックスフォード大学がまとめた、写真の中にある文字の位置を学習させるためのデータセット

(2) 既存の共有データセットの問題点

現在広く頒布されているデータセットには、問題が二つある。一つは著作権や肖像権の問題である。現在はフェアユース（公正な利用）に近い形で運用されているが、これを企業が用いて学習したものを、業務や製品に使うって良いかという問題への指摘がある。

GoogleやMicrosoft、Appleなどは、著作権などの知的財産権の処理をグレーゾーンとして捉え、自社のサービス用AIに共有データセットを学習させた上で、有料のディープラーニングサービスの提供に踏み切っている。他方、我が国では、企業のコンプライアンス部門が厳格な体制や制度を有することから、米国のようにグレーゾーンでの事業展開が難しく、今後、国として何らかの指針を示す必要が出てくるだろう

※45
各種公表情報より作成。

う。

もう一つの問題が、共有データセットの多くが欧米で作られているということである。例えば、ImageNetは最も良く参照されるデータセットの一つであるが、ImageNetの分類には日本国内ではありふれた「ラーメン」などの料理は無く、国内外で郵便ポストの色も形も違うので、誤認識するという問題がある。

例えば図19のような写真を見せると、ImageNetで学習したAIは図20のように、この写真を「カルボナーラ」又は「マッシュポテト」と解釈する。



■図19 AIに見せた「つけ麺」の画像

```
#1 | n07831146 carbonara | 71.4%
#2 | n07711569 mashed potato | 6.5%
#3 | n04596742 wok | 6.2%
```

■図20 図19を見たAIの出した回答

こうした状況では、我が国でAIに関連するビジネスを立ち上げようとする場合、必要な画像を全て誰かが用意しなければならず、しかもそれは数百万枚に及ぶ膨大な分類となるために大変非効率的であり、早急に解決すべき問題と言える。

2.3.5.2 共有モデル

(1) 既存の学習済みニューラルネットワークモデル

高性能なAIを作り出すもう一つの方法は、学習済みモデルを活用することである。学習済みモデルとは、既に十分な時間、膨大な学習データセットを使用して学習（訓練）させたもので、既に米国ではカリフォルニア大学バークレー校の画像及び学習センター（Berkeley Vision and Learning Center; BVLC）によるモデル動物園（Model Zoo）で、多数の学習済みモデル⁴⁶が公開されている。Model Zooで公開されている主要な学習済みモデルを表36に示す。

※46

43種類が公開されている（2017年3月現在）。

表36 BVLCのModel Zooで公開されている学習済みモデルの例⁴⁷

モデル名	説明
AlexNet	最初期の画像認識用ニューラルネットワークモデル
GoogLeNet	Googleが開発した画像認識用ニューラルネットワークをBVLCが独自に学習したもの
VGG-19	ILSVRC2012のデータにおいて7.5%のTop5エラー率を達成した画像認識用ニューラルネットワークモデル
Places CNN	マサチューセッツ工科大学が開発・学習した写真から場所を推定するニューラルネットワークモデル
FCNs	セマンティックセグメンテーションを行う完全畳み込みネットワーク
Age and Gender	年齢及び性別を認識するニューラルネットワークモデル
GoogLeNet_cars	GoogLeNetを利用して自動車の種別を認識するニューラルネットワークモデル
SegNet	セマンティックセグメンテーション用のニューラルネットワークモデル
Holistically-Nested Edge Detection	輪郭検出用のニューラルネットワークモデル
Video2Text_VGG	動画からテキストを自動生成するニューラルネットワークモデル
VGG Face	VGGを使用した顔検出用のニューラルネットワークモデル
Emotion Recognition	顔画像から感情を認識するニューラルネットワークモデル
ResNets	Microsoftが開発した152層に及ぶニューラルネットワークモデル
Deep Hand	手の形を認識するニューラルネットワークモデル
DeepYeast	顕微鏡写真から体内細胞を認識するニューラルネットワークモデル

高性能なAIを作るためには、こうした公開されているモデルを元に、転移学習（ファインチューニングと呼ばれる）を独自のデータセットに対して適用するのが実用上効率的であることが知られている。

BVLCのModel Zooでは、BVLC自身が学習した学習済みモデルも公開しているが、MITやMicrosoftなど、様々な研究機関が独自に学習させた学習済みモデルが多数公開されており、事実上のディープラーニング研究者たちのハブとなる役割を果たしている。

(2)BVLC Model Zooの問題点

当初、ディープラーニングの研究者にとってBVLCのModel Zooは非常に大きな存在感を示していたが、時間の経過とともに問題が生じてきた。

BVLC Model Zooで公開されている学習済みモデルは、BVLCが開発したディープラーニングツールである「Caffe」用のモデルに限られる。しかしながら、Caffeの設計が必ずしも最新の理論に追いついていないため、標準の状態では高度なモデルを表現することができない。そのため、Model Zooに公開されている学習済みモデルのうちいくつかは、改良版Caffeの実装とセットで公開されている。

この状況は、学習済みモデルの利活用を考える場合に望ましい状態とは言えない。研究者は試したい学習済みモデルに合わせて、それぞれ別個に独自の改良が施されたCaffe実装をインストールする必要があり、運用性が低いという問題がある。また、共有学習済みモデルは共有データセットで学習されたものがほとんどであり、共有データセットが欧米の価値観に依っていることから、共有学習済みモデルもまた、その

※47

“ Model Zoo, ” GitHub Website <<https://github.com/BVLC/caffe/wiki/Model-Zoo>>より作成。

ままでは国内での運用に適さないという問題もある。

2.3.5.3 AIが利活用されるためにこれから取り組むべきこと

以上で述べたように、現在流通している共有データセットの多くは海外製であり、日本国内での運用に適さない場合が多いという問題と、それを用いて学習したAIのビジネスへの適用については、その判断が各企業に委ねられているという現状がある。また、共有データセットが欧米向けであるがゆえに、国内での利活用を行うためにはそのままでは共有データセット、共有モデルともに使用しづらいという問題がある。

このような点を踏まえた方策として、知的財産戦略本部「新たな情報財検討委員会」⁴⁸における議論として、公的AI用HPC（High Performance Computer）環境の整備と併せて以下の4点を実現し、民間企業からも一定のルールの下、共有データセットへの自社データの公開が可能で、データを公開した民間企業も利益を得ることができるような仕組みがあると望ましいとの議論がなされている。

- (1) 日本独自の言語、風土や文化を中心とした共有データセットを作り、企業や研究者が利用できる環境の整備
- (2) 上記のデータセットを学習した共有モデルを頒布できる環境の整備
- (3) 分散学習を可能とするような国内で取得されたビッグデータの集積基地としての環境の整備
- (4) 共有モデルや共有データセットにおいて特定のフレームワークに限定されることなく相互運用可能なニューラルネットワークのデータ構造の検討

このような公的AI用HPC環境については、海外に比べてGPU資源への民間投資があまり活発ではない我が国における現状に鑑みて、民間でのAI利活用を後押しすることを目的に、世界最大規模のGPUファームの整備がなされることが望ましいとされている。具体的には次のような点に配慮がなされ、より広く多くの人々が仮説の検証を行うことが可能となるよう、手軽に利用可能な強力な計算資源として整備がなされることが望ましいとされている。具体的には、①グラフィカルユーザーインターフェース（GUI）等でディープラーニングの専門家でなくても仮説検証ができること、②仮説の検証や有望なハイパーパラメータを得られたら、速やかに民間のGPUクラウドへ移行し、業務への活用が可能になること、③日本独自のデータセットや共有モデルを集積・頒布する情報基盤となること、といった点が挙げられている。

また、上記の環境には単に計算資源とそれを活用するためのGUIを用意するだけでなく、優れたAIが育つために国内外の情報やセンサネットワークから得られたビッグデータを集積し、学習する環境を整備することが期待される。実用的かつ優れたAIを学習するには、適切かつ十分なデータが必要となるためである。このような観点からは、次のようなデータの集積がなされると望ましいとされている。具体的には、①公的に配信可能な知財処理済のデータセット、②公的な配信ができない著作物などのデータ（著作権法47条の7項に基づく情報分析のためのデータ）、③センサネットワークから得られたプライバシー情報を含むビッグデータ、といったデータが挙げられている。

これらのデータについて、②と③については著作権やプライバシーに配慮して、書き込み専用とし、直接の読み出しはできないようになっていくことが望ましい。特定の条件を満たすニューラルネットワーク

※48

「新たな情報財検討委員会 報告書」首相官邸ウェブサイト
<http://www.kantei.go.jp/jp/singi/titeki2/tyousakai/kensho_hyoka_kikaku/2017/johozai/houkokusho.pdf>

を通した復元不可能な特徴ベクトルの形でのみ利用することができるようにすることで、知的財産や隣接権、プライバシーを守りつつ他に類を見ない強力な学習用データを集積・利活用できることが期待される。これは世界的に見ても類を見ない試みであり、実現すれば我が国のAI開発が他国に比べて大きなアドバンテージを持つことが期待される。

2.4 企業における利用状況

国内外の人工知能（AI）に関わる利用実態を把握するために、以下のとおりアンケート調査を実施した。

2.4.1 アンケート調査概要

2.4.1.1 国内アンケート調査概要

国内企業におけるAI利用状況及びその変化の動向、取組を進める上での課題の把握等を目的として民間企業宛てにアンケート調査を行った。調査の概要は以下のとおりである。

- 調査方法：郵送調査
- 調査期間：2017年3月
- 調査対象：上場企業 3,787企業
- 業種区分：情報処理実態調査の調査業種26業種
- 回収数：有効回収数 296企業（有効回収率 7.8%）
- 主な調査項目：
 - AIに関する認識
 - AIに関する取組状況
 - AIの推進体制やデータ整備の状況
 - AIに関する投資状況、等

2.4.1.2 海外アンケート調査概要

海外企業に対しても国内企業と同様の目的でアンケート調査を実施した。なお、海外アンケート調査は、ウェブモニタを通じて回答を得た。調査の概要は以下のとおりである。

- 調査方法：ウェブアンケート調査
- 調査時期：2017年3月
- 対象国：米国、英国、ドイツ
- 対象者：民間企業に勤めるマネジメント層
- 回収数：各国311件（日本の上場企業の従業員規模比率をもとに割り付け¹）
- 主な調査項目：国内企業アンケート調査と同様

