

AIはビジネスをどう変えるか？ 活用のために今企業が取り組むべきこと



荒生知之



有賀友紀

CONTENTS

- I 経営テーマになりつつあるAI
- II AIとは何か
- III さまざまなAI技術
- IV AIの発展とその活用
- V AIで成果を上げる海外企業
- VI 国内企業の取り組み
- VII 示唆—AIで成果を上げるために
- VIII 事業の変革に向けて

要約

- 1 人工知能（AI）に対する注目度が高まっている。ただし、AIは実際には異なる複数のソフトウェア技術の総称であり、それぞれの特徴と課題を理解した上で適用を考える必要がある。
- 2 AI技術の中で近年注目されている機械学習では、質の良いデータを大量に収集できるかどうか精度の高いモデルを作る決め手となる。また、競争力の向上につながるモデルを生み出すためには、自社のナレッジを十分に活用して固有のモデルを作っていく必要がある。
- 3 海外ではさまざまな分野にAIや機械学習の応用が広がりつつあり、データと統計モデルを使って、従来なかったビジネスモデルを生み出す企業も現れている。
- 4 活用の巧者ともいえる国内大手企業は、社内の人材育成に力を注ぐと同時に、AIによる自動化がブラックボックスとならないよう、人間と機械の役割分担のあり方に注意を払っている。
- 5 これからAIや機械学習を活用しようとする企業は、全社視点でのテーマ探索、現実的な仮説設定、人材・組織のケイパビリティ向上、データの可用性と信頼性の向上、適切なツールの探索といった観点を踏まえて課題に取り組むべきである。

I 経営テーマになりつつあるAI

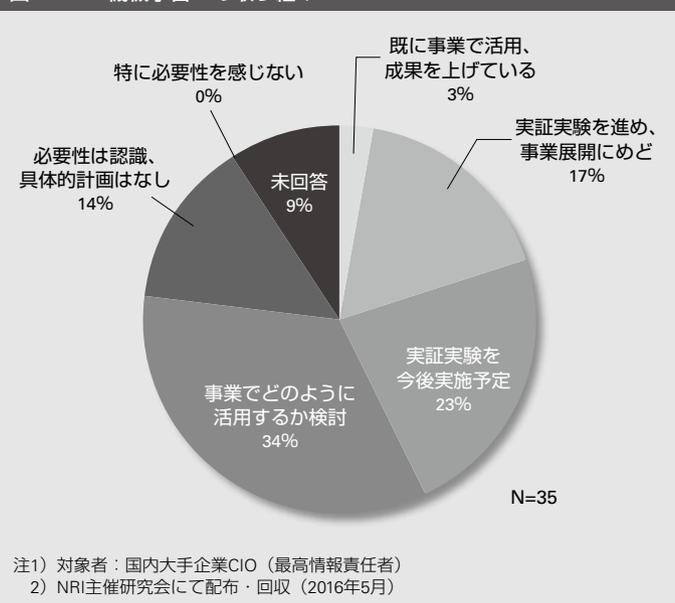
今日、AIという言葉がメディアに登場しない日はないといってよい。2016年3月には、10年間は人間が優位といわれていたにもかかわらずグーグルの傘下にあるディープマインド（DeepMind）のソフトウェアAlphaGO（アルファ碁）がイ・セドル棋士に圧勝し、一般の紙面でも大きく報道された^{注1}。ほかにも、基礎研究から応用までさまざまな例が新聞や雑誌で日々紹介されている。

AIの進歩は企業経営、さらには社会そのものに大きな変化をもたらす可能性があると考えられている。マサチューセッツ工科大学（MIT）のプリニョルフソンとマカフィーは、11年の著書『機械との競争』の中で、景気が好転しても雇用が増加しにくい原因としてテクノロジーの進歩を挙げ、自動運転や自動翻訳などの進展によって人々は労働のあり方を見直す必要があると警鐘を鳴らした^{注2}。野村総合研究所（NRI）も、15年12月にオックスフォード大学との共同研究で、10～20年後に、今、日本で働いている人の約半数（49%）の職業が、機械やAIによって代替可能だろうとの調査結果を発表し^{注3}、各種メディアに取り上げられた。

国内の企業も、AI活用に関心を持ち始めている。図1は、NRIが懇意にしている企業のCIO（最高情報責任者）に、AIおよび機械学習に対する取り組み状況をアンケート調査したものである。ほぼすべての会社が何かしらの関心を持っており、AIの可能性を模索・探索している。ただし、現実の成果につなげている企業は一部だ。

AIそのものは、データに基づいて数理的

図1 AI・機械学習への取り組み



または統計的な判断を行うソフトウェアと、自然言語などを処理するためのユーザーインタフェース技術の総称である。これらは必ずしも、個々のビジネス課題とセットになったソリューションとして提供されているわけではない。また、どのような判断をAIで行うのかといった目的やその勘所は、業種・業態や企業ごとに異なる。このため、業務にどう適用するかは個々の企業が探索し、確立していく必要がある。

特にAIにインプットするデータの質と量はAIの性能を大きく左右するポイントであり、その収集と整備には企業内外の情報システムと現場業務の知識が欠かせない。AIを、データをそのまま入れれば適切な応答が得られる「魔法の箱」のように考え、ベンダーの技術的提案に受け身で対応するだけでは、効果が得られず投資が無駄になる可能性がある。

本稿では、一般にAIとして語られている

技術の内容とその活用事例を踏まえ、AIを企業経営に取り込んでいく上で各企業がどのように対応すべきかについて、その示唆を与えたい。

II AIとは何か

多くの人々は、AIといわれると、人間と同じようにものを考える機械やソフトウェアを思い浮かべるだろう。しかし、人間のような自意識を持ち、自発的に学習し自律的に判断する「鉄腕アトム」のようなAIは、今のところ存在しない。現在AIと呼ばれている製品やソフトウェアは、「人間が行うような予測や判断、またはコミュニケーションなどを機械的に代替してくれる仕組み」と考えればよいだろう。

AIの定義については、研究者の間でも定まった見解はないといわれる。言葉通りに解釈すれば「人工的に作られた知能」になるが、「知能とは何か」を定義することは不可能に近い。ものを考えることの本質とは何かを語り出すと、途端に哲学的な迷路に迷い込んでしまう。

これに対する答えの一つは、「あたかも知能を持っているかのように振る舞える存在があれば、それは知能を持っていると見なしてよい」というものだ。1940年代に計算機科学の基礎を築いたアラン・チューリングは「計算機械と知性」という論文を残し、これを判断するためのテストについて述べた⁴。この「チューリング・テスト」はイミテーション・ゲームと呼ばれるゲームを基礎としたもので、判定者は文字によって相手と会話をして、相手が人間であるか機械であるかを判定

しなければいけない。もし機械が完全に判定者を「だます」ことができれば、機械の勝利となる。

このアイデアに基づくコンテストは91年から開催されているが、人間と全く区別がつかない応答をするソフトウェアは、いまだ登場していない⁵。しかし、アップルのiPhoneに搭載されたSiriのように、自然言語で限定的な会話をするシステムは実用化されている。

AIという言葉が本格的に使われるようになったのは50年代で、単純な集計処理とは異なるパターン認識や問題解決をコンピュータで実現するための、さまざまな方法が議論された。この頃から60年代までは「第1次AIブーム」と呼ばれ、AIの理論的基礎が築かれた。

次にブームが訪れたのは80年代で、扱いやすいプログラミング言語の普及やコンピュータの性能向上により、人間が持つ専門知識をソフトウェア上に移植することができると期待された。専門知識の論理的な記述を基に高速で推論を行う「第五世代コンピュータ」の開発を、当時の通商産業省が推進したことで、一般の企業もAIの活用を模索し始めた。

