

■S3 群 (脳・知能・人間) - 3 編 (人工知能と学習)

1 章 人工知能の概要

(章主任：新田克己) [2019年1月 受領]

■概要■

人工知能とは、人間の知能をコンピュータで実現する研究分野である。最も初期の人工知能システムはサイモンとニューエルのロジックセオリストという定理証明システムである。このシステムはダートマス会議（1954年）で報告されたが、彼らの期待とは異なり、このシステムはあまり評価されなかった。その原因の一つは人間の知能をコンピュータプログラムとして実現することに反発があったともされる。人工知能の定義及び人工知能のプログラムによる実現の可否に関しては哲学的な論争もあった。

人工知能には「強い人工知能」と「弱い人工知能」がある。強い人工知能は人間と同等の知能を持つシステムであり、弱い人工知能は知能を持っているかのように振る舞うシステムである。強い人工知能に関してはまだ実現は困難である。一方、弱い人工知能に関しては着実な技術的進歩をとげている。第2章以降で解説されているほとんどの技術が弱い人工知能の技術である。

弱い人工知能であっても、人間と同じような振る舞いをさせるには、将棋や囲碁などのような単一機能を実現するだけでなく、外部環境から情報を受け取り、思考を行い、外部に行動を起こすまでの一連の機能を実現する統合システムが必要になる。更に強い人工知能を目指すためには、汎用人工知能の研究や、心や身体性と知能の関連を研究する必要がある。

第1章では人工知能全体の概要として、人工知能の歴史、人工知能と関連の深い認知科学、人工知能の実用システム、について説明する。

【本章の構成】

本章では以下について解説する。

- 1-1 人工知能の歴史
- 1-2 認知科学
- 1-3 人工知能の実用システム

■S3 群-3 編-1 章

1-1 人工知能の歴史

(執筆者：山田誠二) [2019年1月 受領]

1-1-1 ダートマス会議

1956年、米国のダートマス大学（ニューハンプシャー州）において情報科学、情報工学の研究者を中心にダートマス会議が開催された。ここでは、マッカーシー（McCarthy）、ミンスキー（Minsky）、シャノン（Shannon）、サイモン（Simon）、ニューウェル（Newell）らの蒼々たるメンバーにより、コンピュータプログラムによって知的な処理を実現する可能性についての議論及びブレインストーミングが行われた。そして、そこで歴史上始めて人工知能 AI（Artificial Intelligence）という概念・用語が提案され、人工知能という研究領域、開発分野が誕生した。この会議における具体的な研究発表内容については、チェスやチェッカーのゲームを実行するプログラムや証明問題を解くプログラムなどが発表されている。会議の内容に対する評価は分かるとされるが、ダートマス会議をきっかけとして人工知能の研究が一気に始まったとされる重要な会議である。ダートマス会議の出席した研究者たちは、その後の AI 研究においてフロンティア的役割を担っていくのである。

1-1-2 古き良き人工知能：第1次 AI ブーム

1950年代後半から1960年代は、人工知能研究の黎明期であった。この時代は、第1次 AI ブーム、あるいは多少揶揄する意味も込めて GOF AI（Good Old Fashioned AI；古き良き人工知能）とも言われており、現在に至る AI 研究の基礎となるフレームワークが輩出した時代であった。この時代における AI の代表的成果として、記号ベース AI における一般問題解決器 GPS（General Problem Solver）、ニューラルネットワークにおけるパーセプトロン、人工知能の基本問題であるフレーム問題、意味ネットワークやフレーム理論をはじめとする知識表現の提案、ファジー集合の提案、自然言語処理システム SHRDLU、人工無能システム ELIZA、人工知能用プログラミング言語 LISP の開発などが挙げられる。また、人工知能に関する大規模な国際会議である第1回人工知能国際会議 IJCAI 1969 がワシントン D. C. で開催された。

一般問題解決器 GPS（General Problem Solver）は、1957年にニューウェルとサイモンにより提案された人間の問題解決モデルである。GPS では、環境に存在するオブジェクトとそのオブジェクトに適用可能な操作が入力されれば、どのような問題でも解決できる。目標からそれを達成するために必要なプリミティブな手段を見つけ、次に目標に近づくためのサブゴールを生成していく手段-目標解析（Means End Analysis）が導入された。GPS は、人間が複雑な問題を解くときに副問題に分割して解くという方法である分割統治（Divide and Conquer）法など、問題解決一般の重要な概念を含んでいた。その後、GPS はプランニングや汎用人工知能に影響を与えている。