※1

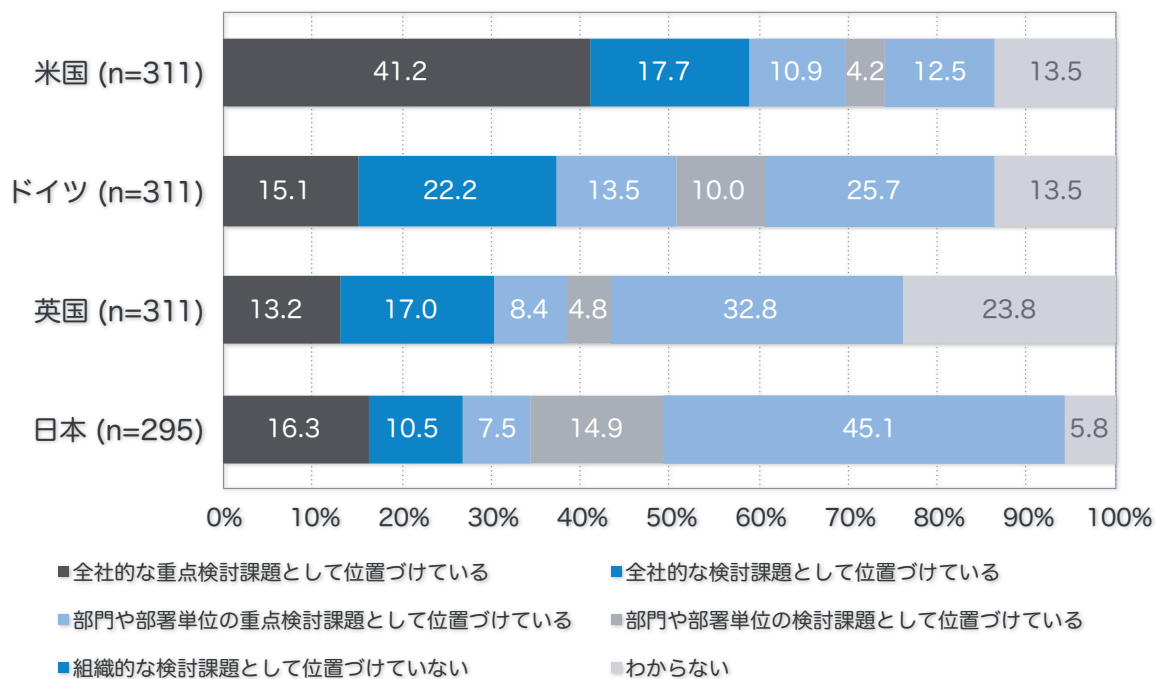
各国の回収数は従業員規模別に、1,000人超：130件／500人～1,000人未満：57件／100～500人未満：94件／100人未満：30件。

2.4.2 アンケート調査結果

2.4.2.1 AI利用で先行する米国

AIに関する取組を組織的課題として位置付けているかを尋ねたところ、図21のとおり我が国では、全社レベルの検討課題（26.8%）又は部署レベルの検討課題（22.4%）との結果となり、合わせて49.2%の企業がAIを自社の課題として認識している。一方で、45.1%の企業が組織的な検討課題として位置付けていないと回答している。一方、米国では全社レベルの検討課題（58.9%）、部署レベルの検討課題（15.1%）とAIへの取組を企業全体に関わる課題として認識しており、合わせて74.0%の企業が組織的な検討課題として位置づけるなど、課題認識に大きな差異が見られた。

また、我が国では、全社的な課題として位置付けたり、取組を進める企業が、ドイツ、英国と同程度存在するが、検討も開始していない企業が多いため、国内における企業間での取組格差が今後拡大することが懸念される。

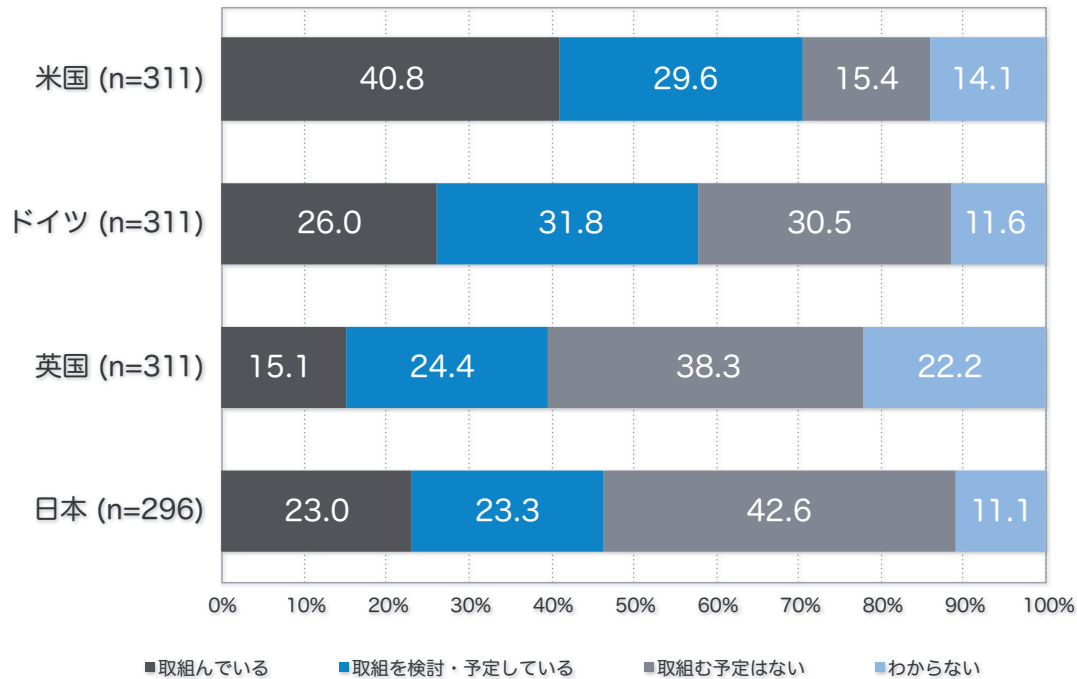


■ 図21 AIに関わる課題認識²

※2

日本企業の有効回答数は295件。米、独、英は有効回答数311件。

また、AIの取組状況を尋ねたところ、**図22**のとおり我が国では、取り組んでいる（23.0%）又は取組を検討・予定している（23.3%）との結果となり、合わせて46.3%の企業がAIへの取組を実施又は予定している。一方で、米国では、取り組んでいる（40.8%）又は取組を検討・予定している（29.6%）との結果となり、合わせて70.4%の企業がAIへの取組を実施又は予定しており、課題認識に加えて取組状況でも差異が見られる。



■ 図22 AIの取組状況^{※3}

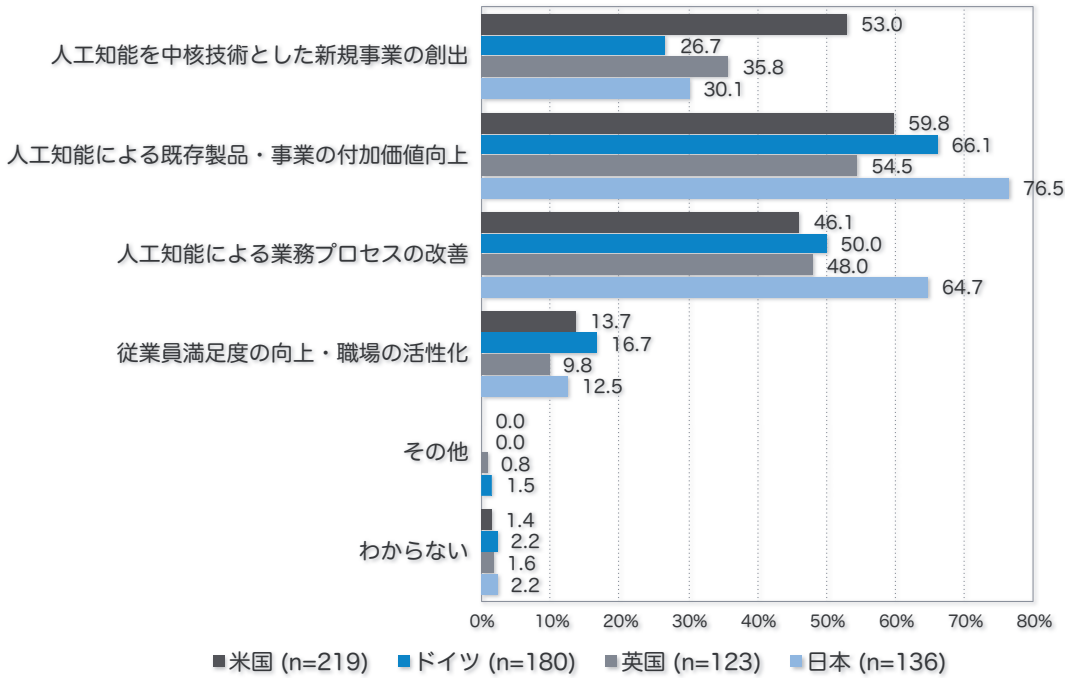
※3

日本企業の有効回答数は296件。米、独、英は有効回答数311件。

2.4.2.2 新規事業創出にAIを利用する米国と既存業務への利用を進める日本

AIに取り組んでいる又は取組を検討・予定していると回答した企業に対して取組目的を尋ねたところ、**図23**のとおり、我が国では既存製品・事業の付加価値向上（76.5%）、業務プロセスの改善（64.7%）、新規事業の創出（30.1%）の結果となり、一般的なIT投資の目的と比較しても、新規事業の創出や製品・事業への付加価値向上を目的とする割合が高い結果となった。

一方、米国では新規事業の創出が53.0%と回答企業の半数を占め、日本、ドイツ、英国と比較して、より攻めを目的としたAI利用に注力している様子がうかがえる。



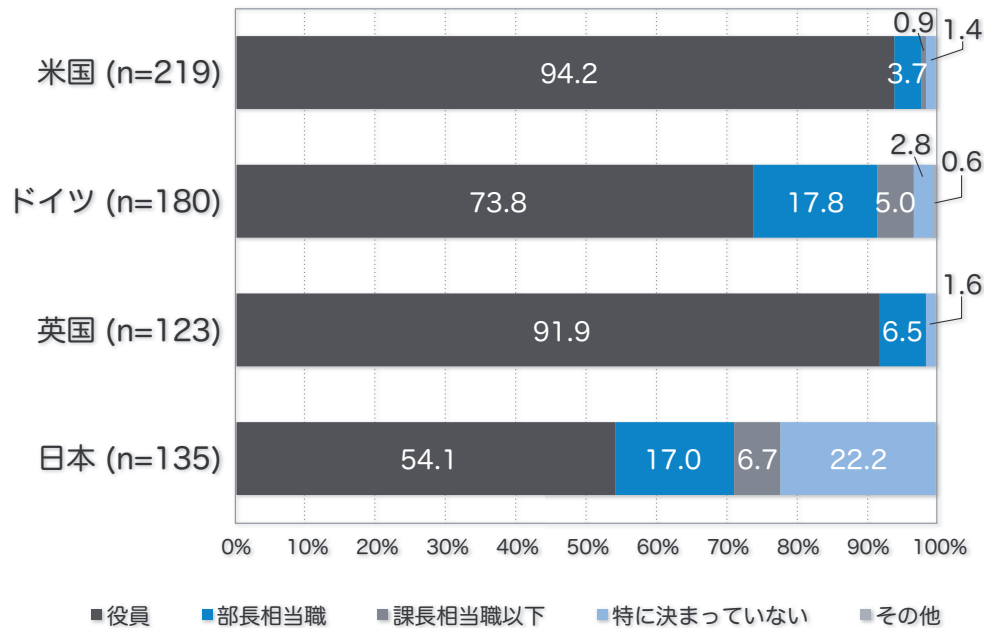
■図23 AIに関する取組目的*

※4
AIの取組状況(図22)で「取組んでいる」又は「取組を検討・予定している」と回答した企業が対象。企業が日本企業の有効回答数は136件。米、独、英の有効回答数はそれぞれ219件、180件、123件。