これらを踏まえて、現在は「第3次AIブーム」と呼ばれることが多い。現在の「ブーム」が過去のブームと異なっているのは以下の点だろう。

- データの統計的傾向から判別・予測を行う技法（統計的機械学習）が普及し、AIの一分野として扱われるようになった
- 神経回路の働きを模したパターン認識技術（ニューラルネットワーク）の性能が

向上し、実用例が報告されるようになった

- 自然言語処理の技術が発達し、領域や条件を絞ることで実用的なコミュニケーションに耐える可能性が見えてきた

ただし、この3つはそれぞれ異なる技術で、実用化の程度も違っている。一口にAIといっても、意味するところは人によって大きく異なるため、話がかみ合わないことも多い。活用を具体的に検討する上では、それぞれの技術や適用範囲の違いを理解しておく必要がある。

Ⅲ さまざまなAI技術

AIにかかわる技術の範囲は非常に広く、それらを正確に分類することは難しい。ただ

し、「人間の判断やコミュニケーションを代替する」と考えた場合、その実現手段は大きくは表1のように分類できるだろう^{注6}。

①知識・ルールに基づく推論

人間が持つ知識を一定の様式に当てはめて記述し、これに基づいて機械が推論を行うもの。特に、専門家の知識を定式化して移植したものを「エキスパートシステム」と呼ぶ。1980年代の「第五世代コンピュータ」の開発もこれを効率的に実現しようとする試みだった。このアプローチは、あらかじめ正解がわかっているような問題には有効だが、人間が持つ知識は相互に矛盾していたり漠然としていたり、完全には定式化できないことが多い。また、定式化できる場合であってもその記述には多くの労力が必要となる。

表1 AI技術の分類

分類	原理	特徴	適用(例)	備考
①知識・ルールに基づく推論	人間が持つ知識を一定の様式で記述し、これに基づいて機械が推論を行う	<ul style="list-style-type: none"> ・1980年代の「AIブーム」で注目された ・知識を定式化する際に多くの工数が必要 	<ul style="list-style-type: none"> ・故障診断 ・医療診断 ・教育・訓練 	<ul style="list-style-type: none"> ・人間の知識を移植 ・あらかじめ正解がわかる問題に有効
②最適解の探索	与えられた条件の中で最適な選択肢を求める	<ul style="list-style-type: none"> ・1960年代から研究が進む ・シミュレーションや試行錯誤を繰り返して擬似的に最適解を求める技法が発展 	<ul style="list-style-type: none"> ・割り当て ・経路探索 ・対戦ゲーム 	<ul style="list-style-type: none"> ・人間や動物などの問題解決方略を部分的に模倣
③ニューラルネットワーク	神経回路の仕組みを模したモデルによって、パターン認識や判別・予測を行う	<ul style="list-style-type: none"> ・1950年代から研究が進む ・近年「ディープラーニング」に注目が集まる ・多くの計算資源が必要 	<ul style="list-style-type: none"> ・画像認識 ・判別・分類 ・数値予測 	<ul style="list-style-type: none"> ・人間や動物などの認識のメカニズムを部分的に模倣
④統計的機械学習	データの傾向に基づき、統計的な判別や予測を行う	<ul style="list-style-type: none"> ・1990年代から現実的なAI技術として実用化、ビッグデータブームで注目される ・原理・手法は統計解析やデータマイニングと共通 ・安価なツール多数 	<ul style="list-style-type: none"> ・判別・分類 ・数値予測 	<ul style="list-style-type: none"> ・統計モデルを選定し調整するプロセスを「学習」と呼ぶ ・機械が自律的に学習する技術ではないことに注意
⑤自然言語処理	自然言語(人間の言葉)を解析する、または自然言語で応答を行う	<ul style="list-style-type: none"> ・内容の判断は①③④などと組み合わせる ・近年では音声応答技術に注目が集まる 	<ul style="list-style-type: none"> ・質問応答 ・チャット ・文書解析 	—

注1) ここでは原理と発展の経緯から5つに分類した(本文および25ページ注6を参照)

2) 広い意味での「機械学習」には②③④が含まれるが、近年「機械学習」という場合は④を指すことも多い

②最適解の探索

与えられた条件の中で最適な選択肢を求めるもの。最適な経路や資源配分、またはゲームの方略を考えるようなケースがこれに当たる。数式から正解を得ることができない場合には、シミュレーションや試行錯誤を繰り返して、擬似的に正しい判断を導く。探索の手順はあらかじめ定式化しておくことが一般的だが、結果を見て手順を反復的に修正していく手法もある。たとえば、ゲームのプログラムが「次第に強くなる」といった場合などがこれに当たる。

③ニューラルネットワーク

神経回路の仕組みを模したモデルによって、パターン認識や判別・予測を行うもの。古くから研究されている分野だが、コンピュータの計算能力の向上とモデルの改善によって、画像認識などのアプリケーションで実用化が進んできた。近年、ディープラーニング（深層学習）といわれメディアが注目している手法も、ニューラルネットワークの一つである。なお、ニューラルネットワークはブラックボックス型のシステムであり、システムの判断ルールを人間が直接に理解して調整することはできないということに注意する必要がある。

④統計的機械学習

データの統計的な傾向に基づき、統計的な判別や予測を行うもの。回帰分析や決定木、またはそれらの発展形であるような統計モデルに沿って判断を行うもので、「人間的な知能」を作ろうとする試みとは異なる発想でのアプローチといえる。ここでいう「学習」と

は、統計モデルを当てはめて調整するプロセスのことで、機械が自律的に学ぶという意味での「学習」ではない。一般の統計解析やデータマイニングと原理は同じだが、主な目的は「判別と予測」であり、ある現象に何ほどの程度影響を与えているのかといった「要因の解釈」はあまり重視されない。このため、通常の統計解析手法に加えてブラックボックス型の手法も多用される。

⑤自然言語処理

自然言語（人間の言葉）を解析して、その内容を判断するもの。メールやチャットのような書き言葉だけでなく、音声（話し言葉）による自然言語の認識、さらに自然言語による応答を含む場合もある。ただし、機械に言葉の意味を考えさせることは困難であり、実際には文法的な解析を基に文章を要素に分解した上で、前述①や③④のようなアプローチを使って応答すべき内容を選択するという方法が取られる。また、文書や電子メールの分類など、文章から統計的な傾向を抽出して判別する技術は、データマイニングや統計的機械学習に近い分野である。

なお、「機械学習」という言葉は、コンピュータに最初から厳密なルールやモデルを与えるのではなく、実際のデータに沿ってルールやモデルを導出または改善するという意味で使われる²⁷。広くは②③④を含む概念といえるが、最近では④の統計的機械学習を指して使われることも多い。

たとえば、「気温が30度を超えれば売上は20%上がる」という予測ルールをあらかじめ設定して変えないのであれば、機械学習が介

在する余地はない。しかし、気温と売上の関係を現実のデータから導き出し、これに基づいて予測を行うのであれば、機械学習の考え方を適用することができる。

AIという言葉をも、「人間と同じような精神を持った機械」と狭く考えるなら、機械学習はAIではない⁸⁹。逆にAIという言葉を広く捉え、人間の判断を何らかの形で代替するシステムと考えるのであれば、機械学習はAIの一分野といえる。現在、一般にAIといった場合には何らかの形で機械学習の要素が含まれているとよいためだ。