1962年にニューラルネットワークの分野では、パーセプトロンという入力層と出力層のみからなる2層のニューラルネットワークがローゼンブラット（Rosenblatt）により考案され、その学習の収束性が示された。しかし、パーセプトロンは、訓練データにより重みを修正する学習を行うが、その学習能力は線形分離可能な学習問題に限定される、つまり、線形分離不可能

な問題(排他的論理和が典型例)は学習できないことが、1969年にミンスキーとパパート(Papert)によって示されている。

1965年にはロビンソン(Robinson)により導出原理(Resolution Principle)が考案された。導出原理は、背理法をベースに証明したい式の否定を式集合に加え、そこから矛盾を導き出すことで定理証明を行う。導出原理は、コンピュータでの定理証明に適した効率の良い手続きであり、その後の定理証明に大きな影響を与えた。そして、Prologなどの論理プログラミング言語に基礎を与えた。

以上のように、様々な基本的フレームワークが提案された実り多きこの時代の人工知能研究であったが、機械翻訳の限界、トイプロブレムへの批判、パーセプトロンの学習可能性など、その限界も指摘された。

1-1-3 知識によるAIの実現：第2次AIブームからAI冬の時代へ

1960年代の後半に、人間の専門家の知識を持ったAIが専門家のような推論を行うエキスパートシステム(Expert System)と呼ばれるAIシステムの先駆けであるDENDRAL(デンドラル)システムが開発された。このシステムは、入力である化学物質の分子式と質量スペクトルから化学構造を推定するシステムである。このシステムを皮切りに、その後、病気の診断、油田の推定、様々な設計問題の分野において、エキスパートシステムが開発されていった。このシステムでは、人間の専門家の持つ知識をIF-THENルールの形式で記述して、そのルールをシステムに入力することでルールベースを構築し、推論エンジンがそのルールをワーキングメモリ上に適用していくことで多段の推論を実現するプロダクションシステム(Production System)が用いられた。そして、人間の専門家の知識を引き出すタスクは知識エンジニアリングと呼ばれ、知識エンジニアという職業まで生まれたのである。有名なエキスパートシステムには、病気の診断を行うMYCIN(マイシン)、油田の推定を行うディップメーターアドバイザー、コンピュータの構成を行うXCON(エックスコン)などが挙げられる。エキスパートシステムは、知識によりAIの実用化を進めるというアプローチのもとに、AIの社会導入を促進していった。そして、人工知能は、第2次AIブームを迎えることになる。

この時期、我が国では、1982年から10年にわたる予算総額1000億円の第5世代コンピュータプロジェクトが始まり、並列論理計算のソフトウェアとハードウェアの開発を目指し、世界的な注目を集めた。その中核として、新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT: Institute for New Generation Computer Technology)が設立された。

その後、暗黙知の顕在化によるエキスパートシステムの限界などにより、15年に及ぶAI冬の時代が始まる。しかし、当然ながらその時期においも、人工知能は様々な新しい研究と技術を開発していった。重要なものの一部を挙げると、確率による知識表現であるベイジアンネットワーク(Bayesian Network)、進化を利用した最適化を行う遺伝的アルゴリズムGA(Genetic Algorithm)やプログラムを自動生成する遺伝的プログラミングGP(Genetic Programming)、複数のAIエージェントからなる系であるマルチエージェントシステム(Multi-agent System)、試行錯誤のより最適な行動を学習していく強化学習(Reinforcement Learning)、サポートベクターマシンに代表される統計的機械学習(Statistical Machine Learning)、ビッグデータから規則を導き出すデータマイニング(Data Mining)などがある。

1-1-4 深層学習によるニューラルネットワークの復活：第3次 AI ブーム

長い冬の時代にあった AI であるが、2010 年あたりから、様相が一変し始める。それは、あるパターン認識の国際会議に併設された画像認識コンペティションで、深層学習 (Deep Learning) と呼ばれるニューラルネットの一種である機械学習アルゴリズムがダントツの成績で優勝したことに端を発する。深層学習は、パーセプトロンタイプのニューラルネットワークの中間層を、局所分散処理を行う畳み込み層とモザイク化を行うプーリング層のペアを重ねていくことで多段にしたものであり、学習としては誤差逆伝播法を使う。構造的には、福島邦彦博士が 1970 年代に発表したネオコグニトロンに基づいている。

その後、ビッグデータ (特に、訓練データ) と計算機パワーを持つ米国の IT 企業を中心に、画像認識をはじめとする様々な分野で深層学習の実用性が示され、これにより世界的な第 3 次 AI ブームが起こり、現在 (2019 年) に至っている。