※5
AIの取組状況(図22)で「取組んでいる」又は「取組を検討・予定している」と回答した企業が対象。企業が日本企業の有効回答数は135件。米、独、英の有効回答数はそれぞれ219件、180件、123件。

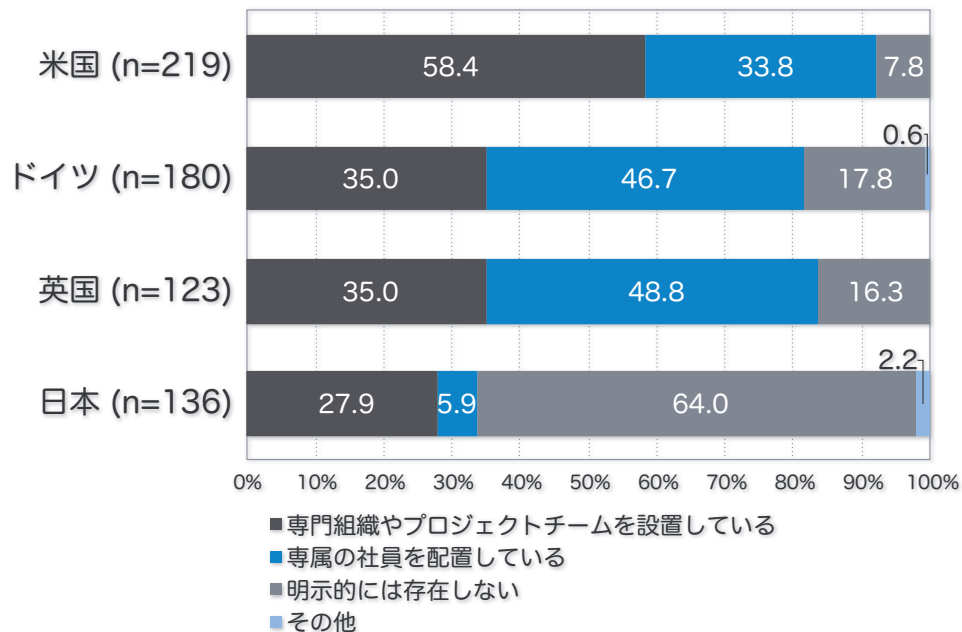
2.4.2.3 推進組織・体制整備の遅れ

AIに関する取組を主導する責任者を尋ねたところ、図24のとおり我が国では54.1%の企業において役員が主導している一方で、米国では、94.2%の企業、ドイツでは73.8%の企業、英国では91.9%の企業において役員が主導しているとの結果であった。



■図24 AIに関する取組を主導する責任者⁵

また、AIを推進する専門組織・専属要員を尋ねたところ、図25のとおり、専門組織やプロジェクトチームを設置している企業の割合が、我が国では33.8%であり、米国 (92.2%)、ドイツ (81.7%)、英国 (83.8%) と比較して遅れている状況にある。



■図25 AIに関する専門組織・専属要員の設置状況⁶

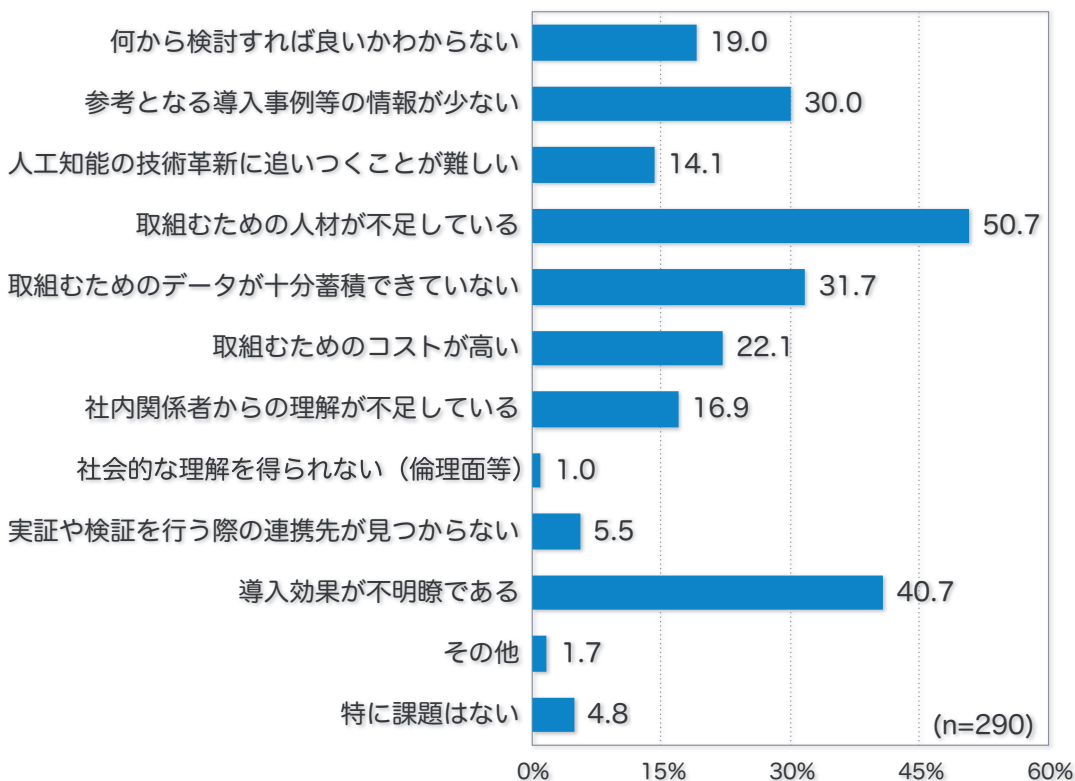
※6

AIの取組状況(図22)で「取組んでいる」又は「取組を検討・予定している」と回答した企業が対象。企業が日本企業の有効回答数は136件。米、独、英の有効回答数はそれぞれ219件、180件、123件。

2.4.2.4 取組を進める上での課題

AIに関する取組を進める上での課題を尋ねたところ、図26のとおり、日本企業においては、取り組むための人材が不足している（50.7%）が最も多く、次いで導入効果が不明瞭である（40.7%）、取り組むためのデータが十分蓄積できていない（31.7%）、参考となる導入事例等の情報が少ない（30.0%）となった。

2.3.1項で示したとおり、産業界におけるAIに関わる人材育成の重要性の認識の高まりから、企業と大学等が連携して人材育成を図る事例も現れている。だが、50%を超える企業が人材不足を感じている実態を踏まえると、大学でAIやデータサイエンスを学んだ人材の輩出を促すとともに、企業に勤める人材が大学でAIを学び直すリカレント教育等を通じた、企業人材の育成の強化も重要と考えられる。



■ 図26 AIに関する取組を進める上での課題⁷

※7

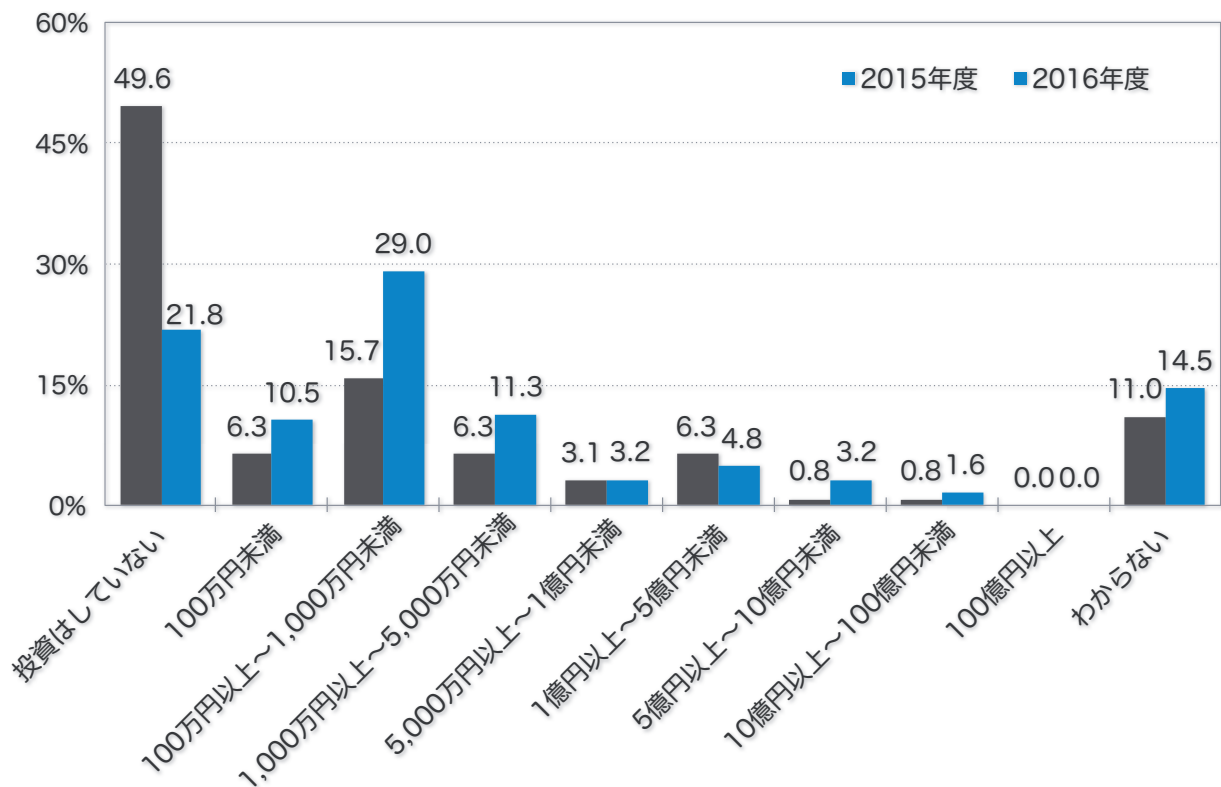
日本企業の有効回答数は290件。

2.5 投資規模・市場規模

2.5.1 投資規模

国内企業へのアンケート調査結果（概要は2.4.1項参照）において、人工知能（AI）に関する投資金額を尋ねた¹ところ、我が国では2015年には投資したと回答した企業は50.4%であったが、2016年には78.2%と増加し、投資金額も全体的に増加傾向となっている。

