

AI 概論

— 技術／応用動向概観とビジネス活用への提言

著者：尾崎 正弘

はじめに

昨今、AI(人工知能:Artificial Intelligence)が再びブームの様相を呈しており、ビジネスメディアにその言葉が登場しない日はないという状況である。先進技術マネジメントを専門の一つする筆者も、本トピックについて企業担当者とディスカッションする機会が増えている。しかしながら、そういった議論の中で、なにか「地に足がつかない」感覚を持つことも少なくない。AI(人工知能)は非常にイマジネーションを刺激する言葉で直感的にイメージしやすい反面、その解釈は振れ幅が大きい。人によって想起するものが大きく異なり、夢と現実(未来と現在)の境界があいまいなまま、噛み合わないビジネス議論が展開されていることも多いと感じる。

そこで本稿では、Strategy& Foresight AI特集号における導入として、「そもそもAIとは何か?」という問いに答えるべく、AIの世界を概観してみようとする。

AI とは何か?

1. AIの定義

AIを定義することは簡単ではない。実際、その捉え方は、研究者によってもかなりの開きがある。歴史を振り返ってみても、AIという言葉は時代と共にその範囲と意味合いが変化してきた。最近の総務省情報通信白書ではAIを「知的な機械、特に、知的なコンピュータプログラムを作る科学と技術」というように定義しているが、肝心の「知的」の定義がないため、その意味合いが漠然としたものになってしまっている。しかしながら、「知性」や「知能」とは何かということになると、これはもう科学的というより哲学的な問いであり、簡単に答えられるとも思えない。従って、やはり、「AIとは知的機械を作り出すための科学と技術の総称」というように緩やかに捉え、そこに含まれる範囲は時代によって変わり得るとするのが現実的だと思われる。

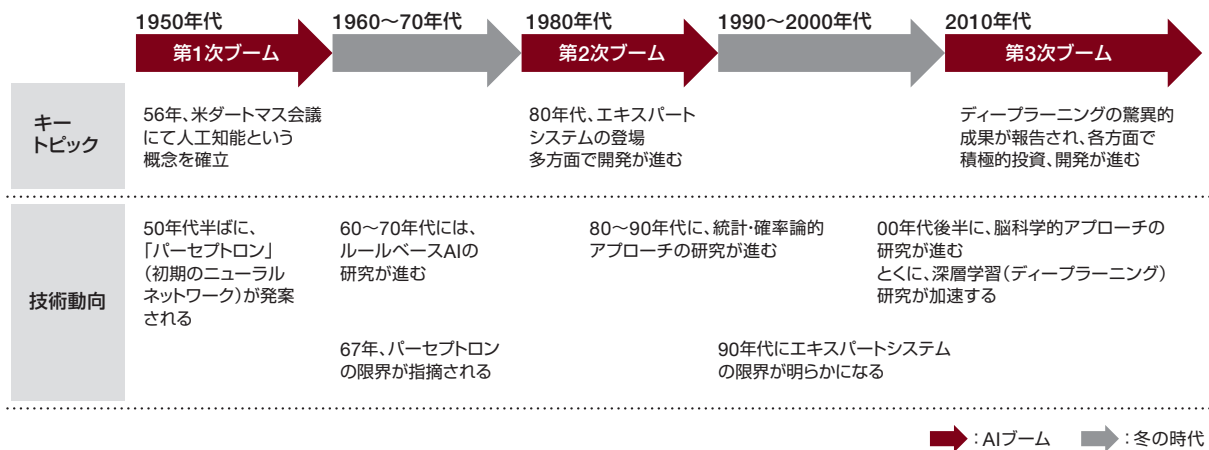
そのように定義をしたうえで、その解釈の振れ幅を吸収するためによく使われるのが「強いAI」と「弱いAI」という概念である。すなわち、人間と同じように(あるいはそれ以上に)あらゆる問題に対応できる万能なAIを「強いAI」と呼び、特定の問題には対応可能であるが、それ以外の問題には対応できない限定的なAIを「弱いAI」と称することがある。強いAIというものはまだ存在しないので、現時点で具体的なビジネス議論をする際にはミッションを特定した「弱いAI」を前提にするのが現実的であることは言うまでもない。