ニューラルネットワークは、人工知能とは非同期に何度もブームと衰退を繰り返してきたが、まさに今回の AI ブームはニューラルネットワークの復権ともいえるべきものである。元来、伝統的 AI はトップダウンの指向性があり、それとは反対にニューラルネットワークはボトムアップ指向であるため、歴史的には多くの時期において相反する研究分野であった。しかしながら、現在の第 3 次 AI ブームにおいては、まるで「AI=深層学習」のような捉え方が一般に広まっている点が興味深い。

深層学習に関連して、様々な新しい分野で研究開発が展開されている。幾つか例を挙げると、再帰性のあるリカレントニューラルネットワークの発展型である LSTM (Long Short Term Memory)、ニューラルネットワークにより共進化とも言える GAN (Generative Adversarial Network)、深層学習を応用した強化学習である DQN (Deep Q-network) などのテーマが活発に研究、システム開発されている。

■参考文献

- 1) 人工知能学会 (編)：“人工知能学大事典,” 共立出版, 2017.
- 2) J. Russell, P. Norvig (著), 古川康一, 他 (訳)：“エージェントアプローチ人工知能 (第 2 版),” 共立出版, 2008.
- 3) 馬場口登, 山田誠二：“人工知能の基礎 (第 2 版),” オーム社, 2015.

■S3 群-3 編-1 章

1-2 認知科学

(執筆者：東条 敏) [2008年10月 受領]

1-2-1 認知科学とは

日本語で心というと感情すなわち「楽しい」「悲しい」などを感じる器官を表す用語として使われる。一方知的活動をする器官のほうは頭あるいは脳という言い方をする。ところが英語で Mind という感情だけでなく知的活動を含む使い方をする。心の科学と言った場合、ここでは Mind の意味で考えることにする。すなわち、人間の思考、記憶、推論、学習といった知的活動を、情動に加えて広く扱う科学をここでは心の科学すなわち認知科学と考える。

さて心の科学には伝統的に心理学 (Psychology) という分野がある。しかし 1950 年代を境に情報科学すなわち計算機科学という方法論が芽生え、それが従来の心理学を大きく拡大してしまったと考えられる。特に 1956 年に開催されたダートマス会議は人工知能研究の出発点と認識され、ここに出席した N. Chomsky⁵⁾, M. Minsky⁴⁾, J. Bruner らは人工知能研究に関する幾つかの重要な概念を提示した。この会議が同時に認知科学という分野をも立ち上げたと考えることができる。

認知科学を定義しようとするとき、一般には学際領域、すなわち従来の学問領域の融合領域として位置づけられ、そこで言及されるのが心理学・人工知能・言語学・哲学・行動学・論理学・神経科学・脳科学などである。事実認知科学がここで挙げた学問領域を統合して人間の知的活動をいろいろなアスペクトから考えようという態度であることは間違いない。しかし、やみくもに学問領域の名ばかりを多数列挙するのは逆に認知科学を分かりにくくしている。ここでは、取って従来の心理学領域に情報科学の方法論すなわち人工知能の視点を加えて拡大したものと定義し、その後でほかの分野との関わりを述べる。

認知科学は人間の知的活動を外から観察し、モデルを構築するものである。脳の中のプロセスは直接外から見ることではできないし、逆に内側に分け入っても脳を解剖したところで(たぶん)明らかにされることではない。したがって、計算機による形式化(プログラム)とそのシミュレーションという間接的な方法が有効であろうということになる。

1-2-2 認知科学の取り組み問題

さて認知科学が対象とする現象は、人間の知的活動一般に関わるものであるが、知覚(視覚や聴覚)や記憶といったものは程度の差こそあれ、ほかの生物にもあるものである。人間がほかの生物と比べて顕著に違う知的活動として推論や言語といった現象が挙げられるだろう。ここで初めて認知科学と言語学・論理学・哲学などとの結び付きが生まれる。計算機科学(人工知能)がそれらにどのように寄与するかを考えよう。

(1) 知識の表象と推論

人間の脳内には知識がどのような構造で表象されているのか、これは脳内に作られた外界のモデルとして考えられる。このようなモデルは我々の勝手な憶測であって実体は調べようがないものである。しかし、ここにシミュレーションという方法論が活きることになる。人間の知識はあるまとまり (Chunk) を持って記憶・活用がなされていると考えられる²⁾。こうしたまと