2.4節で示したとおり、AIへの取組で米国、ドイツ、英国に後塵を拝しているものの、投資を開始し、取組を加速させている様子が見えてくる。

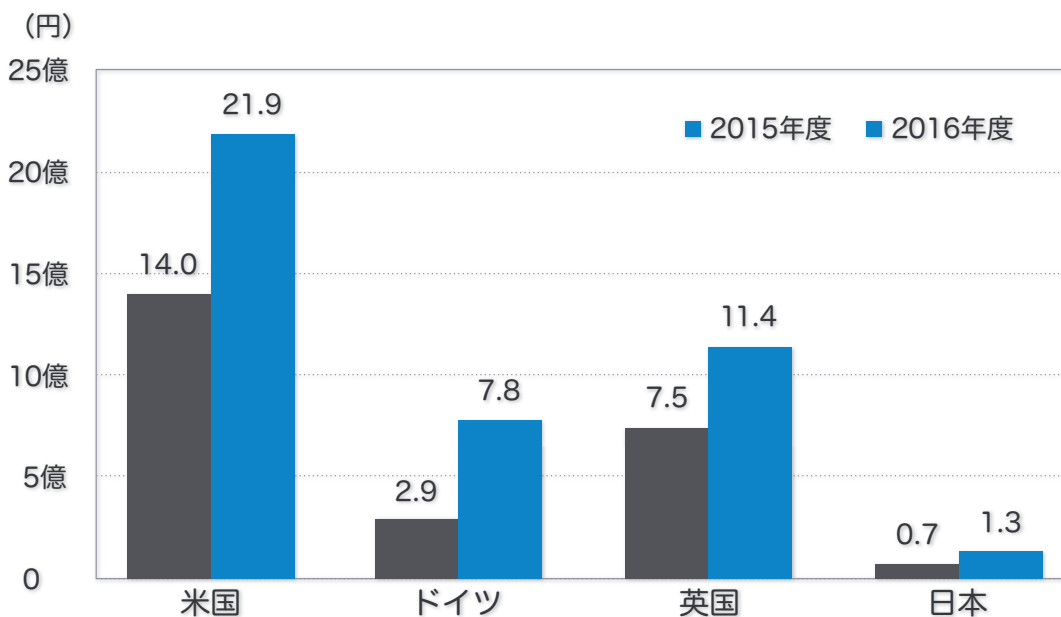


■ 図27 AIに関する投資規模

※1

AIの取組状況(図22)で「取組んでいる」又は「取組を検討・予定している」と回答した企業を対象に、投資金額を尋ねた。2015年度の投資金額は127社、2016年度の投資金額は124社から回答を得た。

また、国内アンケート調査における回答企業の投資総額²を推計すると、2015年度で88.9億円、2016年度で約161.2億円であり、一企業当たりの投資金額はそれぞれ約0.7億円、約1.3億円であった³。一企業当たりの投資金額を海外と比較すると、図28のとおり米国の投資金額が高く、次いで英国、ドイツの順であり、我が国は比較的小規模な投資を行う企業が多い傾向となった。



■図28 各国の一企業当たりの投資金額の推計²

先行する企業においても、現在のAI利用の多くは投資段階であり、今後の実ビジネスへのAIを適用する中で投資を回収していくものと想定され、現在の投資規模の格差が、将来的に企業間の売上や利益に直結するAI利用の格差が生じる懸念もある。

※2
回答を得た国内企業の投資金額の合計値（2015年度は127社、2016年度は124社の投資金額の合計）。

※3
投資総額及び一企業当たりの投資金額は、回答された選択肢の中間値を回答企業の投資金額と見なして推計した。
 ・100万円未満＝50万円
 ・100万円以上～1,000万円未満＝550万円
 ・1,000万円以上～5,000万円未満＝3,000万円
 ・5,000万円以上～1億円未満＝7,500万円
 ・1億円以上～5億円未満＝3億円
 ・5億円以上～10億円未満＝7億5,000万円
 ・10億円以上～100億円未満＝55億円
 ・100億円以上＝200億円

2.5.2 市場規模

AIの技術進展を背景にAIの産業応用が広がりつつある。市場規模に関する既存情報に共通するポイントとして、「AI市場の成長が著しく、様々な産業分野での応用が期待される」、「AIに関わる製品・サービスの供給側の市場と比較して、導入側の経済効果は非常に大きくなる」ことが挙げられる。

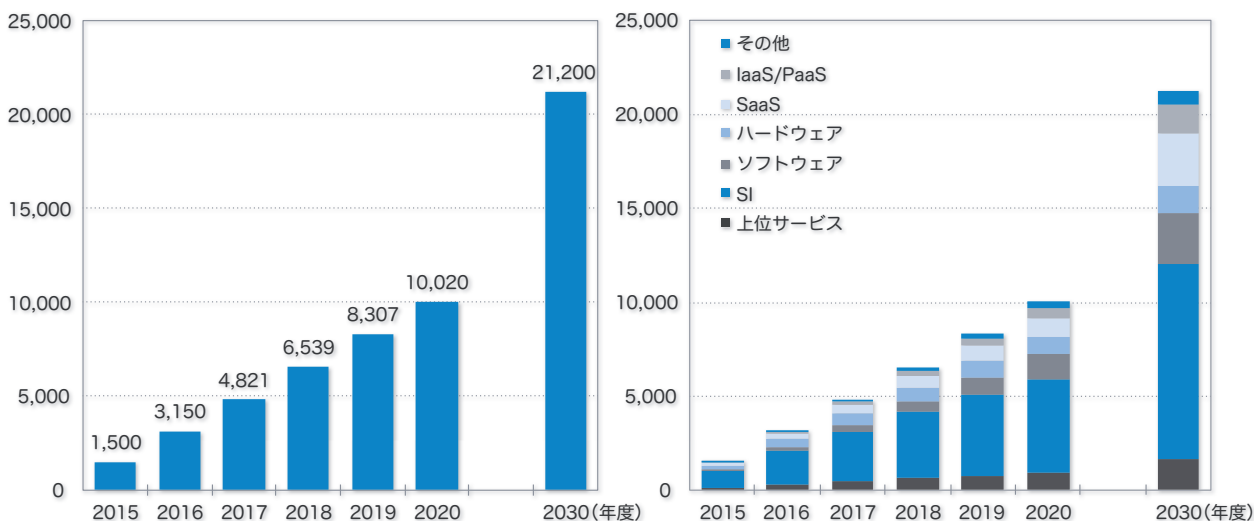
2.5.2.1 AIに関わる製品・サービス市場

AIに関わる製品やサービス市場推計は多数行われているが、対象とするAIの範囲が多様であるため、市場規模には大きな差異が生じている。

富士キメラ総研[1]によると、2015～2030年までの国内におけるAIのシステムやサービスの売上市場規模は図29のとおり2015年度の約1,500億円から2020年度の約1兆20億円の伸長と見込まれており、2030年度には2兆1,200億円規模に達する見込みである。

システム・サービスの区別の市場規模をみると、2015年度は大手企業における個別受託開発が中心であったため、システム・インテグレーション及びハードウェアが大きな割合を占める（前者の構成比は59.7%、後者は15.0%）一方、市場の伸び率（CAGR）みると、ソフトウェア（77.0%）、IaaS/PaaS（79.0%）、SaaS（52.9%）とAIを搭載したソフトウェアやSaaSの提供やIaaS/PaaSをインフラとしたAI環境の構築が拡大するとみられる。

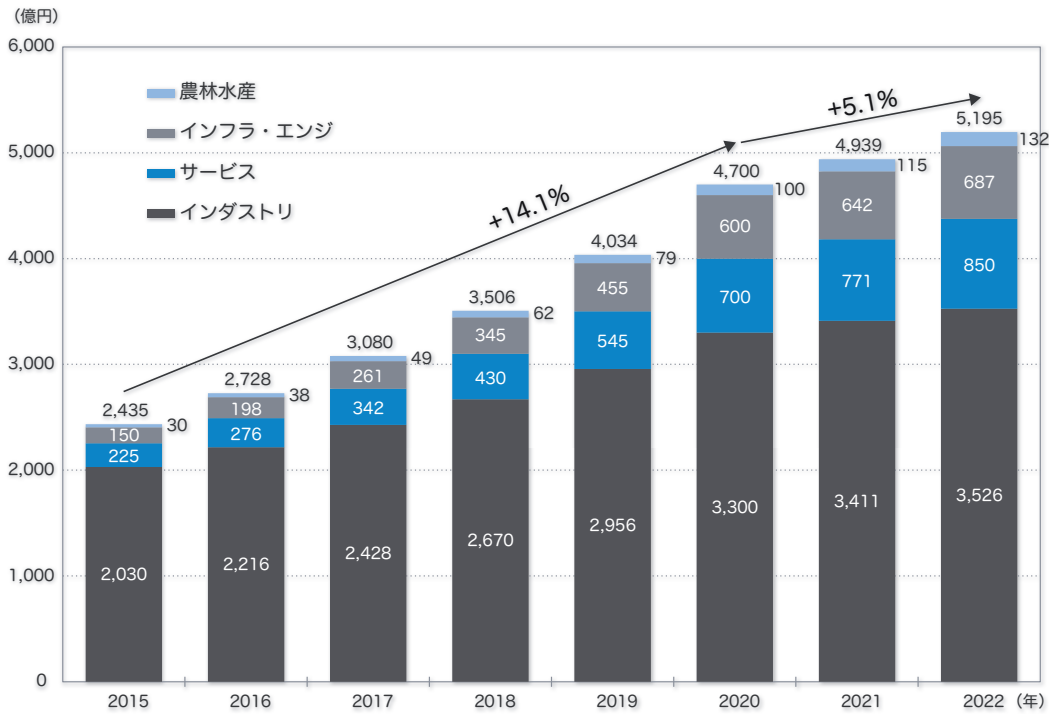
同市場は“直接面接を基本としたヒアリング取材及び同社データベースや関連団体による基礎情報などを活用することにより総合的かつ客観的な調査・分析”により推計し、対象とする市場は図29のとおりAIに関わるシステム/サービスである。