2. AIの歴史

図表1にAI発展の歴史的概観を示す。現在は50年代および80年代に続くAIブームといわれており、学術的な進歩はもちろんのこと、実社会にインパクトを与える革新的なアプリケーションも色々と登場しつつある。現在の第3次AIブームは3つの力に牽引されているといわれている。第一に、情報科学の学術的発展が挙げられる。20世紀半ばから続くAIの学術的研究が着実に成果を上げ始めており、特にディープラーニング(深層学習)に関するブレークスルーは多くの社会的インパクトの起爆剤となっている。第二に、情報処理技術の進化の貢献が大きい。半導体、コンピュータアーキテクチャ、並列処理技術等の進歩がAIの発展を強く下支えている。今やAIの研究はメインフレームにアクセスできる少数の研究者のものではなく、その研究・開発のすそ野は大きく広がっている。おのずとアカデミアとビジネス世界の両方で競争が激しくなっており、これがAIの発展を加速させている。第三に、デジタルデータの社会的蓄積が挙げられる。後ほど機械学習の章で述べるように、AIを高度化するためには多くのデジタルデータが必要になる。近年のクラウドコンピューティングの普及やIoTの進展により、AIの学習に必要なリアルワールドのデータが各所に蓄積されており、これらがAIの発展に大きく寄与している。

PwC米国法人のパートナーでニューヨークを拠点とする。製造業(製薬、エレクトロニクス、機械、自動車、ソフトウェアを含む)における研究開発マネジメントおよびサプライチェーンマネジメントを専門とする。PwCにおける製品/サービス・イノベーション分野のグローバルリーダーの一人。

図表1 : AIの歴史



出所 : Strategy&分析

3. AIの実現アプローチ

では、AIは技術的にどのように実現されるのであろうか? 図表2に示すように、AIへのアプローチは大きく3つのカテゴリーに分けられる。「ルールベースアプローチ」、「統計・確率論的アプローチ」そして「脳科学的アプローチ」である。

「ルールベースアプローチ」とは人の頭の中にある知識やノウハウをコンピュータにルールとしてプログラミングするというものである。これは80年代に研究が進んだ分野で、その結実がいわゆるエキスパートシステムである。構造的には知識ベースと推論エンジンからなり、知識ベースには専門家の知識/ノウハウを「If ~, Then ~」の集合体として蓄積しておく。推論エンジン

は、問いに対して各種の論理を駆使して知識ベースのルール群から推論を行う。エキスパートシステムは医療診断やLSI設計などの分野に適用され、商業的に実用化された最初のAIの形態である。しかしながら、一方で、人間の持つ専門知識を抽出・整理してシステムに入力するには膨大なコストと時間が必要であり、知識自体にはなかなか定式化できない部分も多いという問題も相まって、実際のところはその適応範囲は限定的であったといわれている。

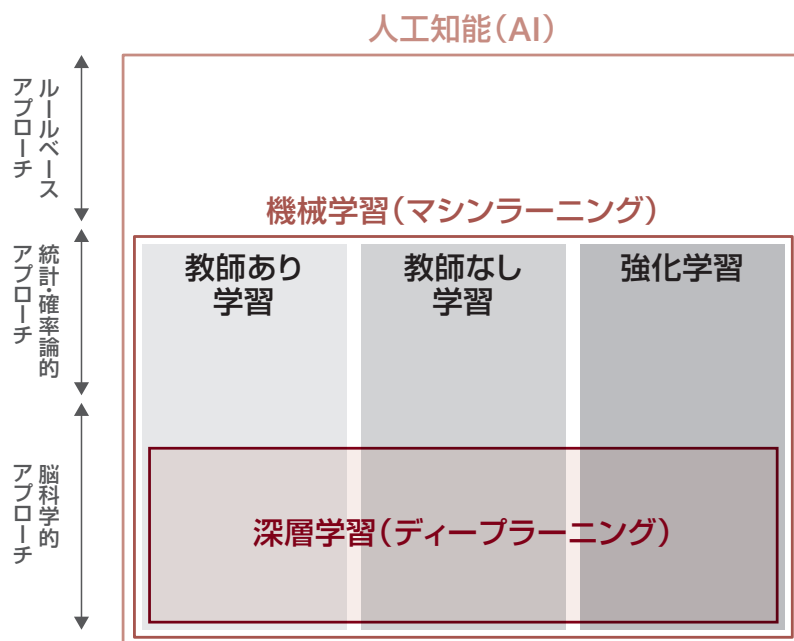
人間の頭の中にある知識をコンピュータに移植するのではなく、AI自身に経験を通じて学ばせるというのが、いわゆる機械学習(マシンラーニング)である。これには「統計・確率論的アプロー