IV AIの発展とその活用

1 機械学習と第3次AIブーム

「第3次AIブーム」を作ったきっかけの一つは、IBMの「ワトソン」だろう。ワトソンは2011年に米国のクイズ番組「Jeopardy!」に挑戦者として出演し、人間のチャンピオンを破って優勝した。ワトソンの基本的な原理は前章の①④⑤を組み合わせたものに近い。準備段階ではクイズ番組の過去問を分析して、質問の意味を推定するためのルールを作成し、かつそれらしい回答候補を引き出すための情報源を準備しておく必要があった。従来からあるシソーラス（語彙体系）に加え、インターネット上の膨大なテキストから情報を抽出できたことがワトソンの成功につながったといえるだろう。回答候補の抽出は一定のルールで行うが、その確からしさ（過去問の傾向から本当に正解といえるかどうか）を算定する上では、統計解析の手法を使っている⁹⁰。

もう一つのきっかけは、前章③のニューラ

ルネットワーク、特にディープラーニングと呼ばれる多層構造のニューラルネットワークシステムについて、実証実験の成果が蓄積されてきたことだろう。12年にグーグルが発表した報告では、人間の直感に近いパターン認識を実現できることが示され話題となった。この実験では、動画サイトYouTubeの画像から1000万枚を抽出し、1000台のコンピュータを使って3日間、画像の特徴を覚えるための「学習」を行った。その結果、コンピュータは7～8割程度の正答率で人間やネコの画像を識別できるようになった¹⁰。なお冒頭に掲げたAlphaGOも、前章②の最適解の探索にディープラーニングを組み合わせたものである。

IBMとグーグルの例は、使っている技術とその原理が異なる。しかし、膨大な計算資源とインターネット上の大量のデータをインプットに用いた点は共通している。

ディープラーニングは人間のような直感を機械で実現する方法として、今後の発展が非常に期待される分野である。ただし、画像などのパターン認識の分野以外では、今のところ優位性が明確でなく、使い勝手の良いツールもまだ少ない¹¹。これに対して、前章④の統計的機械学習は実用的観点から応用が進んでいる。メディアで報道されるような派手な事例でなくとも、マーケティングやエンジニアリングの現場が、自らの業務を改善するために使っているといった例は多いだろう。安価な、またはフリーのツールが多数提供されており、高度な訓練を積んだ専門家でなくても、ある程度のITスキルと統計知識があればトライアルが可能である。ただし、インプットに用いるデータの量と質がその性

能を決定するという点は、ディープラーニングでも他の機械学習でも同様である。

2 AI活用の考え方

機械学習の原理に基づくAIについて活用の考え方を図2に示す。コンピュータは一定のアルゴリズムに基づいて、学習データからモデルを導き出す（厳密には、学習用データと検証用データを使って学習・検証が行われる）。次に、このモデルを新しいデータ（実際の業務データ）に適用して実際の判断を行う。

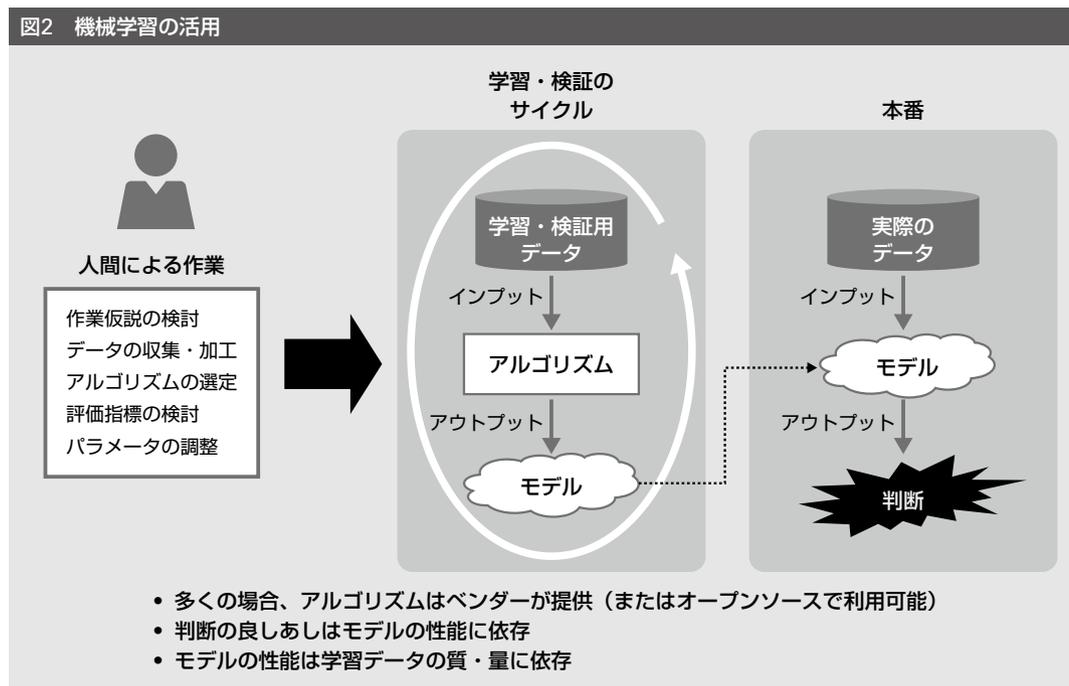
判断の精度を高めるためには、当然のことながら良いモデルを作る必要がある。たとえば、故障を予測するモデルの精度が高ければ、ダウンタイムを最小限に抑えることができるだろう。しかし、良いモデルは、質の良い十分な学習データがないと作ることができない。

広く一般的に行われている業務であれば、過去のデータを基に、精度の高いモデルをベンダーが用意しているケースもある。たとえ

ば、スパムメールと他のメールを判別するといったケースである。しかし、多くの業務は、業種や個々の企業によって異なっている。商品のリコメンデーションのような標準的な機能でも、個々のサイトによって商品や顧客の特性は異なるだろう。また、どのような情報をインプットとしてモデルを作るか、できたモデルをどう調整するかは、サイトを差別化するための重要なナレッジとなる。

このため、多くの場合、モデルそのものは自社のデータを用いて自分の手で構築する必要がある。ベンダーから提供されるのはアルゴリズムとその適用に当たってのコンサルティングや実行支援であり、最初から精度の高いモデルが提供されるわけではないと考えた方がよいだろう。

アルゴリズムの違いは技術的には重要だが、課題を定義するやり方やインプットとするデータの違いに比べると、その性能がモデルの優劣に与える影響は限定的である。また、現在では先端的な手法がすぐにオープン



ソースのライブラリなどで出回る傾向にある。これに対して、データに基づいて導かれたモデルは企業にとって差別化の源泉といえる。ただし、貧弱なデータからは貧弱なモデルしか導き出せない。

以下、自然言語処理やディープラーニング、統計的機械学習といったAI技術を活用して成果を上げている複数の企業の例を取り上げ、そのポイントを解説する。

V AIで成果を上げる海外企業

本章では、海外での適用事例を紹介しながら、AIがどのようにビジネスを変えていくかを見ていきたい。特に、人間のコミュニケーションや知覚の代替という観点から文書作成と画像認識についての事例、また意思決定の精度向上という観点から統計的な判別・予測についての事例を取り上げる。

1 文書作成での活用事例

自然言語処理というワトソンのような質問・応答システムに注目が集まりがちだが、AIによる文書作成はさまざまな領域で適用が始まっている。

この分野で実用化の先駆けとなった米国ナラティブ・サイエンス (Narrative Science) のシステムは、数値などのインプット情報を基に文章を作成する^{注12}。特にスポーツニュースや金融レポートのような領域は、評価すべき指標が明確で、機械化にはなじみやすいといわれる。人間の専門家は、ニュースやレポートの作成に有効な観点は何か、それぞれの観点についてどのような語彙を使うべきかといったルールをシステムに実装する。スポ