■ 図29 AI市場(左)とシステム別の市場(右)⁴

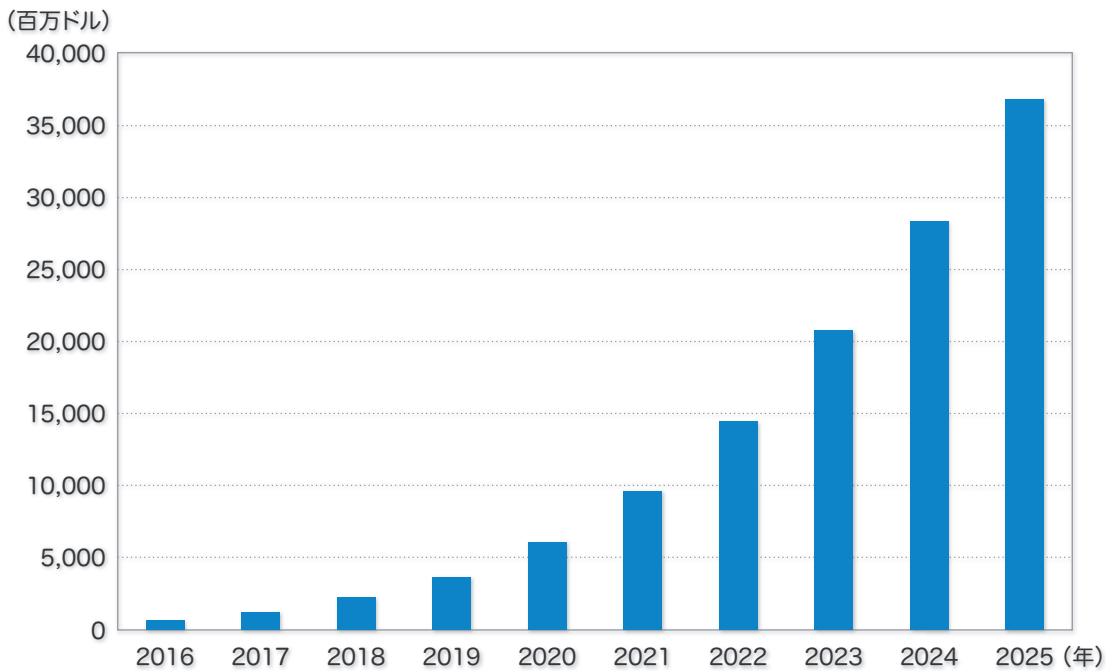
野村総合研究所は「センサ、駆動系、知能・制御系を有した機械装置を含むシステムのうちBtoBに利用されるロボット市場」を対象として、2015年から2022年までの国内市場規模を推計している。図30のとおり2015年には2,435億円の市場が、2022年に5,195億円と倍増する見込みであり、そのうち8割はインダストリ（産業）分野が占める。

※4
文献[1]より作成。



■図30 BtoBロボット市場⁵

Tractica（米国）は、2016年から2025年までのBtoB及びBtoCのAI製品・サービス世界市場を推計している。図31のとおり2016年の6億4,370万ドルから2025年には368億ドルと約60倍に拡大する見込みである。



■図31 AI製品・サービス世界市場⁶

※5
 「『ITナビゲーター2017年版』これからICT・メディア市場で何が起ころのか.2022年までの市場トレンドを予測。」第243回NRIメディアフォーラム <<http://www.nri.com/jp/event/mediaforum/2016/pdf/forum243.pdf>>

※6
 “ Artificial Intelligence Revenue to Reach \$36.8 Billion Worldwide by 2025, ” Tractica Website <<https://www.tractica.com/newsroom/press-releases/artificial-intelligence-revenue-to-reach-36-8-billion-worldwide-by-2025/>>

IDC（米国）はBtoC及びBtoBの世界ロボット市場の推計を行っている⁷。同推計では、ロボットシステム、システムハードウェア、ソフトウェア、ロボット関連サービス、そしてアフターマーケットに対する支出額を推計の対象としている。2016年の世界史上における支出額は915億ドル規模であり、2020年には1,880億ドルに達する見込みである。国内市場は、2016年に104億ドルであり、2020年には2.3倍に拡大する見込みとしている。

■表37 AIに関わる製品・サービス市場規模に関する既存情報⁸

推計内容 (実施機関)	推計の対象	対象国・ 対象地域	市場規模	
			基準年	予測年
2016人工知能ビジネス総調査 (富士キメラ総研)	AIのシステムやサービスの売上市場を対象としている。具体的には、AI環境を構築するためのシステムインテグレーション(SI)、AI環境を支えるハードウェア、ソフトウェア、クラウド、AIを搭載したアプリケーションの研究・開発・提供などが含まれる。	日本	約1,500億円 (2015年度)	約1兆20億円 (2020年度)
BtoBロボット市場 (野村総合研究所)	センサ、駆動系、知能・制御系を有した機械装置を含むシステムのうちBtoBに利用されるロボット市場を対象としている。	日本	2,435億円 (2015年)	5,195億円 (2022年)
AI製品・サービス世界市場 (Tractica)	AI製品・サービス世界市場を対象としている。	世界	約6.4億ドル (2016年)	368億ドル (2020年)
BtoC及びBtoBの世界ロボット市場 (IDC)	BtoC及びBtoBの世界ロボット市場を対象としている。具体的には、ロボットシステム、システムハードウェア、ソフトウェア、ロボット関連サービス、そしてアフターマーケットに対する支出額が対象である。	世界	915億ドル (2016年)	1,880億ドル (2020年)
		日本	104億ドル (2016年)	約239億ドル (2020年)

2.5.2.2 AI利用による経済効果

業務効率化や生産性の向上など、AIの利用により生みだされる経済効果の試算や推計も行われている(表38)。前節で示したAIに関わる製品・サービスの供給市場と比較して、AI利用による経済効果は大きい傾向にある。

EY総合研究所は、2015年から2030年までの国内における経済効果を推計⁹している。同推計は、ニーズ(経済的・社会的ニーズの強さ、対象データの性質)・シーズ(技術水準・人材、データの取得可能性)・環境(法令・規制、リスク許容度)を考慮し、統計的・確率的手法を利用したAI(機械学習・ディープラーニングを含む)が今後もたらす効果(市場規模、生産性向上・コスト削減を含む)を対象としている。2015年の国内の経済効果は約3.7兆円であり、2020年には約23.6兆円に達する見込みである。

※7
「世界ロボティクス関連市場予測を発表」 IDC Japan Website
<<http://www.idcjapan.co.jp/Press/Current/20170124Apr.html>>。

※9
「人工知能が経営にもたらす「創造」と「破壊」」 EY総合研究所ウェブサイト
<<https://eyi.eyjapan.jp/knowledge/future-society-and-industry/pdf/2015-09-15.pdf>>

※8
各種公表情報より作成。

総務省のAIネットワーク化検討会は、有識者へのヒアリングを基に、生産関数法により産業へのAIネットワークシステムの導入による効率化や製品・サービスの高付加価値化による生産高の増加を推計¹⁰している。平均ケースでは、2025年に87兆円に、最大ケースでは116兆円に達するとしている。

三菱総合研究所は2017年1月に、AIによる国内総生産（GDP）への効果を発表している。この結果をみると2030年に50兆円GDPを押し上げる見通しであり、AIの進歩に伴う自動走行車の普及や個人の健康状態や行動履歴を活用する新たな産業が原動力になり、経済成長率を年率0.6%押し上げると予測している¹¹。同試算は、ものづくりや流通、金融、サービスなど九つの産業分野を対象として試算した結果である。

Bank of America Merrill Lynch（米国）はAI及びロボティクスに関する市場レポート“The global robots & artificial intelligence market”¹²を発表し、世界市場におけるAIソリューションによる潜在的効果を発表している。AIのソリューションの売上、製造業・ヘルスケアのコスト削減効果、雇用削減効果、知的活動の自動化による効果等が含まれ、2016年に約6.38兆円、2020年に約16.83兆円規模に達する見込みである。

■表38 AI利用による経済効果に関する既存情報¹³

推計内容 (実施機関)	推計の対象	対象国	効果	
			基準年	予測年
AIによる産業別の経済効果 (EY総合研究所)	統計的・確率的手法を利用したAI(機械学習・ディープラーニングを含む)が今後もたらす効果(市場規模、生産性向上・コスト削減を含む)を対象としている。	日本	約3.7兆円 (2015年)	約23.6兆円 (2020年)
AIネットワーク化による 経済効果(総務省)	産業へのAIネットワークシステムの導入による効率化や、製品・サービスの高付加価値化による生産高の増加を対象としている。	日本	—	[平均ケース] 87兆円(2025年) [最大ケース] 116兆円(同上)
AIによる国内総生産(GDP) 押し上げ効果 (三菱総合研究所)	ものづくり、流通、金融、サービスなど九つの産業分野を対象にAI利用による年率経済成長率の押し上げ効果を推計している。	日本	—	50兆円 (2030年)
AIソリューションによる 潜在的な経済効果 (Bank of America Merrill Lynch)	世界市場において、AIが産業に与える影響を推計している。ソリューションの売上、製造業・ヘルスケアのコスト削減効果、雇用削減効果、知的活動の自動化による効果等を対象としている。	世界	約6.38兆円 (2016年)	約16.83兆円 (2020年)

参考文献

[1] 富士キメラ総研『2016 人工知能ビジネス総調査』, 2016.

※10
[[AIネットワーク化検討会議] 中間報告書の公表] 総務省ウェブサイト <http://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01iicp01_02000049.html>

※11
各種報道情報。

※12
“Robot Revolution . Global Robot & AI Primer” Bank of America Merrill Lynch Website <https://www.bofam.com/content/dam/boamlimages/documents/PDFs/robotics_and_ai_condensed_primer.pdf>

※13
各種公表情報より作成。

2.6 今後の展望

海外の先行する人工知能（AI）利用企業では、検索サービスやSNS、コミュニケーションツールなどのインターネット空間での活動から得られるデータに対してAI適用を進めている。特にインターネットサービスの各分野で圧倒的な世界シェアを誇るGoogle、Amazon、Facebook等の米国企業や中国の巨大なインターネット市場を牽引するBaidu、Alibaba、Tencentなどの海外の大手IT企業は、インターネット空間のビッグデータを基にAI技術を磨き上げながらサービス開発を進めている。

これらの企業は、2.2.1項で述べたとおり、研究成果として論文のみならず学習済みモデルや学習用データを合わせて公開することにより、技術開発を急速に進めている。そして、サービスのインターフェースにAIを組み込むことで、消費者との接点を押さえて多様なデータを独占し、AI関連市場における競争優位を築くための取組を加速させている。スピード感を持って市場にサービスを提供し、インターネット空間でのAI利用で高いシェアを獲得しているのだ。

一方で、IoTの進展等により、実空間のデータを容易に入手できるようになった。自動車から得られる走行データ、医療健康データ、工場設備の稼働データ等、個人や企業の実世界における活動から得られるデータの利用へとAIの適用領域が拡大しつつあり、今後の競争領域となると見込まれる。リアル空間の産業へのAI適用は、産業領域の深い知識に基づいて獲得されたデータやアルゴリズムが不可欠である。そのため、製造業等が保有するリアル空間のデータや、品質・安全性の追求、AI（ソフトウェア）がどこまでの機能を担い、ハードウェアがどこまでの機能を担うかなどをすり合わせるノウハウなど、日本が各産業領域で保有する強みを活かして、実空間における競争優位を築くことが期待される。