図表2：AI実現のアプローチ

分類	概要	活用事例	課題
ルールベース アプローチ	人間がルール(条件と答え)を整理し、それをコンピュータに移植する	<ul style="list-style-type: none"> 医療診断 LSI設計 金融信用査定 	<ul style="list-style-type: none"> 例外に対応できない 新しい事象に対応できない 0 or 1 で答えを出せないような曖昧な問題に対応できない
統計・確率論的 アプローチ	大量のデータの観測を通じデータに内在する相関関係を統計的手法で分析し、確率として表現する	<ul style="list-style-type: none"> Web翻訳 スマートフォン音声認識 車載カメラ画像認識 	<ul style="list-style-type: none"> AIが真に因果関係を理解していない(データを統計・確率論的に処理しているに過ぎない) 性能の限界がある(統計・確率論的処理のため、原理的に精度100%は実現しえない)
脳科学的 アプローチ	脳の神経活動を再現する数学モデル(ニューラルネットワーク)を使い、データ処理する	<ul style="list-style-type: none"> 音声検索、画像検索 同時通訳 囲碁対局 	<ul style="list-style-type: none"> 判断の根拠がブラックボックス化する コントロールが難しい(思いもよらない判断をすることもある) 膨大なデータが必要となる

出所：Strategy&分析

図表3：機械学習のアプローチ



出所：Strategy&分析

チ」と「脳科学的アプローチ」の2つの系譜がある。「統計・確率論的アプローチ」は、データに内在する法則性を統計的手法で分析し、確率として表現するというものである。すなわち、ルールベースのように人間の思考パターンを移植するのではなく、機械／ソフトウェア自身が大量のデータを統計分析の中で自ら判別ルールを見出し、任意のインプットに対するアウトプット(答え)を推論するというものである。この手法は実際にWeb上の翻訳サービスや車載カメラの画像認識などに応用され、成果を上げている。しかしながら、その本質はデータ間の相関関係を統計的に把握しているだけであり、実際は因果関係を理解している訳ではない。統計・確率論的という表現からも明らかのように、当然その精度にも限界がある。

これに対し、「脳科学的アプローチ」とは脳の神経活動を模した数学モデルであるニューラルネットワークを使い、データ処理するという方法である。プリミティブな初期情報(画像で言えば各ピクセルの輝度情報)を多層化されたニューラルネットワークで段階的に処理することにより、抽象度の高い概念情報(猫や犬などと言う意味情報)を導くことが可能であり、この機械学習はディープラーニングと呼ばれている。ディープラーニングは現在AIにおける最もホットなトピックであり、近年この分野では研究が加速し、AIが囲碁の世界チャンピオンを負かしたり、専門医師を凌ぐスピード／精度で医療診断するといった驚異的な成果が多く報告されている。しかしながら、一方で、上記2つのアプローチと違い「どうしてそう判断したのか」という思考のプロセスが外部から分からないという側面があり(ブラックボックス問題)、説明責任を求められるビジネス局面には適用しにくいという問題も抱えている。

4. 機械学習のアプローチ

最近のAIにおけるイノベーションの中心は機械学習(マシンラーニング)であるが、そこには「教師あり学習」、「教師なし学習」、「強化学習」という3つの技術的系譜がある。図表3にその概要を示す。

「教師あり学習」では、AIは入力と出力の関係を学習する。す

なわち、人間が入力値と出力値を含む訓練用のデータセット(教師データ)を大量に与え、AIはそれらを処理・分析し、未知の入力に対する出力予測性能を持つ演算モデルを構築する。例えば、教師あり学習は郵便番号などの手書き文字読み取りなどに応用されている。この例では学習フェーズで手書き文字と正解情報のペアが提供され、AIはそれらを学習し、任意の手書き文字入力に対して正しいラベル(数値)を出力させるよう、演算モデルを内部構築する。