ーツでは、単なる勝敗だけでなく「圧勝」か「逆転勝利」かが重要な観点である。また、野球でホームランについて伝える場合、語彙は概ね決まっている（日本語なら「スタンドへ運ぶ」といった表現が多いだろう）。機械はこれらのルールに従って、インプットされたデータから文章を生成する。

チューリッヒに本社を置く投資銀行クレディ・スイスも同社の投資情報サービス「HOLT」において、投資レポートの自動作成を行っている^{注13}。レポートを作成する仕組みは次のようなものだ。過去数十年の企業の決算データと当該年の最新決算データを入力として、最新決算データの特徴を自動的に抽出する。その中から特に読者にとって重要と思われる情報を優先づけし、メタ情報としてまとめたものを英語に変換する。

同社はこの自動化によって、レポートの数を従来の1500社分から5000社分に拡大した。また、レポート作成時間の削減、誤記などのチェック作業の低減による効率化と同時に、担当者ごとの内容のバラつきを排除して、レポート間の一貫性と整合性を向上させることができた。さらに記事を執筆していた社員を、より付加価値の高い分析作業や顧客へのインタビューなどにシフトさせることで、サービスそのものを向上させることに成功している。

文書の自動作成技術については、他の分野でも活用が始まっている^{注14}。たとえばeコマースでの商品説明や不動産業での物件説明の作成、保険業における顧客からの保険請求状況のレポートなどである。いずれも単なる自動化・効率化だけではなく、人間の作業を定型文書の作成から、より付加価値の

高い業務にシフトすることによって、サービスレベルの向上や収益の拡大を図っている。

2 画像認識での活用事例

コンピュータによる画像認識は以前から研究されている分野だが、通常の方法では明暗差から輪郭線を抽出してその傾きや曲率を計算する、といったような前処理の工程が欠かせず、業務上の目的や画像の特性に応じて適切な手順を検討し、実装する必要があった。これに対してディープラーニングなどのニューラルネットワークでは、人間の目と同様に二次元の画像の明暗を直接認識させるため、画像データの形式を標準化すればそのまま入力に用いることができる。このため、従来の画像認識に比べて活用のハードルが低い。多くの計算資源を必要するという問題があったが、コンピュータの計算能力の向上によって実用の域に入ってきた。ここでは、オンラインショッピングでの活用を行っているシューズドットコム (Shoes.com) と、品質管理の分野でツールを提供しているヴィディシステムズ (Vidi Systems) の事例を紹介したい。

シューズドットコムは、米国とカナダを中

心に事業を展開するオンライン靴販売会社である。同社のWebサイト「SHOEme.ca」では、米国センチエント・テクノロジーズ (Sentient Technologies) のソリューションを用い、画像による商品検索サービスを提供している^{注15}。最初の画面に現れる複数の靴の画像の中から自分の好みの画像を選ぶと、選んだ画像に近い靴の画像が複数表示され、その操作を繰り返すことで、求める靴にたどり着く仕掛けだ (図3)。類似した特徴を持つ商品画像をグループ化する作業は、ディープラーニングによって実現している。

類似の商品をWebサイトが次々と表示してくれる仕掛けは、現実の店舗で店員が似た雰囲気のを提示してくれる体験にも似ており、消費者側にとっては通常のキーワード検索よりも直感的な方法でショッピングが可能となる。サイトを運営する側にとっても商品の特徴を入力して靴を分類するといった必要がないため、人手をかけずにサービスレベルの向上が実現できる。

また、スイスのヴィディシステムズは、部品や生地を生産工程における品質検査を、画像認識によって自動化するパッケージを提供している^{注16}。事前に合格品の画像と不合格品の画像を読み込むことでシステムがそれぞれの特徴を学習し、その後は自動で合否の判定を行う。同社の技術もディープラーニングに基づくものであり、画像の特徴を事前に指標化しておく必要がない。検品作業の自動化によって作業負荷を低減すると同時に、人手による検品のばらつきを排し、後続工程の生産ロスの低減につなげている。

ディープラーニングによるパターン認識は、自動運転や医療画像診断、さらには衛星

図3 シューズドットコムのWebサイト「SHOEme.ca」



画像による商業施設の稼働監視など、さまざまな分野において適用範囲が広がりつつある。今後の発展が特に期待される分野であり、継続的に注視していく必要があるだろう。

3 判別・予測での活用事例

ゼストファイナンス (ZestFinance) は個人向けのローンを提供する米国企業で、グーグルのCIOを務めていたダグラス・メリルによって2009年に設立された¹⁷。

13年のデータによれば、米国では7.7%の家庭が銀行口座を持たず、20.0%が銀行以外からの貸付に依存している¹⁸。ペイデイローンと呼ばれる低所得者向け貸付サービスは、実質年利換算で390%から780%の融資手数料を徴取してきたが、ゼストファイナンスは低所得者層のデータを集めて独自の信用評価モデルを作成することで、このペイデイローンに対抗する商品を提供している。

たとえば、ローンの申し込みをタイプする際に大文字を使う人は、大文字と小文字を組み合わせて使う人に比べて債務不履行になる可能性が高い。また、時間をかけて申し込みのフォームを確認する人は、滞りなく返済をする可能性が高い。同社は、このような一見「些末」ともいえる情報に、第三者から購入した信用情報を組み合わせ、精度の高い与信モデルを構築している。

同社が提供するローンの平均金額は600ドル、実質年利は390% (前のローンを完済した既顧客の場合は240%)、借り手の平均年収は3万ドル、申し込みを拒絶する割合は約3分の2でデフォルト率は15%である。このデフォルト率は一般のペイデイローンの半分に

当たる。同社は自身でのローン貸し出しだけでなく、低所得者層の信用評価に関するノウハウを持たないクレジット会社や金融機関に自社の与信モデルを提供することも視野に入れている。

同社の与信モデルは統計的機械学習の技法に基づくものであり、さまざまなインプット情報を複数の因子に分解・集約した上で複数のアルゴリズムによる判定を行い¹⁹、その結果を組み合わせでスコアを算出している。また、インプットに用いる情報項目は数千から数万といわれ、これらの収集と活用が高い精度につながっていると考えられる。同社は、データと統計モデルを使ってこれまでにはなかった金融サービスを生み出した。これはITによる新しいビジネスモデルの一つの典型といえるだろう。

以上のように、海外では従来は考えられなかったさまざまな施策がAIによって実現されつつある。技術の普及によってこれらの動きは今後も加速していくだろう。

なお、これらの適用事例を評価する際は、個々の企業の競争力を生み出すものが何であるかに注意すべきだろう。文書作成の自動化でいえば、自動化の技術そのものはベンダーから提供されとしても、どのような情報が重要で、どのような伝え方が好ましいのかといったナレッジはユーザー企業の側にある。

自社のナレッジを活用して成果を生み出すために、マネジメントの観点からはどのような取り組みが必要だろうか。次章では、AIを活用している大手国内企業の事例から、そのポイントを紹介したい。

VI 国内企業の取り組み

国内においても、AIの適用事例は徐々に増えつつある（表2）。AIに関するツールも数多く提供され、利用しやすい環境が整備されてきている。しかし、冒頭のアンケートで紹介したように、日本の多くの企業は自社業務へのAI適用について具体的なイメージを持っていないのが現状だろう。コンサルティングの現場では、AI技術そのものにかかわる課題よりも、どんな業務に適用すればよいのか、どのように人材を育成すればよいのか、自社に合わせたモデルをどのように構築すればよいのかなど、組織としての取り組み方や業務適用への課題が多く聞かれる。