富山和彦氏

株式会社経営共創基盤 代表取締役CEO

(1) はじめに

人工知能 (AI)、IoT、ビッグデータあるいは第4次産業革命というバズワードが毎日飛び交う今日この頃である。

こうしたバズワードが、産業的、更には経営的に、本当はどのような意味を持っているのであろうか。AI技術そのものの先端性と、ビジネス上の「儲け」の間には、ほとんど相関はない。技術をビジネスの実用に活かすためには、まずはビジネスセンスが重要で、AI技術に関しては、その観点から世の中に存在する様々な技術から必要十分なものを選ぶ選択力、そして当該技術を活用してビジネス化する応用開発力、複合的開発力こそが決め手となる。AIを道具として「経営」できなくては「稼ぐ力」には結びつかないのである。AI、IoT革命期を経営することの本質的な課題、求められる能力とは何かについて論じたい。

(2) デジタル革命によって「バーチャルの世界」から「リアルの世界」へ

1) 最終局面を迎えたデジタル革命

AIやIoTによって、産業構造が大きく変わろうとしている。発電設備や航空機エンジンのビジネスでは、ビッグデータやIoTの活用によって、「モノ売り」ビジネスから安定で高効率なオペレーションを提供する「サービス売り」ビジネスに転換しつつある。建機の世界では、無人運転技術を使って鉱山の採掘サービスを請け負うビジネスモデルを急速に広げている。自動車産業においても、ネット技術を基盤にしたシェアリングサービスの普及と、自動運転技術の発達で、自動車という「モノ」を作って売ることに価値がある産業構造から、人々に安全で便利なモビリティ（移動手段）サービスを提供する「コト」型産業へと構造転換が起きる可能性が生まれている。

今の状況は、1980年代から続く、いわゆる「デジタル革命」の最終段階といえる。「革命」と呼ぶのは、主役が入れ替わり、産業構造、競争構造がドラスティックに変化することを意味し、「最終段階」とは、革命的な影響が及ぶ範囲が非常に広い領域、ほぼ全産業に及ぶ可能性があるということである。

デジタル革命の第1期はコンピュータ産業におけるダウンサイジングと水平分業革命の時代であった。この覇者はMicrosoftとIntelで、IBMなどの伝統的なコンピュータ企業を追い詰めた。第2期が1990年代以降のユビキタス革命、つまりインターネットとモバイル通信革命によって、いつでもどこでも情報にアクセスできるようになったことである。通信機器やオーディオ・ビジュアルの世界で主役交代劇が繰り広げられた。ソニーに変わりAppleが台頭し、Google、Amazon、Facebookといったベンチャー企業が巨大なグローバル・プラットフォーマーに成長した。従来とは全く異質のプレイヤーたちが時代の覇者となり、BtoCのAV機器・通信関連産業を破壊的に変えたのである。そして、現在、AI、IoT、あるいはビッグデータの利用によって起きているのが、デジタル革命の第3期である。

2) バーチャルからリアルへ

今までのデジタル技術によるブレークスルーは、基本的に情報通信や情報処理といった、バーチャルでサイバーな世界で劇的に新たな可能性を生み、生産性を飛躍させた。バーチャルな空間、サイバー空間に新たなビジネス、産業、競争の構図を作り出したのである。その一方で、熱と質量、モノや人間の「現物」

が関わるリアルな世界では、そのインパクトはある特定領域に限られた。

しかし今回、IoT化の進展とAI技術の急速な進化によって、デジタル革命で実現する機能がリアルでリアルな世界に滲み出し、そこでも破壊的な影響を及ぼす可能性がある。主戦場はソフトの世界やネットのバーチャルな世界ではなく、よりリアルでフィジカルな領域、すなわち自動運転や医療、介護のような人の命に関わる「シリアス」なビジネス領域「Sの世界」に移る。つまり破壊的なイノベーションによって、自動車などの製造業はもとより、金融、小売、飲食、運輸、観光、建設、医療、介護、更には農業に至るまで、全ての産業で、産業構造、競争構造が激変し、活躍する企業の顔触れも大きく入れ替わってしまう可能性がある。その影響が従来よりもはるかに広い範囲に及んだ時、そこで活動している既存の企業、そして個人は大きなピンチとチャンスに同時に遭遇することになる。

3)「稼ぐ」ビジネスモデルを構築できるか

技術的なブレイクスルーが起き、それが新しいアプリケーションを生み出す場合、人々はそのことに目を奪われ、当該発明・発見自体がビジネスの勝敗を決するかのような錯覚に陥る。しかし、今までのデジタル革命の各ステージで、パソコンにしても、更にはインターネット検索サービスにしても、それを先に発明したプレイヤー、あるいは技術的に最も優れた製品を開発したプレイヤーが勝ってきたわけではない。液晶にしても半導体にしても、ある時点までは、技術、ノウハウ、基礎研究、資金力、国の支援などあらゆる側面で日本勢は圧倒的なポジションを持っていた。Intelはその影響で1985年に、その祖業であるDRAM事業から撤退している。しかしデジタル革命の波の中で産業構造が激変すると、あの時点での敗者Intelこそがその後の圧倒的な勝者となり、日本のDRAM産業は事実上壊滅した。

つまり、革命的なイノベーションの波に飲み込まれた業界において、ビジネスの世界での勝ち負けはあくまでも、急速に変化する環境の中で構造的、持続的に「稼ぐ」ことのできるビジネスモデル、競争モデルを先に構築できたかどうか、他社に代替されにくい唯一無二のポジションを築き上げられたかどうかで決まるのである。

技術的に劣位にあっても、その技術が誰でも買えるものであれば、本質的に競争上のハンディキャップにはならない。パソコン事業であれば、Intelが汎用CPUビジネスモデルで圧倒的なシェアを確立した瞬間に、もはやCPUは競争領域ではなくなる。CPUはパソコンという製品にとっては心臓部そのものであるが、パソコンビジネスとしてはその開発で後れを取ったとして諦める必要はない。また、「革命初期」に一発あてて調子に乗るのも禁物である。例えばAIの応用分野としてロボットが注目されているが、ここで仮にヒット商品を出したとしても、産業構造までもが変わった時には「ロボット製造・販売業」というビジネスモデルが儲かり続ける保証はない。こういう時期に大切なことは、今起きていることの産業的な意味合い、競争上の意味合いを冷徹に洞察することである。

AI技術の世界においても、米国や欧州の企業や研究機関に日本は後れを取っていることを悲観視する声を聞くが、AI研究における優秀な個人は国境や企業の壁を越えて活躍する。その基盤となっている人材の流動性は高い。またアルゴリズムを軸とした要素技術体系もオープンソースになっていく流れを考えると、こうした開発成果は、特定の企業がクロードに囲い込むことは難しくなり、一般に外販される可能性もある。更にはアルゴリズムの数式自体も公開されて、どの企業でもアクセスできるようになると、全く競争領域ではなくなる可能性さえある。IoTはその性格上、本質的に色々なビジネスプロセスのオープンプラットフォーム化を促進するイノベーションであり、乗り遅れば負ける可能性があるが、「勝つ」ため、「稼ぐ」ための差別化領域にはならない可能性が高い。現時点での出遅れ感は経営論的には全く致命的ではない。

他方、こうした状況で一番おそれるべきは、かかる領域で中途半端にキャッチアップ的な自社独自開発に無駄な時間とエネルギーを使い、結果的に世の中の標準となっている格安で手に入るベストプラクティ

スに乗り損ねることである。日本企業の多くが統合基幹業務システム（ERP）ソフトの普及期に犯した過ちである。

また、悲観が過ぎてこうした流れに全く背を向け、無謀な「我が道を行く路線」に凝り固まるパターンも要注意である。イノベーションの波の影響を受けない、時空を超えたダントツのコンピタンスがあれば別だが、たいていは絶滅への道をたどる。

要するに、過度の焦燥感や無用な悲観論に流された情緒的な経営判断の誤りは、確実に「負ける」原因、「稼げなくなる」理由になるといえる。

4) 限界費用ゼロビジネス化による「ネットビジネス」の終焉

デジタル革命第二期にもっとも繁栄を謳歌してきた「バーチャル」で「サイバー」で「カジュアル」な「Cの世界」の産業群、分かりやすく言えば、いわゆるネット系ビジネスモデルは、今、大きな曲がり角を迎えている。かつてほど衝撃的なサービスを生み出すネタが枯渇しつつあるのと、ある程度のヒットを飛ばしても、それがなかなかお金にならない、いわゆるマネタイズが難しくなっているからである。

インターネット革命が生み出したネットビジネスの世界では、ネットワークという巨大なサンクコスト（埋没費用）の上で、ほとんど限界費用を使わずに展開できるビジネスが可能になる。デジタル革命第二期に少数のアイデアから始まった多数のベンチャーが、あっという間にグローバルなメガベンチャーに成長できた経済的な背景の一つは、このフリーライド構造にある。社会的には新たなベンチャーの台頭やイノベーションを巻き起こす可能性が大きくなることは結構なことであるが、個別ビジネスの単位で考えると、限界費用がゼロということは参入障壁が低いことを意味する。その結果、競争激化により価格はほぼ限界費用付近まで低下し、サービスは実質的に無料化しやすい。この構造から抜け出せなくなるといわれる広告モデルに活路を見出そうとするが、テレビのように電波の有限性に基づく独占性がベースになり得ないので、広告の価格も市場原理で決まりやすく、テレビの時代のような超過利潤、レントはとれなくなっていく。コンテンツについても同様で、アーカイブものは配信にほとんど限界コストがかからず、差別化も難しいので、価格競争に陥りやすく、音楽配信にせよ、映像配信にせよ、それが持続的に大きな収益を上げる構造を作ることは難しい。結局新作のドラマなど、限界費用を投じた“生もの”で勝負する、そのコンテンツ制作のためにビッグデータ解析やAI技術を使うという戦略展開にならざるを得ない。

サイバー空間でほぼ完結できる典型的な「ネットビジネス」の時代は黄昏を迎えつつある。デジタル革命第三期は、そのような時期に起きつつあり、これは今までのネットビジネスの常識も通用しない時代の到来をも意味している。

5) ビッグデータは「儲け」につながるのか

現代は膨大な量のデータをインターネットというオープンな世界から集めることが可能になり、高度な解析技術、高性能の解析インフラが、コンピュータ能力の飛躍的な向上と優良ソフトの開発で多くの人々にとって活用可能になった。

その一方で、ビジネスに活用するということは、鉱山資源開発と同じで、資源を掘り出すコストと、それが生み出す収益が釣り合わないと成り立たない。資源探査能力（データ解析能力）が上がり、アクセスできる鉱山の量は増えたが、真の課題は資源含有率、すなわち質の問題である。これはデータそのものの態様（フォーマットや取られ方）と、活用先の商売上の使い道との組み合わせで決まるのだが、現在語られているビッグデータの潜在力の話で、ビジネスの次元でマネタイズできる話はあまり多くない。また、今起きているAI革命の核心的な技術的ブレークスルーであるディープラーニングにおいても、データは量よりも質が圧倒的に重要になる。