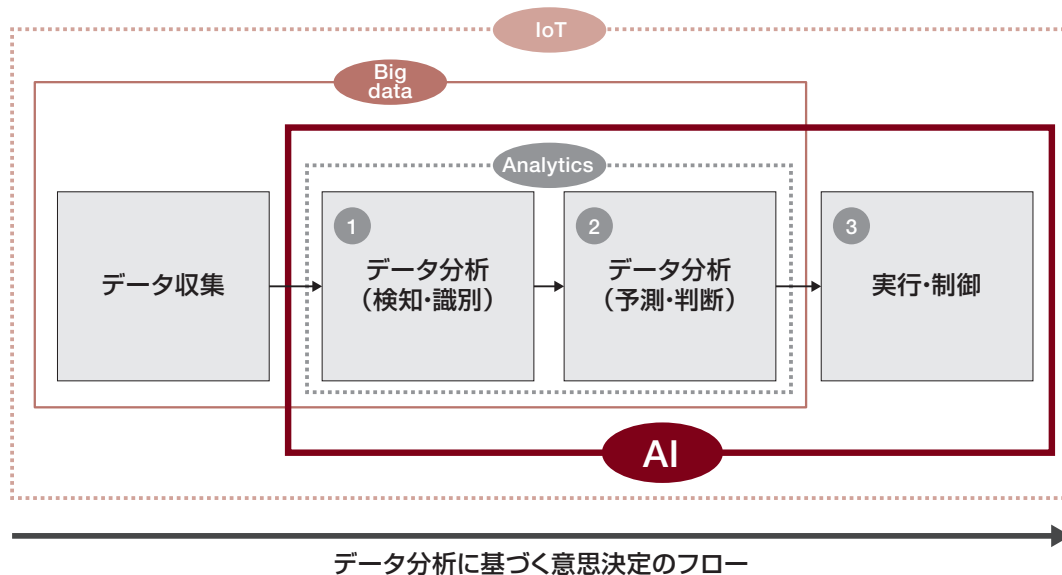
「教師なし学習」では、AIはデータの構造を学習する。ここでは、訓練データとしての正解値を必要とせず、AIは入力データを処理分析し、その背後にある本質的な構造・法則・傾向を抽出する。無秩序な大量データをいくつかのグループに分類するクラスタリングは、教師なし学習の例であり、データマイニングなどで活用されている。

「強化学習」では、AIは試行錯誤を通じて「価値を最大化するような行動」を学習する。これは、教師あり学習が一つ一つの入力値毎に教師データとして正解値を提供するのは異なり、過去からの一連の行動の結果に応じた報酬が示され、AIはそれを最大化するための行動(どうすれば報酬が多くもらえるか)を学習することとなる。囲碁の元世界チャンピオンを打ち負かして一世を風靡したAlphaGoは勝ち／負けを報酬とした強化学習が使われていることが知られている。またロボットの自立制御などへの応用研究では、例えば2足歩行ロボットに歩行歩数を報酬として強化学習をさせることにより、「こういう場合はこの関節モータをこれくらい回せ」などというアルゴリズムを人間が細かく指定することなく、自ら歩き方をトライアル・アンド・エラーで学習させている。その他、売上を最大化するためのWeb広告の配信方法、資産を最大化するためのポートフォリオ管理などさまざまな応用分野が考えられている。

5. AIと他先進技術領域との関係

本章の最後に、昨今ビジネスメディアを賑わせている先進技術分野とAIとの関係を図表4に整理しておく。ここで明らかのように、AIは、Big data、Analytics、IoT、Industry 4.0などと密接

図表4 : AI / Big Data / Analytics / IoTの関係



出所：Strategy&分析

に関わっており、一部概念が重複する関係にある。

AIで何ができるのか？

前章ではAIの理論的側面に焦点を当てたが、本章では実際のビジネスへの適用状況に目を移してみたい。図表4においてAIはデータ分析による①検知・識別および②予測・判断、そしてさらには③実行・制御まで幅広く適用されることを示したが、図表5-①～③では、それぞれの領域における代表的活用事例を示す。各分野でAIの応用が広がっていることがわかる。

センサ出力などの低レベル1次データの処理・分析を通じて、対象の事象／状態を把握するのが「検知・識別」である。ここでは、データ量が大きく複雑性も高い画像処理や音声処理への応用が盛んである。画像や音といった生データから高レベルの意味情報を抽出するには、従来は人が介在することが必要であったが、その分野へのAIの適用が活発に試みられて成果を上げている。スピードを含む処理キャパシティの大きさで省人化に寄与するのはもちろんのこと、顔認識や医療画像判定などの分野では判別精度などの点でも人間を凌駕するようになっている。

「予測・判断」分野では把握された事象や状況を踏まえて、定量

的／定性的な予測や判断を行う。装置の異常検知や市場の需要予測などの古典的なアプリケーションに加え、個別ユーザーのニーズ把握や行動予測などに応用領域は広がっている。