現実にAIを活用している国内企業はこのような課題とその解決についてのどのような知見を持っているだろうか。ここでは活用の巧者ともいえる2社の事例を紹介したい。

1 事例1：LIXIL

建材・設備機器メーカーの国内最大手であるLIXILは、ITの事業活用に積極的に取り組み、成果を出している国内企業の一つである。同社のCIO（情報担当役員）である小和瀬理事は、「IT活用の目的はデータプロセッシングからモデリングへと変化しており、かつそのモデルが企業の競争力につながる」と捉えている^{注20}。

このような背景から、同社は米国GE（ゼ

表2 国内企業のAI活用の例（実験中・計画中のものを含む）

企業	分野	適用業務	特徴	技術・ツール
LIXIL	製造	<ul style="list-style-type: none"> 住宅用ユニットバス工事を担当する職人のスケジューリング 他の工事への拡大を検討 	<ul style="list-style-type: none"> 事前に現行業務を分析、可視化 ブラックボックス化を避け、ロジックを明確化 	<ul style="list-style-type: none"> 機械学習 最適解探索（GE〈ゼネラルエレクトリック〉のPredix）
新日鐵住金	製造	<ul style="list-style-type: none"> 生産設備のセンサー情報から故障や製品不良の予兆を把握 設備管理、品質管理、安全管理、操業管理の向上を目指す 	<ul style="list-style-type: none"> 先端技術活用を推進する新組織に、知見を持つ専門家を配置 	<ul style="list-style-type: none"> 機械学習 最適解探索
東芝	製造	<ul style="list-style-type: none"> 半導体メモリーの生産管理 	<ul style="list-style-type: none"> ウェハーの画像情報から異常を自動検出 	<ul style="list-style-type: none"> ディープラーニング
竹中工務店	建設・不動産	<ul style="list-style-type: none"> ビル内の人の活動や照明、空調などの設備の稼働状況を予測、電力設備の制御に反映 	<ul style="list-style-type: none"> センサーデータをクラウドで収集・管理 	<ul style="list-style-type: none"> 機械学習（マイクロソフトのAzure Machine Learning）
三菱東京UFJ銀行	金融	<ul style="list-style-type: none"> LINE公式アカウントでのQ&A 	<ul style="list-style-type: none"> 770種の想定質問に対して2万件以上の学習データを収集 	<ul style="list-style-type: none"> 自然言語処理（IBMのワトソン NLC）
じぶん銀行	金融	<ul style="list-style-type: none"> 顧客のスマートフォンに外貨の買い時を通知 	<ul style="list-style-type: none"> 米ベンチャー企業のアルパカ（Alpaca）と提携 	<ul style="list-style-type: none"> ディープラーニング
カブドットコム証券	金融	<ul style="list-style-type: none"> 企業の公開情報から調査レポートを自動作成 	<ul style="list-style-type: none"> 大手証券会社がレポートを作成していない中小銘柄を対象 	<ul style="list-style-type: none"> 自然言語処理
NTTドコモ 東京無線 など	通信・交通	<ul style="list-style-type: none"> 地域内の人数と天候などの情報を基にタクシーの需要を予測 	<ul style="list-style-type: none"> 携帯電話の利用状況を基にしたリアルタイム人口データを活用 	<ul style="list-style-type: none"> 機械学習

出所) LIXIL、新日鐵住金については本文および注を参照。その他については、日本経済新聞2016年6月号、竹中工務店およびマイクロソフト2014年10月15日ニュースリリース、三菱東京UFJ銀行2016年2月18日ニュースリリース、じぶん銀行2016年8月5日ニュースリリース、日本経済新聞2016年6月14日、日経コンピュータ2016年7月21日号など

ネラルエレクトリック)の産業向けIT基盤である「Predix」の計画機能を導入し、戸建て住宅のユニットバス工事を行う職人の割り振り業務を自動化した。それまでは、設備工事を担当する子会社(LIXILトータルサービス)の計画担当者が、工事内容と職員のスキルを考慮しながら手作業で割り振りを行っており、他の工事との関連や悪天候による再調整も含めて一日がかりの作業となっていた。Predixの導入により担当者は今まで以上に、品質管理業務などに時間を割くことができるようになった。

GEからの提案は、Predixを生産管理や予防保守に用いるというものであった。しかし小和瀬理事は、「属人的に行われ、かつミスを責められることがあっても付加価値が評価されづらい手配作業の自動化に使おう」と考えた。当初は業務の2~3割を改善することを想定していたが、2016年春からの試験稼働の結果、現状では100%の自動化を達成している。

この取り組みが成功した要因は次のように整理できるだろう。

(1) 現行業務の徹底した可視化

計画の最適化を行うツールは数多くがあるが、現実の計画業務は企業や業務の特性によって大きく条件が異なる。そのため、業務を正しくモデル化するには、実際の現行業務を可視化し、具体的に理解することが重要となる。

導入に当たっては、GEが「ワークアウト」と呼ぶ集中セッションを4日間行い^{注21}、ミーティングだけでなく、手配作業がなぜ、どのように行われているかを現場で徹底的に記

録・可視化した。小和瀬理事によれば、現場ではHOW(どうするか)が人から人へと受け継がれ、WHY(なぜこうするか)はあまり問われない。「なぜ」を整理することは現場の担当者にとっても新鮮な体験であったという。

(2) モデルの内容に対する理解

計画業務の自動化を試みる上で、LIXILでは人間が理解できるモデルを作ることを目指した。一般にAIの活用では、ブラックボックス型のシステムでも精度さえ高ければよいとされがちである。しかし、小和瀬理事は、ブラックボックス型のシステムを作ってしまうと「良いときは良いが悪くなったときになぜ悪くなったのかわからず、仮説・検証の繰り返しができない」と言う。ロジックが可視化できないのであれば、属人的な業務が「属機械」に置き換わっただけで組織の知恵にはならない。今回の自動化でもいたずらに先端的な手法を追うのではなく、因果関係を明確に記述できる手法を使って、仮説・検証を繰り返しながらパラメータを調整し、モデルの精度を向上させていった。

(3) マネジメントの理解と支援

IT活用の目的が変化する中で、LIXILでは、データに基づいて固有のモデルを自ら構築し、それを継続的に調整・最適化していける能力を重視している。このため大学とも連携し、統計やAIの専門能力を持つ社内人材の育成を積極的に行っている。小和瀬理事自身も大学院に通って統計モデルの知識を身に付けた。また、計画業務の自動化に関するワークアウトには、工事を担当するLIXILト

タルサービスの社長も自ら参加し、マネジメントのリーダーシップを明確に示した。最後には、全員がハイタッチで成果を称えるほどの一体感が生まれていたという。

なお、計画業務の自動化では職人のスキルレベルや工事の難易度を表すデータの精度が結果を左右する。現在は地域ごとにデータが管理されているが将来は基準を共通化し、全国レベルでの最適化へと発展させていく予定である。

2 事例2：新日鐵住金

日本の製造業の代表格ともいえる新日鐵住金は、1980年代からさまざまなAI技術を各製鉄所で適用してきた。同社の現在の取り組みは、AIの適用を模索する多くの企業にとって参考となるだろう²²。