まりはスキーマ (Schema) やフレーム (Frame) などといった方法で計算機上で表現できる。また、こうした知識を連鎖させて眼前に観察されていない事態を脳内に生み出すことができる。これが推論である。ところが、人間の推論は必ずしも論理的ではない。帰結から勝手に前提を決めてしまうようなことも時には行い、そしてこれが時には功を奏して学習を高速化する場合もある。

人間が非論理的な推論を行う例としてウェイソン (P.C. Wason) の四枚カード問題がある。これは **A** **B** **4** **7** と書かれた四枚のカードを見せ「表が母音なら裏は偶数である」ということを検証するためにはどのカードをひっくり返してみればよいかという心理実験であり、正解率がなんと 10 % 以下であることが知られている。人間がなぜこのような誤りを犯すかを明らかにすることは認知科学の重要な課題である。

(2) 語用論および語彙獲得

言語学のうち、認知科学に直接関連する課題には語用論 (Pragmatics)、すなわち発話行為 (Speech Act) や含意 (Implicature) に関わる研究がある。まず、人間の発話とは文字列に従って一意の解釈が可能なのではなく、その会話状況に依存して意味を変えるであろうことは明らかである¹⁾。次に、一つの解釈が会話の相手に定まった心的状態を作り出すわけでもない、発話が媒介することによって、相手にどのような行為を要求するものであるかを決定するのは計算機処理では困難なことである。

もう一つ、言語学に関連しては言語獲得の問題が認知科学の重要課題である。幼児は物の名前とその指示対象を結び付けるのになぜか早く行ってしまうのか、外国人にとって第二言語獲得はなぜか困難であるのか、などは認知科学における伝統的な問いである。人間は言語を獲得する機構があらかじめ組み込まれているのだとし、言語の原形を普遍文法 (Universal Grammar)²⁾ として持って生まれてくるとする考え方も優勢である。

語彙獲得に関する有名な問題としてクワイン (W.V. Quine) の Gavagai 問題³⁾ が知られている。原住民が「白い飛び跳ねているウサギ」を指して 'Gavagai!' と言ったときにそれが「ウサギ」を指しているのか「白い」を指しているのか「飛び跳ねている」の意味なのか、あるいはほかの意味なのかを一意に決定するのは不可能である。にも関わらず、人間は少ないサンプルから語彙とその指示対象を固定していく。これがどのようなメカニズムによるものなのか明らかではなく、やはり認知科学の解くべき課題である。

1-2-3 認知科学に内在する科学的検証の課題

認知科学は心のモデルを計算機上に構築し、シミュレーションによってその妥当性を検証しようという学問である。しかしながら、設定が恣意的であってはいけないし、出てきた結果の評価が主観的であってはいけない。正解と呼ばれるものが定義されない世界で妥当性を論じるのは科学の精神に反するという意見もあるだろう。しかし、それでも認知科学は人間の知性の理解に貢献しつつある。認知科学を有用な科学として育てられるか否かは、こうした恣意性・主観性の排除といった問題に常に敏感であり続けることが必然であろう。

■参考文献

- 1) R. Jackendoff: "Foundations of Language," Oxford University Press, 2002.
- 2) P. Johnson-Laird: "Mental Models," Cambridge University Press, 1983.

- 3) G. Lakoff : “Women, Fire, and Dangerous Things,” University of Chicago Press, 1989.
- 4) M. Minsky : “Society of Mind,” Touchstone, 1985.
- 5) S. Pinker : “Language Instinct,” Harper Perennial, 1994.

■S3 群-3 編-1 章

1-3 人工知能の実用システム

(執筆者：新田克己) [2019年1月 受領]

1-3-1 第2次AIブームとエキスパートシステム

エキスパートシステムとは、専門家の代行や支援をする人工知能の応用システムである。世界で最初のエキスパートシステムは、MITの博士論文の研究として開発された SAINT (1961年) である。SAINTは大学初年級の数式積分を行うシステムであり、MIT 期末試験の54問中52問を解いたとされている。その後、分子構造決定システム DENDRAL (1965年)、言語理解システム SHRDLU (1971年)、感染症診断システム MICIN (1972年)、音声認識システム HEARSAY (1967年)、眼病診断システム CASNET (1971年)、内科疾患診断システム INTERNIST (1972年)、鉱床探査システム PROSPECTOR (1975年) など数多くのシステムが作られ、1980年代にかけて商用化されるようになった。これらのシステムの多くは知識ベースと推論機構の2つの要素からされていた。知識エンジニアは専門家からヒューリスティックな知識をヒアリングし、それを体系化して知識ベースを構築していた。そのため、知識ベースの更新や管理のコストが大きいという問題があった。