「実行・制御」分野は、実世界から得たデータをサイバー空間での処理を通じて理解・判断した後、それを踏まえてアクションを起こす（実世界に何らかの働きかけをする）部分である。ここでのAI活用も活発で、クリエイティブな創造や臨機応変な対応といった、従来は人間にしか対応できなかった分野に応用が広がっているのがわかる。

AIにどう取り組むべきか？

前章で概観したように、ディープラーニングを活用した新しいAIのビジネスへの活用が既に始まっている。しかしながら、一方では、AI技術をうまくビジネスに取り込みたいという意志を持ちつつもなかなか前に進まないと悩んでいる企業も多い。そこで、本最終章では、「AIを効果的にビジネスに活用するために」という観点で、筆者の経験をベースにいくつかの提言をさせていただくこととする。

図表5：AIの適用領域

① 検知・識別

適用分野	AI導入事例	
画像の意味理解・判別・仕分け・検索	ウェブ画像検索	検索ページに画像をアップロードすることで、類似画像や関連するWebページの検索結果を表示
	画像の仕分け・整理	写真を自動的にカテゴリー分類
	医療画像診断	胃生検、大腸生検等の画像から癌と疑われる領域を自動的に抽出
音声の意味理解・判別・仕分け・検索	音声入力	音声を認識してWeb検索したり、装置の操作を実施
	曲検索	膨大な量の楽曲の学習に基づき、ヒット曲の予測やアーティスト、レコード会社やファンのマッチングを提供

② 予測・判断

適用分野	AI導入事例	
異常検知	クレジットカードの不正利用検知	カードの利用場所、時刻、金額のデータに基づいて不正の有無を検知
定量的予測	タクシー売上・需要予測	人口統計データ、タクシー車両運行データ、気象データ、施設データを分析して、時間帯別にタクシー乗客の多い場所を予測
	与信スコアリング	ユーザーのオンライン行動データをマシンラーニングを利用して分析し、与信判断
定性的予測	商品の自動レコメンド	ECサイトにおいて顧客の「興味や購買意欲が高まる動き」をリアルタイムで予測し、商品をレコメンド
	運転手感情把握	人の表情やハンドル操作、脈拍から運転者の感情、疲労度を把握し、車内の音楽やエアコンを調整
	婚活サイト自動マッチング	婚活行動などの情報に基づき、漠然とした好みを可視化し、成婚率の高い相手をマッチング

③ 実行・制御

適用分野	AI導入事例	
表現生成	要約・文章作成	キーワードを指定することにより、インターネット上の情報を参考に、オリジナルの記事を作成
	ロゴデザイン	ロゴを作りたい組織(モノ)の名前やアイコン、色などを選択することで条件に合うロゴを作成
	チャットボット	社内外の問い合わせに対応
行動／作業	柔軟な手作業	ボトルの形状を認識して、自動でキャップ締め作業実施
	乗用車の自動運転	モード切替により自動運転が可能な電気自動車(EV)が登場

出所：Strategy&分析

図表6 : AIで代替しやすい業務要件

視点	業務要件
AI導入による 経済効果	業務量が多い／労働単価が高い
	スキル／ノウハウのある人材が不足している
データの存在／ 入手性	関連データが既に蓄積されている
	データ収集のためのコストが低い
現在のAI技術レベル との親和性	判断に人間的／社会的常識を必要としない
	対人コミュニケーション能力を必要としない
	感性(芸術的センス)を必要としない
	100%の精度を求められない(結果に対する責任が深刻ではない)

出所 : Strategy&分析

1. 目的の明確化と適切なテーマ選定

企業担当者とのディスカッションで、「AIを活用すること」が自己目的化してしまっているケースに時々遭遇する。上級幹部から「社内でAIの活用事例を作れ」と指示を受けてプロジェクトチームが立ち上がっているケースなどはそういう傾向が強い。しかしながら、このようなアプローチではなかなかビジネス成果を上げられないことが多い。はじめに「AIで何をしたいのか?」「なぜAIが必要なのか?」ということを明確にしておくことはやはり大事である。「やりたいこと／やらねばならぬことがあり、そのためにはAIが必要」という状況であれば、議論も分散せず、効果測定もやりやすい。

一方、たとえビジネス・ニーズ・ドリブンであったとしても、その中で選定されたテーマが現在のAI水準にはそぐわない場合は、取り組みは遠からず行き詰まってしまう。言わずもがなではあるが、AIの得意領域／不得意領域をしっかりと認識して、適切な分野で取り組むことも重要である。その勘所を図表6にまとめたので参考にいただきたい。