同社は今後の事業展開において、先端情報技術を全社的に活用していくことが不可欠と判断し、2016年4月に情報システム部門の中にIoTやAIなどの活用を推進する「高度IT活用推進室」を設置した。同室はデータ解析の専門家、研究部門出身のアルゴリズム開発の専門家、計測・制御部門出身のセンサー技術の専門家を含め、6人のメンバーで構成されている。これらのメンバーが中心となって、設備管理や品質管理などの領域でIoT、AI、データ解析などの取り組みを推進している。

以下、同社の取り組みの特徴を「人材育成とスキル向上」「ナレッジとソリューションの共有」「AIの役割に対する考え方」という3点から紹介したい。

(1) 人材育成とスキル向上

同社の情報システムを統括する米澤執行役

員は、AIの活用に当たって3階層での人材育成が必要と考えている。第1階層は高度な数理解析の技能がある人材である。ただし、このような人材を事業本体で抱える必要はなく、研究部門やシステムソリューションを担当する子会社（新日鐵住金ソリューションズ）がその役割を担う。第2階層は業務と先端ITの双方を理解する人材で、事業現場での活用を推進するキーパーソンとなる。第3階層はITを利用する立場の人材で、同社の場合は現場の業務を担う技術者たちである。現在は、データを扱う際にエクセルでの計算に頼っている技術者も多いが、第2階層の人材が核となって、これらの技術者のITスキルを上げていく必要がある。これら3階層の人材が相互に連携することで、全社的にAIの活用を含む高度ITの活用を推進する仕組みを構築している。

高度IT活用推進室の6人のメンバーは、第1階層と第2階層をつなぐ役目を果たすと同時に、各事業所で第2階層の人材を育てていくための推進役を担う。また、米国での研究歴がある専門家をあえて現場に配属するなど、第2階層の充実に焦点を当てた施策に取り組んでいる。

(2) ナレッジとソリューションの共有

同社では、これまで各製鉄所が自分たちの課題を解決するために、個別にIoTやAIなどの活用施策を実施してきた。新日鐵住金ソリューションズや他のITソリューションベンダーへの依頼も、各現場から個別に依頼をするという形が取られてきた。

しかし、それぞれの試みには重複する部分があり、また、個々の依頼先が必ずしも最適

なベンダーとは限らない。このため、高度IT活用推進室が現場とベンダーとの橋渡しを担い、かつソリューションに関する情報やその評価を蓄積する。また、前項の第2階層に当たる現場のキーパーソンと高度IT活用推進室のメンバーとで交流会を持ち、現場の悩みの共有と、社内のベストプラクティスの展開を図っている。

4月から取り組みを続けた結果、ある製鉄所の事例を活用して別の製鉄所が新たな取り組みを始めるなど、さまざまな効果が出始めている。

(3) AIの役割に対する考え方

米澤執行役員によると、同社のAI活用は人の作業を機械で完全に置き換えることを目指すのではなく、人の能力を最大限に活かすために機械を活用するという考え方に沿ったものである。同社も、過去にはエキスパートシステムやニューラルネットワークを使って業務の自動化を試みた経験がある。しかし、機械によって判断を自動化すると、事業環境の変化や顧客要望の変化に対して柔軟に対応できないことが明らかとなった。周辺環境により、あるときは生産が優先され、あるときはコストが優先され、またあるときはデリバリーが優先される。そういった条件変化への対応も含めて完全なモデルを作ることは難しい。

このため同社では、機械が算定した最適値に基づいて人間の判断なしに業務を行うといった形でのAI活用は考えていない。AIはシミュレーションに基づくガイダンスなどでオペレーターの業務を支援する。多くの人はAIに対して人間の判断の完全な代替や自動

化を期待しがちだが、長い活用経験を持つ同社が人の判断を支援する仕組みとしてAIを捉えていることは、示唆に富むものと考えられる。

Ⅶ 示唆—AIで成果を上げるために

これまでに記したようなAI技術の特徴や、海外の先進企業および国内の大手企業の事例を踏まえて、AIから成果を得るための示唆を整理したい(図4)。

まず、活用イメージの明確化という観点からは、「1 テーマをどのように探索するか」「2 各テーマへのAI適用に関する仮説をどのように設定するか」が問題となる。

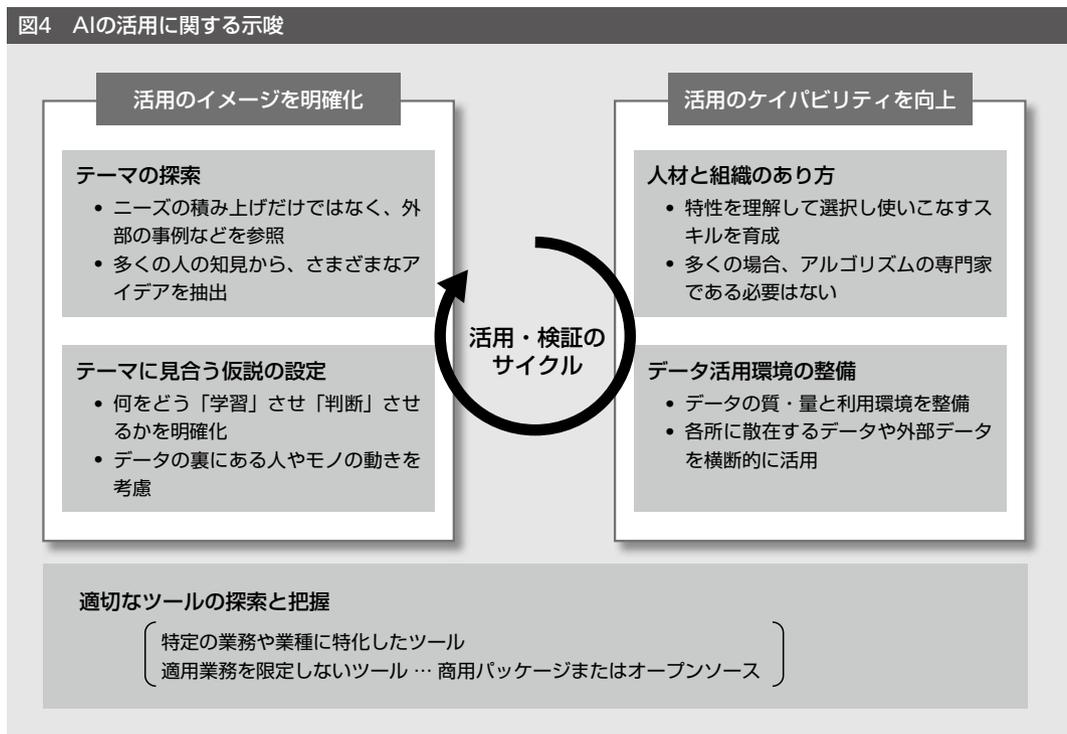
次に、AIを活用する上での企業全体のクイパビリティという観点からは、「3 人材と組織のあり方」および「4 データを活用するための環境整備」が課題となる。最後に技術への理解を深めかつアップデートしていく上で、「5 適切なツールの探索と把握」を続けることも必要である。以下、これまでの内容から得られる示唆に、コンサルティングの現場で見聞きした事例の一端を交えてその要点を記しておきたい。

1 テーマの探索

企業がAIを活用する上では、大きく二つの取り組みが考えられる。一つは、事業の現場が自身の課題解決のためにベンダーのパッケージやオープンソースのツールを活用するというパターンである。特に技術者の多い製造業では、生産現場が先端技術の導入に積極的である場合も多い。