IoT、ビッグデータ、AIという三大バズワードの関係性を整理すると、IoTで色々なデータが集まりやすくなり、そのデータを使ってAIが成長・進化する。進化したAIが実装されたIoTネットワークや機器が

進化・普及することで更に有用なデータが集められるようになり、これがAIの進化を促すという、循環構造である。いわゆるインターネットの世界だけでは経済的な価値創造が難しく、ビッグデータもそれだけではあまりマネタイズにならないとなると、結局これからの勝負は、デジタル革命の主戦場となるリアルでシリアスな産業領域、「Sの世界」でこのような循環を起こせるかどうかにかかっている。

6)人間の苦手なところから置き換わるのが「道具」の根本法則

AIの作用のなかでも、経済社会的な本格実装という観点、すなわち産業的な活用という観点からは、人間の苦手なところから置き換わっていく展開になる。例えば、もともとアナログにできている人間の脳は一定かつ明確なルールの下に作用することが得意ではない。一方で、例えばAIは都市の雑踏の交差点を人におつからずに渡ることはできない。曖昧さ、揺らぎ、臨機応変、融通無碍なことには弱いのである。ディープラーニングが大きなブレークスルーを起こしつつあるといっても、従来型AIでは人間が行っていたルール（特徴量）の設定について、AI自身が自己学習的に有用なルールを探し当てる能力を手にしたということであり、AIがルールベースで物事を「認識」「判断」することについては同じである。

したがって、ルールそのものがどんどん変わる、あるいは多様かつ曖昧なルールが可変的に出入りするような状況への対応は非常に難しい。ディープラーニングを繰り返してある程度は人間に近づくことはできても、所謂“人間”を超える可能性は小さいように思う。AIとして研究されている「知能」とは、ある問題設定を与えられた時にそれを解決するための知的作用であり、問題設定そのものの背景にある生命体としての「意思」は持ちえない。意思の源にある人間の心的作用の奥底にあるものを「魂」と呼ぶが、ディープラーニングを含めて今のところAI研究は「魂」からは程遠いところにいる。AIは道具という意味で今でも自動車やコンピュータと同じである。

道具の歴史は、馬を移動に使い、牛を力仕事に使い、更には蒸気機関、自動車と、自然界においてか弱い存在の人間が苦手なことを置き換えてきた歴史である。AIも同様に、わざわざ人間の得意な領域、比較優位のある領域を置き換える展開にはならない。まず何より経済的に見合わないのだから、広く普及することはない。

(3) AI革命は日本に好機

1) グローバル化の遅れと人手不足が有利に働く

AIの産業応用というと、欧米では必ず失業問題や移民問題とリンクする。AIの現実的アプリケーションは、それぞれの分野において、本質的に自動化、省力化を促すことになるからだ。AI革命は、「大自動化革命」とも言い換えられる。

欧米では日本と違って、ローカルな産業はもともと人手不足に陥っているわけではない。そこに移民がなだれ込み、ローカルな仕事の奪い合いが生じ失業率が高止まりしている状況である。そのため、AIによって人の仕事が奪われることに対する警戒心が強く、技術レベルでの開発は進んでも、社会実装段階のハードル、特に大規模な商用化段階での政治的、社会的なハードルは極めて高くなる。

なぜ日本の政治が安定しているかと言えば、ローカルな経済圏で働いている人がそこまでのストレスを感じてないからと考えられる。その理由の一つは、残念ながら日本経済がグローバル化の負け組になっており、グローバルで活躍している人の数がそこまで多くないことである。数が少ないから許されるし、むしろハードワーカーということで同情すらされ、うらやましいとは思われない。

もう一点は、少子高齢化と、日本が結果的に移民政策に消極的なことが重なり、サービス産業を中心とするローカル経済圏が人手不足に陥っていることである。日本の雇用の8割を占めるローカル経済圏は、深刻な人手不足の状況にある。日米独をはじめ、グローバル化の進展は先進国の雇用をよりローカル経済圏依存型にする。ローカル経済圏を構成する産業の多くは対面型で、サービスを提供する人間がそこにい

なくてはならない同時同場型のビジネスであるため、グローバル化が進んでも空洞化しにくい。ユーロ安、低い法人税率、労働市場改革で製造業絶好調にみえるドイツでさえ、ほぼ日本と同じで、約8割の労働者はローカルな産業で働いている。

このように今や主要な経済圏となっているローカル経済圏において、少子高齢化の進展は、医療、介護、交通・運輸などの地域密着型産業の主要顧客である高齢者の比率を高める一方で、そこで働くべき生産労働人口の先行的な減少を加速する。この構造的な人手不足により、日本では遠慮なくAIやIoTやロボティクスのテクノロジーを入れて、いっきに生産性を上げていける土壌ができつつある。ローカル経済圏から政治的な突き上げを受けている欧米先進国では考えられない状況であり、新興国では人を使ったほうが安くなり、まだ自動化に対するニーズはそこまで高くない。世界で唯一、日本だけが国の総意としてAIやIoTに積極的にチャレンジできる絶好のチャンスといえる。世界を吹き荒れているG（グローバリズム）からL（ローカリズム）への風向きの変化は、今の日本と日本企業にとっては強烈な追い風になりうる。

また、AI・ロボティクスが、圧倒的に効果があるのは製造業ではなく、対面型、リアル型のサービス産業である。製造業は既に自動化が進んでいるので、生産性はこれ以上劇的には向上しない。他方、サービス産業では、例えば医療や介護サービスではIoT技術を使って遠隔医療が簡単にできるようになれば往診の頻度が下がり、介護ロボットの発達で介護士の負担も減るであろう。交通・運輸サービスや物流サービス産業にとっても、交通事故の90%は人為的なミスが原因ともいわれており、最も重要な生産性指標である「安全性」という観点からは、自動運転技術の発展が生産性を飛躍的に高める可能性が大きい。

2) ハードとソフトの融合が焦点

既に示唆してきたように、デジタル技術、ソフトウェアのアルゴリズムがリアルの世界にかかわってくると、必ずハードウェア、つまりモノが関わってくる。アルゴリズムは数式の世界であり、たった一人の天才が世界を一変してしまうことがあるのに対して、ハードウェアの技術は連続的で蓄積的な技術だという特性がある。

そして同じアルゴリズムでも、ハードと融合してリアルな世界で使うためのアルゴリズムは、経験蓄積的ノウハウの塊であり、すり合わせ型のソフト技術になる。同じソフト系技術でもこの種の技術領域は、後述するオープンイノベーションとの関連では、むしろ競争領域として内製化すべき領域となってくる。

AIそのものはアルゴリズムであっても、AIが制御するロボットを実用化するには、ハードの耐久性が求められる。AIやロボット、IoT時代のモノづくりでは、どこまでをソフトが解決し、どの部分をハードで解決するか、両者をどう連動させるかという、ある種のすり合わせが発生する。まさにモノの復権で、両者が揃わなければ効果的、かつ社会的に受容可能なソリューションを提供できないのである。

3) ハイブリッド経営システムの構築

AIやIoTを梃子に事業展開する場合、どこまでをオープンイノベーションで、既存のプラットフォームを利用し、どこから独自技術としてブラックボックス化していくのか、協調領域と競争領域の的確な峻別勝負の大きな鍵となる。

デジタル革命の第二期までは、バリューチェーンの出口はバーチャルで完結した。その限りであれば比較的簡単にユーザーインターフェースが取れ、それを横展開してユニバーサル化、加えてスピーディーにサービスを展開することで利用者数、サービス種目数の両面で拡大して、メガプラットフォーマーになることが勝負どころとなり、Google、Facebook、Amazonと言ったユニバーサルなグローバルジャイアントが登場した。

バリューチェーンの出口が自動運転、介護、建機を使う建設現場などリアルな領域になると、それぞれの分野に固有の技術やノウハウがあり、共通する技術やノウハウがなく、共通コストもほとんどないため、

個別化する。また、リアル産業のバリューチェーンの末端は現場メンテナンスなどのサービスが必要となり、その地域にメンテナンスのネットワークがあるか、拠点があるかどうか競争障壁になる。そして最も重要な違いとして、リアルな領域は人の命に係わるシリアスな領域、「Sの世界」でもあり、急速に事業領域を広げてユニバーサルなメガプラットフォームを展開することは難しくなる。デジタル革命第三期においては、相対的に業界ごとに個別化し、今までよりクローズドな要素も残り、色々な形でブラックボックス化できる産業的進化が進む確率が高い。そこが競争領域になりうるのである。

AI、IoTのデジタル革命第三期は、オープンで不連続なイノベーションの世界（ソフトウェア）と、クローズドで連続的・蓄積的なイノベーション（ハードウェア）をどうすればうまくインテグレート（統合）できるかというゲームに変わる。会社のかたち、組織の在り方、働き方などの根幹的な部分で、オープンシステムとクローズシステムが持続的に共存するハイブリッドな経営システムを確立する必要がある。

4)「Sの世界」はものづくり日本にチャンス

ソフトとハードのすり合わせが必要なフェーズになり、日本企業に対する注目度が高まっている。米国のロボット技術のコアはアルゴリズム系で、ハードウェアの部分は弱い。ロボットを実用化するには、ソフト的解決とハード的解決のすり合わせ、デュアル・インテグレートド・ソリューションが不可欠だということが分かってくると、日本企業のきわめて洗練され、かつ実用的で頑健なハードウェアテクノロジーが魅力的に映る。

ハードウェア技術に関しては、クローズド型組織の方が有利である。連続的で、かつ集合知的な技術であるので、比較的同質な集団が長期間にわたって連続的に働いている職場の方が蓄積しやすい。これは開発技術、生産技術のいずれも当てはまる。そのような特性があるので、日本の機械系メーカーや自動車メーカー、材料系メーカー等には十分勝機がある。

5)「Sの世界」のビジネスの流儀、自動運転はどう進むか

自動車は安全性や耐久性を備えたハードが欠かせない。自動運転の実用化を巡っては、現在二つのアプローチが存在する。一つは既存の自動車の安全装置、自動ブレーキや自動ハンドルなどのレベルを上げ、交通事故の90%を占めるといわれる人為的ミスによる事故を減少させながら、自動運転の技術を段階的に上げていき、結果的に可能であれば「レベル4（完全自動運転。ドライバーのいない無人運転をも含む）」に近づけていく「連続的アプローチ」である。トヨタ自動車、Daimlerをはじめ、主要な自動車メーカーはこのアプローチをとっている。