2. AI人材の獲得／育成

AIリテラシーの高い人材は、AIプロジェクト成功においては必須条件である。しかしながら、AI導入に求められる技術的／科学的人材要件は、従来の情報システム部門の人材要件とは異なる部分が多く、労働市場でリソースが逼迫していることもあり、先

進企業が人材争奪戦を行っている状況である。採用／育成には腰を据えて長期的視野で取り組む必要がある。人材を社内調達できないケースでは、AI/ITベンダーのサービスを活用する機会が増えると思われるが、その場合でも自陣サイドにAI技術の基本を理解してパートナー企業と効果的にコラボレーションできる(使いこなせる)人材の存在は必須である。また、AIリテラシーを備えつつ対象とするビジネス領域についての深い理解／洞察を有する人材の関与も重要な成功要因である。ビジネスを知らないAIオタクに任せても「技術的には面白くてもビジネス的に価値を創出できない」ことになりがちである。

3. 大量／良質なデータの存在

機械学習アプリケーションの場合、大量かつ良質なデータの存在が前提条件となる。そういう意味で、既にデータの蓄積がある領域はAI活用になじみやすい。社内ワークフローシステムデータなどを活用した不正検知や過去のマーケティング・営業活動および販売データなどを活用した需要／売上予測などはその例である。一方で、データの蓄積がない場合は、その収集から始めなければならないケースもあるだろう。生産ラインへのセンサ設置やスマートフォンを利用した営業担当者の活動追跡など、企業によるデータ収集熱は実際高まっている。一般にデータ収集コストはIoTテクノロジーの進化の恩恵を受けて大きく低下しており、将来のAI活用を視野に入れ、データ収集／蓄積の手を打っておく

ことには大きな意味があると思われる。

一方で、データを社外に求めるというアプローチもあるだろう。AI企業がデータを保有している会社とアライアンスを結ぶケースが増えている。また、SNSサービス企業やデータサービスの会社を買収するなど、昨今はデータの獲得を目的としたM&Aも増加している。

4. AI導入の特性理解

AI導入はさまざまな点で一般的な情報システム導入とは異なることを各ステークホルダーが理解しておくことは重要である。

まず、特に機械学習においては「やってみなければ分からない」部分があり、トライアル・アンド・エラーが必要になることが多い。必然的にシステム利用開始まで時間がかかる。事前実験で数カ月、データ収集・整理に数カ月、実装前のAIスキームの開発・実験に数カ月というように、システム開発前に年単位の時間がかかるケースも少なくない。また初期段階では先のタイムラインも精緻に引くことができないのが普通である。すなわち、ITシステム構築でなじみのある「要件定義→開発」という流れではなく、その前に「研究→実験→方式決定」というフェーズを経る必要があることが多い。

また、アウトプットに対して精度100%を期待するのは不可能なケースが多いのもAIの特徴である。トランザクションにおける不正検知などもそのアウトプットは「不正が疑われる」くらいのもので、ビジネスプロセス的には人による検証作業を入れる必要がある場合が殆どである。需要予測などにしても、従来人間が行っていたプロセスに対するインプットの一つという位置づけから始めるのが適切である。これらのようなAIシステムならではの特徴をしっかりと押さえて、プロジェクトの初期に各ステークホルダーの期待レベルをすり合わせておかないと、後々苦労することとなるので注意が必要である。

おわりに

筆者はコンサルティング業界に転身する以前、日系エレクトロニクスメーカーのエンジニアとして約15年にわたり研究開発に携

わっていた。80年代は航空宇宙・防衛分野で画像による目標識別・追跡システムの開発に従事、90年代は乗用車の自動運転技術の開発に取り組んだが、両分野とも当時はAIへの挑戦と位置づけられていた。時がたつて、2010年代後半になり、いよいよ画像認識や自動運転が実用レベルに近づきつつあるのを見るにつけ、感無量の思いを禁じ得ない。

現在AIの分野で先頭を走るのは、やはり米国企業である。昨今は中国企業もこの分野への投資を増やし、存在感を高めている。それに対して、日本企業は、この2~3年動きが活発化してはいるが、実績から見て先進企業の後れを取っているというのが正直な印象である。しかし、そのような中でも、多くの日系有力企業がAI研究所の設立を発表、本腰を入れ始めたように見える。一方で、力のあるベンチャー企業も登場してきており、産学の連携も活発になっている。AIは第4次産業革命のコアテクノロジーであることは間違いない。この分野で日本企業がますますプレゼンスを発揮できるよう、今後も貢献していければと考えている。