もう一つは、経営層の課題認識によって企

図4 AIの活用に関する示唆



画部門やIT部門が全社的な活用戦略を検討するといった場合である。この場合は、さまざまな可能性があるだけに漠然とした議論になりがちで、現場の知見を具体的に取り込んでいく工夫が求められる。従来のIT計画策定のような、ニーズの積み上げによる整理では潜在的な事業機会を見逃す可能性がある。外部の事例や有識者の知見をインプットとし、既存業務の枠組みにとらわれない発想を促す仕組みも必要となる。

あるエネルギー会社では、各事業部から若手のメンバーを集め、社外の有識者も交えて活用テーマの探索を行っている。まず自社の事業課題を棚卸しした上で、どのような課題に適用が可能かを前提なしに洗い出す。これに他社の事例を踏まえた潜在的なイノベーションの可能性も含めて1000以上のアイデアを抽出、その中から有効なものをふるいにか

け、優先度をつけることで戦略を取りまとめようとしている。ある物流会社でも、事業部ごとの活用推進と並行し、外部の学識経験者とコンサルタントを交えた定期的なブレインストーミングを実施、事業課題の洗い出しを行っている。このような探索型の取り組みを推進し、有力なテーマを抽出して実行段階に乗せるには、事業部横断の取り組みをサポートする企画部門やIT部門のコーディネート力、さらに経営のリーダーシップが必要になる。

2 テーマに見合う仮説の設定

現実にはAIを活用するためには、ビジネス上の課題をAIでの解決が可能な作業仮説に落とし込む必要がある。機械学習では、データに一定のアルゴリズムを適用してモデルを導き出す。従って、機械が「学習」できるよ

うなデータを準備でき、かつ、そのモデルを定量的に評価できるような問題を対象に作業仮説を検討する必要がある。その際、データ分析やAIに知見を持つ社内外のメンバーに加えて、業務の実情に詳しく、データの裏にある人やモノの動きを想像できるようなメンバーの参加が不可欠になる。

良いモデルを導くためのポイントは、インプット（学習のための情報）とアウトプット（モデルの良しあし）を明確に記述できるかどうかという点にある。たとえば、「社内のさまざまな文書をふるいにかけて、コンプライアンスのリスクが高い文書を判別する」という課題があったとする。この場合、①リスクが高いということをどう定量的に判断するのか、②実際にリスクの高い文書とそうでない文書のセット（学習データ）を十分な量用意できるか、③異なるフォーマットの文書を何らかの形で標準的な様式に変換して読み込ませることができるのか、④AIが判定した結果の精度を評価できるのか（外部基準で正しいか正しくないかの判断ができるか）、といったことが問題となる。なお、②③のような「データの収集と加工」は最も時間と労力がかかるタスクであることに注意する必要がある^{注23}。

なおAIといえば「自動化」と思われがちだが、機械の方が人間より精度が高く、かつコストも低いとは限らない。多少精度が低くてもコストを削減できればよいので機械での判断に置き換える、あるいは、コストは変わらずとも人間と機械の判断を組み合わせることで精度を上げていく、など適切な分界点を模索することが必要となる。トライアルとその評価を繰り返すことで、性能とその効果を

検証し、人とAIの適切な役割分担を模索していく必要がある。

3 人材と組織のあり方

ビッグデータやAIの活用については「人材の不足」が叫ばれている。しかし、一般のユーザー企業において、やみくもに専門高学歴の人材を求める必要はないと考えられる。

大学や大学院でAIや機械学習を専門とするコースが目的としているのは、アルゴリズムを開発する人材の輩出である。これらの人材の多くは、研究機関やIT企業でツールの開発を担うことになるだろう。一方、車の自動運転や金融の自動取引のような先端分野を除けば、ユーザー企業の現場でアルゴリズムそのものが差別化につながるケースは多くない^{注24}。なぜなら、機械学習の精度を左右するのはアルゴリズムよりもむしろ学習データであり、かつその成果は新しい業務プロセスをどう実現していくかに大きく影響されるからである。

従って、多くのユーザー企業において焦点となるのは、先端的な独自のアルゴリズムを開発できる人材よりも、それらの特性を理解して選択し使いこなせる人材だろう（前出の図2を参照されたい）。アルゴリズムの原理や性能評価の方法などを理解できることは必要だが、それらを身に付けるのに必ずしも専門コースの出身者である必要はない。ただし、統計や数理モデルに詳しい人材は、マネジメント層や現場の社員の理解レベルを底上げするための推進役となり得る。そういった「エバンジェリスト」を核に、組織全体のクイパビリティを向上させていくことが求められる。

4 データ活用環境の整備

前述のように、機械学習におけるモデルの精度はインプットとなるデータの質・量に大きく依存する。どんなに優秀なアルゴリズムでも、貧しいデータからは貧しいモデルしか生成できない。

現在では、多くの情報がデジタル化され、企業の内外に存在している。しかし、それらのすべてを十分に活用できていると実感できる企業は少ないだろう。このため、社内で活用できるデータとしては何があるかを棚卸しして、全体像を把握することが必要となる。また、社外のデータを組み合わせることで、新しい用途が生まれることも考えられる。これらのデータを統合し、利用しやすい環境を構築することが活用のハードルを下げることになる。

機械学習で適切なインプットを行うためには、アルゴリズムの特性に応じたデータ加工を行う必要があり、この手間がゼロになることはないだろう。しかしそれ以前の問題として、データが記録されていない、精度が低い、各所に散在し横断的に活用できない、といった課題を抱える企業は多いと考えられる。

ある企業では、事業テーマの探索と同時に社内外で活用できるデータを洗い出し、データ統合のロードマップを作成した。これは、AIやIoTの活用を推進する上で、データの可用性や信頼性が足を引っ張る可能性があるとの危機感があったためである。この企業は、データのガバナンスとマネジメントを一層強化していく考えだ。多様かつ良質なデータをどれだけ利用できるかは、企業の競争力を大きく左右する鍵となりつつある。

5 適切なツールの探索と把握

一口にAIといってもその幅は広く、AIツールをうたう製品も数多い。現在提供されているツールの多くは適用業務を限定しない機械学習のプラットフォームであり、商用のパッケージやクラウドサービス、無料で利用できるオープンソースのツールなど、多様なものが提供されている。オープンソースのツールは活用に当たってコンピュータの知識やプログラミングの経験が必要とされることが多いが、導入コストが低く多様なアルゴリズムが提供されている。

一方で、特定の業務や業種に特化したツールも多く出現しつつある。米国のベンチャー企業についてレポートを提供するベンチャーキャナー（Venture Scanner）の調査によると、機械学習またはディープラーニングの分野で123社が汎用のツールを、260社が業界に特化したアプリケーションソフトウェアを開発または提供している^{注25}。また米国の調査会社CBインサイト（CB insights）によれば、特定業種・業務向けのソフトウェアは2015年から特に増えており、一般のユーザー企業の立場から見て、AIを適用するハードルは従来よりも下がりつつあるといえる^{注26}。

各企業にとっては、ツールの選択肢が増えている分、これまで以上に「目利き力」が必要とされる状況になっている。国内外のカンファレンスへの参加、ベンチャーキャピタルなどの外部機関から提供される関連企業の情報を積極的に取り入れ、どのようなベンダーやツールが存在するのか能動的に探索する必要があるだろう。

ある大手アパレル企業では、国内外のAIツールとその事例のロングリストを作成し、

自社の既存の業務課題とのマッチングを行った。その中で、ヨーロッパの企業が提供するディープラーニングを活用した生地画像検査パッケージが業務負荷と生産ロスの低減に役立つと判断し、他社で実績があることも踏まえた上で、同パッケージの適用実験を開始した。