もう一つは、Googleなどのネット系企業やベンチャー企業が挑戦している、いきなりレベル4の完全自動運転をめざす「不連続アプローチ」である。

現実論として、どちらが主流になるであろうか。私は一般公道での自動運転という、人の命がリアルに関わるシリアスな世界、「Sの世界」の極致の領域では、連続的アプローチに軍配が上がると思う。連続的アプローチは「安全性の向上」を前面に立てており、技術力の向上は「死亡事故の減少」という、誰もが称賛する成果として消費者、社会に対してアピールしながら開発を進められる。また世界中に販売される車から膨大な量のデータフィードバックも働く。これに対し、不連続アプローチは一般公道上の完全自動運転という、社会的に受容されないサービスモデルをいきなり狙っているために、実験段階から安全性（人命）とのトレードオフという極めて困難な問題に対峙する。完全自動運転による事故は、たった一人の死亡事故でも社会的には容認されない。これが「Sの世界」のビジネスである。また、技術的にも、AIがスクランブル交差点を渡れるようになる見込みがなかなか立たないことから分かるように、自動運転技術が非常に高度化しても、我が国の大都市部に多い、歩車分離されていない狭い道路を歩行者がランダムに歩き回る雑踏状況のような場所を完全自動運転で乗り切るハードルは極めて高い。

自動運転も「レベル2」や「レベル3」では技術力で差別化が可能であろうが、もし「レベル4」が実現すると、おそらくどの車も同じ地図で、同じCPUにしなければ事故が起きやすくなるであろうから、カギとなるコンポーネントはオープンソース化し、デファクトスタンダードとなるのではないだろうか。そこまでいくと自動車そのものは差別化ポイントではなくなり、Uberのような配車サービス、カーシェアリングサービス、あるいは駐車場をどれだけ確保しているかということの勝負になるかもしれない。ロケーションは先に抑えた方が勝ちであり、これはローカルビジネス型の勝ちパターンである。ディフェンシス的には非常に堅固な競争モデルである。

6)スマイルカーブ現象が有利に働くバリューチェーンポジション

地域密着型サービス産業群は、その地域にいる生身の顧客とフェースtoフェースで日々、対面しながら営まれている。それはインダストリアル・バリューチェーン上、もともと川下側に位置していることを意味している。川上（企画・設計・部品）と川下（販売・メンテナンス）側の利幅が厚くなる一方、真ん中の製造工程（組み立て）はほとんど利幅がとれなくなる現象がスマイルカーブ現象であり、デジタル革命第二期では真ん中の製造工程を担っていた日本のパソコンメーカーがモジュラー化で苦境に陥り、撤退を余儀なくされた。しかし、この産業領域自体が川下側に位置しており、スマイルカーブ現象が起きても本来あまり被害を受けない。むしろうまくすればプラットフォーマーとして強い立場を確立しより多くの付加価値を取り込める存在になる潜在性を持っている。

その意味で、G型産業であるグローバル製造業からみても、Lの領域は、今後より重要な価値を持ってくる。ここでもスマイルカーブ化の圧力、ビジネスのサービス化のプレッシャーが強まる中で、地域や顧客との関係で密着度と密度を高めること、すなわち「密度の経済性」が効かせることが、特にディフェンスを固める上でより重要になってくる。

7)L型産業こそリアルで「Sの世界」のビジネスの極致

デジタル革命の主戦場がリアルの世界に移るということ、しかもスマイルカーブ現象が起きるということは、L型産業（顧客対面型、労働集約型のサービス産業や農業などの地域密着型産業）に大きなチャンスが到来することを意味している。L型経済を構成する、小売、飲食、宿泊、運輸、物流、建設、医療、介護、農業と言った地域密着型の産業群は、まさにリアルな人間がリアルな現場において対面型で財やサービスを提供する、最もリアルなビジネスばかりである。労働集約度が高いということは、今までのIT技術や自動化技術の恩恵をあまり受けてこなかったともいえ、ディープラーニング技術などによるAIのブレークスルーで、こうした分野の様々なビジネスプロセスが大幅に自動化でき、生産性が大きく向上する可能性は大きい。

また、労働集約的で密度の経済性が効くということは、グローバルな規模はもちろん、ナショナルな規模も追う意味があまりない産業ということである。したがって産業構造は分散的となり、その中心は中堅、中小企業となる。したがって企業規模が大きくないことは、あまり決定的なハンディキャップにはならない。

意志と才覚のあるL型産業の経営者、地域の中堅・中小企業経営には非常に大きなチャンスが到来しつつある。日本経済において、GDPの7割、雇用の8割は、こうしたL型産業に属しており、ローカル経済の主役である中小企業は、デジタル革命第三期における日本経済の主役といえる。

8)グローバル企業とローカル・チャンピオンの共存

デジタル革命最終ステージが生み出す景色として、グローバル企業がローカル・チャンピオンと最強タッグを組んで生き残るといえることが大事になってくる可能性がある。

もちろん相手がいる話であり、資本力をテコにするような買収ゲームがそう簡単にできないとなると、インターネットのサイバー空間とは違って、リアルな世界では、グローバル企業がローカル市場も独占するという単純な図式にはなりにくい。フィジカルな部分で勝負がつくようになると、むしろローカルごとにチャンピオンがいるという構図になるかもしれない。グローバル・チャンピオンとローカル・チャンピオンが共存して、ケース・バイ・ケースで手を組むイメージである。

政策的な観点からも、グローバル・チャンピオンを作りだすことばかりに執着せず、エコシステムとして経済社会全体を捉え、このようなG型企业とL型企业の共存・相互補完モデルはもちろん、デジタル革命の中で更に多様化し、流動化するビジネスモデルや経営モデルが、全体として国民経済の持続的発展に資するよう機能させることが重要となる。

(4) 日本企業がとるべき戦略

1) トップの決断力

前項では、AIやIoTではハード的解決とソフト的解決のすり合わせが必要で、両者が共存していくには、受入れ側の日本企業が変わらなければならないと述べた。では、どのように変わる必要があるのだろうか。

右肩上がりの高度経済成長期からバブル崩壊までの30年間は、間違いなくクローズドで連続的なイノベーションとの戦いであった。この戦いの中で、日本の自動車メーカーは世界を席卷し、日本の電気製品も世界中に広がった。

今でも素材産業は連続的イノベーションの世界であるし、機械系も比較的最近まではそうであった。しかし、そうした戦いは多くの産業で終焉を迎えつつある。デジタル革命第三期で求められる戦略行動は、オープンな経営資源とクローズドな経営資源を統合するハイブリッド経営であることは先に述べた。しかしこれを持続的、システムティックに行うことは、経営論的にそう簡単なことではない。

オープンな技術は自社開発にこだわらず、よりよいものを外部から調達する。今、日本企業に問われているのは、割り切れるかどうか、日本企業が伝統的に最も苦手としてきた「捨てる」経営ができるかということになる。

クローズドな組織文化の弊害を乗り越えるためには、経営陣がいい意味で割り切って、トップダウンでオープン領域とクローズド領域の間をさばかなければならない。さばけていないと、現場で同じような技術開発を頑張っている仲間の情にほだされて、そちらを優先したくなる。したがって第三者を使って評価するか、トップ自らが直感で決めるしかない。

2) 流動的な優秀な人材が楽しんで働ける環境を用意できるか

ソフトウェアやアルゴリズムの世界では、一人の天才の能力に負う部分が大いなので、人材はどうしてもオープンで流動化する。一部の優秀な人にとっては、特定の企業のためだけに自分の才能を使う合理性はない。そういう才能を、日本的な「カイシャ」という極端にクローズドな世界に囲い込めるかということ、無理がある。日本企業の組織体系そのものをオープンにしなければ、そのような才能は集まらない。

M&Aがうまくいかないのは、買収した企業に対する社内の反応ややっかみを抑えきれず、自分たちと同じ土俵に乗せようとするからである。もともとオープンで自由な文化が橋梁力を支えていたのに、親会社の流儀を無理に押し通せば、ベンチャー特有の熱気が失われ、人材の流失に歯止めがかからなくなる。それができないのは、自分たちのクローズドな組織体制とそこでの生き方、働き方を変えられないからである。オープン型にすると割り切れれば、買収した会社はたまたま資本関係があるだけで割り切るべきである。

変わることができた会社にはチャンスが広がるが、できなかった会社は消えていく運命にある。米国企業はもともと個人契約が基本であり、一番ゲゼルシャフト的（機能的組織、利益集団）で、日本が一番ゲ

マインシャフト的（共同体組織・ムラ社会）であるが、どちらがいいというわけではない。ゲゼルシャフト的な要素が強い分野とゲマインシャフト的な要素が強い分野、プロフェッショナル型のオープンで入れ替え可能な方が向いている分野とサラリーマン型のクローズドで同質な方が向いている分野がある。つまり経営として考えなければならないのは、異質なものを一つの企業体、コーポレーションという名の法的フィクションの上にどうやってうまくのせるかということである。

従来クローズドな体制でやってきた日本企業にとってはかなりハードルの高いチャレンジになるが、うまくやれば、競争力が一気に高まる可能性がある。

(5)おわりに

今から5億年以上の昔、古生代カンブリア紀に生物の種類が爆発的に増え、現存する多くの生物の原型がこの時期に出そろったといわれている。この現象は「カンブリア爆発」と呼ばれているが、その有力な原因仮説はこの時期に生物は「目」を獲得し、それが捕食方法の進歩と戦略性を高め、また同時に捕食者からの回避能力を高めたことが生物の高度化と多角化を一気に進めたと考えられている。

自動運転やロボティクスの世界では、画像認識・処理技術の発達はAIアルゴリズムのソフトサイド、センサやカメラなどのハードサイドの両面で急激であり、そこで認識されたデータが更にAIアルゴリズムを進化させ、ハードを進化させる循環が始まっている。今、幅広い産業で「カンブリア爆発」的なパラダイムシフトが起きる可能性が高まっていることは間違いない。

デジタル革命最終章の到来は、日本企業の多く、G型企业にもL型企业にも、大企業にも中小企業にも、そしてそこで働く人々にも千載一遇のチャンスをもたらしつつある。しかしその一方で、今のままの経営の在り方、会社の在り方では、そのチャンスをもものにできる確率は非常に低いといわざるを得ない。「Lの風」「Sの風」が吹いてきたといっても、この20年間吹き荒れたデジタル革命の風はこれからも吹き続けるし、グローバル化の風も弱まったとしても止むとは思えない。世界的に見て、「同質性」と「連続性」にあまりに偏ってしまった日本企業の組織特性、経済特性が、デジタル革命の破壊性、グローバル経営が抱え込む多様性と相性が悪いのは自明である。この問題に抜本的なメスを入れない限り、新しい風をつかむことは不可能である。

目の前の現象の本質をとらえ、多少の痛みを伴ってもやるべき自己改革を断行すれば、日本企業は今回こそ、この千載一遇のチャンスをもものにできると信じている。