AIという言葉はあいまいで含まれる技術も多岐にわたるため、付き合いのあるベンダーが保有する「AIソリューション」の範囲では求めるニーズに合わない可能性も高い。自らの業務の要件に合った、適切なテクノロジーを選択できるだけの知見とリサーチ機能を持つことが必要とされる。

VIII 事業の変革に向けて

冒頭のアンケート結果にあるように、AIで具体的な成果を上げている企業はごく少数にとどまっている。しかしAIに関して経営レベルで感心を持ち、何かしらの形で具体的な活動を実施している企業は半数以上に上る。

AIは決して「導入してデータを入れれば自動的に結果が出てくる仕組み」や「人間が手をかけずに機械が勝手に判断してくれる仕組み」ではない。一方で、数理科学やコンピュータ科学の専門家でなければ使いこなせないといったものでもない。技術の特性を理解して適切な領域に当てはめていけば、意思決定を支援する有力な武器となる。

AIによる自動化や支援は、企業にとって何が自社のコンピテンシーであるかを見極める契機ともなる。ツールを導入しただけで容易に自動化を実現できるような領域があると

したら、それは競争力の強化とはそもそも無縁な領域だろう。適用の対象が自社の事業のコアとなる業務であるなら、そこには必ず固有のデータやノウハウが存在する。ツールやアルゴリズムは外部から調達できるとしても、自社のデータやノウハウを使って固有のモデルを組み立て、それを調整し改善していくというプロセスは省略できず、またそれこそが重要だといえる。

中長期的に見れば、コンピュータによる判断の支援や自動化が既存のビジネスモデルを変えていくのは間違いない。自社事業への影響や自社事業変革の可能性を常に探索する姿勢と施策は常に求められていくだろう。

注

- 1 “Google’s Computer Program Beats Lee Se-dol in Go Tournament”, March 15, 2016, The New York Times, <http://www.nytimes.com/2016/03/16/world/asia/korea-alphago-vs-lee-sedol-go.html>, 「囲碁AI vs. 最強棋士4勝1敗」2016年3月16日『朝日新聞』など
- 2 E. Brynjolfsson & A. McAfee “Race Against The Machine”, 2011 (日本語版『機械との競争』日経BP社、2013年)
- 3 野村総合研究所 2015年12月02日ニュースリリース
- 4 Turing, A.M. “Computing machinery and intelligence.”, 1950, <http://www.loebner.net/Prizef/TuringArticle.html>
- 5 ロブナー賞Webサイト <http://www.aisb.org.uk/events/loebner-prize>
- 6 ここでは原理と発展の経緯から大きく5つに分類したが、論者によって分類の考え方はさまざま、正解があるわけではない。たとえば③と④は原理的に共通する部分があり、どちらも過去のデータの傾向に基づいて判別や予測を行う。実際に多くの機械学習ツールでは通常の統計解

- 析手法に加えてニューラルネットワークの利用も可能である。また、②のような試行錯誤で最適解を求める考え方は、③や④の中でも部分的に使われている。人工知能学会のWebサイトでは人工知能に関連した研究分野をより詳しく18に分けて紹介している。<http://www.ai-gakkai.or.jp/whatsai/AIresearch.html>
- 7 カーネギーメロン大学のミッチェルによれば、学習とはプログラムに一定の「タスク」とその結果に対する「評価指標」からなる「経験」を与えパフォーマンスを改善することである。lecture slides for textbook "Machine Learning", <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/project/theo-20/www/mlbook/ch1.pdf>
 - 8 このような意味でのAIは「強いAI」と呼ばれ、現在実現されているようなAIは「弱いAI」として区別される
 - 9 ワトソンの仕組みについては、金山・武田「Watson：クイズ番組に挑戦する質問応答システム」『情報処理』vol.52, No.7に詳しい解説がある。なお現在、IBMはワトソンをブランド名称として用いており、そこにはJeopardy!で使われた質問応答システム以外のさまざまなソリューションが含まれている
 - 10 Quoc V. Leほか“Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning”, 2012, <http://research.google.com/pubs/pub38115.html>
 - 11 第V章2節で記すように、画像などのパターン認識の分野では、あらかじめ特徴量を数値化する必要がないディープラーニングなどのニューラルネットワーク活用に大きなメリットがある。他の用途、たとえば販売数量の予測などでは用いる情報が元から数値化されていることが多く、ニューラルネットワークを使うか他の手法を使うかは相対的な性能の良しあしの問題となる。また、ニューラルネットワークは判定のロジックがわからないブラックボックス型のシステムであり、結果に影響を与える要因を把握・検証したい場合は使うことができない
 - 12 “Can an algorithm write a better news story than a human reporter?”, WIRED, April 24, 2012, <http://www.wired.com/2012/04/can-an-algorithm-write-a-better-news-story-than-a-human-reporter/>
 - 13 FinovateFall 2013, <http://finovate.com/videos/finovatefall-2013-narrativescience/>
 - 14 Narrative ScienceのWebサイト, <https://www.narrativescience.com/solutions>
 - 15 “How Will Deep Learning Change the World of Retail?”, December 02, 2015, RE・WORK,
 - 16 Vidi SystemsのWebサイト, <http://www.vidi-systems.com/product/vidi-suite-image-analysis-software.html>
 - 17 J. Lippert “ZestFinance issues small, high-rate loans, uses big data to weed out deadbeats”, Oct.11, 2014, The Washington Post, 坂野友昭「パーソナルファイナンスにおける金融イノベーション」『早稲田商学』438号、2013年12月
 - 18 “2013 FDIC National Survey of Unbanked and Underbanked Households”, <https://www.economicinclusion.gov/surveys/2013household/key-overall-findings/>
 - 19 前述の資料やZestFinanceの資料によれば、単純ベイズ、ランダムフォレスト、サポートベクターマシンといった一般的な機械学習アルゴリズムの予測結果を、異種アンサンブル学習と呼ばれる技法によって統合している
 - 20 本稿の記述は『日経コンピュータ』2016年3月3日号などの公開情報、および同社小和瀬理事へのインタビューに基づく
 - 21 「ワークアウト」はGEが提唱する組織的な意思決定の手法であり、1980年代に自社の組織変革を実現するために考案されたプログラムが基となっている
 - 22 本稿の記述は『日経情報ストラテジー』2016年7月号などの公開情報、および同社米澤執行役員へのインタビューに基づく
 - 23 データをアルゴリズムに投入する前に加工する作業は、分析者が行う作業の大半を占めるといわれる。正確な統計はないが7～9割といった数字をあげる経験者が多い

- 24 検索エンジンを提供するネット企業やアルゴリズム取引を行う金融業など、精度やスピードのわずかな改善が競合他社に比べて大きな差別化につながるケースでは、アルゴリズムの開発は重要な課題となり得る。しかし多くの場合には、第IV章2節で記したように、アルゴリズムは必ずしも成果を左右する決定的な要因ではない
- 25 “Artificial Intelligence Industry - An Overview by Segment”, July 25, 2016, TechEmergence, <http://techemergence.com/artificial-intelligence-industry-an-overview-by-segment/>
- 26 “AI Heatmap: Healthcare Emerges As Hottest Area For Deals To Artificial Intelligence

Startups”, June 18, 2016, CB insights, <https://www.cbinsights.com/blog/artificial-intelligence-investment-heatmap/>

著者

荒生知之（あらおともゆき）

システムデザインコンサルティング部長

専門はITを活用したビジネス変革・システム化構想策定

有賀友紀（ありがゆき）

戦略IT研究室主任研究員

専門はIT戦略・データ活用などに関する調査・分析・施策検討