1982年から1992年にかけて世界初の人工知能の国家プロジェクト「第5世代コンピュータプロジェクト」が始まり、高度な人工知能システムの登場が期待された並列推論マシンだったが、実用的なシステムの開発には至らなかった。

1-3-2 AI冬の時代とDeep Blue

第5世代コンピュータプロジェクトの終焉の頃に、AIは冬の時代に入ったと言われる。しかし、1997年にIBMのチェスプログラム Deep Blue がチェスのチャンピオンのカスパロフを2勝1敗3引き分けで破り、初めて人工知能システムが人間の専門家に追いついたとして注目された。Deep Blue は対局の各場面で並列コンピュータを使って14手先までのゲーム木を作成し、その中で最適手を選択するという伝統的な探索技術を利用していた。チェスの各場面では平均して選択できる手数は35通りであるとされているので14手先では $35^{14} = 4.1 \times 10^{22}$ という数の盤面を評価することになる。この手法はチェスでは人間の専門家を破るまでの知能を実現できたが、囲碁ははるかに巨大なゲーム木となるため、そのままの探索手法ではなく確率的な探索技術が利用された。

1-3-3 2010年代のプロジェクト

IBMが開発した質問応答システム Watson は自然言語でなされた質問を理解し、回答を行うシステムである。Watsonは2011年に「ジョパディ」という3人のプレイヤーによる早押しクイズで2人の上級者と対戦し勝利を収めた。Watsonは100万冊の書籍に相当するテキストデータを読み込み、概念間の関係を機械学習することにより、連想機能を実現している。Watsonは様々な分野で利用され、東京大学医科学研究所からは血液の癌の治療において、患者から検出されたゲノムの突然変異と膨大な医学文献の突き合わせにより、適切な治療法が見つかったこ

とが報告されている。また、米国 ROSS Intelligence が Watson を用いて開発した法令の質問応答システムは 2016 年に米国の法律事務所に採用され、「人工知能 ROSS が弁護士事務所に就職」と報じられた。

Watson の次のプロジェクトとして IBM は 2018 年に人間とディベートを行うシステム Debator のデモを発表した。Debator は相手の発言を聞き、鍵となる主張を識別し、多くの文献を参照して反論を作り出す機能を持つ。

1-3-4 第 3 次 AI ブームと応用システム

2010 年代から始まった第 3 次 AI ブームは深層学習の技術によって生み出された（単なるブームではない、という声もある）。深層学習は多層のニューラルネットによる機械学習である。従来のニューラルネットでは局所最適解に陥ったり、勾配喪失によって学習効率が低下したりして多層の学習が困難であった。しかし、ヒントンらによる学習アルゴリズムの改良やハードウェア性能の向上により多層の学習が可能になり、更にインターネットから大量のデータを入手が可能になったことにより、AI の応用システムの研究を大きなブレイクスルーをもたらした。

その象徴的な例が Google DeepMind によって開発された囲碁プログラム AlphaGo である。AlphaGo は従来の囲碁プログラムと異なり、深層学習と強化学習により過去の膨大な棋譜から次の手を決めるモデルを獲得する。2016 年には世界最強の棋士の一人である韓国のイ・セドルに 4 勝 1 敗と勝ち越した。更に 2017 年には、過去の棋譜を必要とせず、自己対局のみで学習を行う AlphaZero が開発された。

深層学習が特に成果を上げている分野は、画像認識や音声認識など従来はパターン認識といわれている分野である。医療画像における異常部位の検出や、工場における部品識別をはじめとして、動画のリアルタイムの処理にも応用範囲が広がっている。その一つとして、自動車の自動運転がある。自動車の運転は、環境の認識を行い、運転の意思決定を行い、実際に運転制御を行う必要があるが、そのうち深層学習は環境の認識部分で有効である。環境の認識は、様々なセンサから得られた信号から瞬時に行う必要があり、深層学習以外の方法では対応が困難である。また、深層学習が有望な分野として人間との非言語情報を用いたコミュニケーション分野がある。これは対話の最中の相手の声や身振りや出現単語の特徴を観測することによって、相手の感情や落ち着きや説得力や会話場の雰囲気などを推測するものである。

深層学習が効果を上げているもう一つの分野は自然言語処理である。評判分析や自動要約や機械翻訳を行うための有効な特徴量組合せを行う表現学習や文生成のモデルの研究が進み、これらの言語タスクの精度を高めている。自然言語の意味理解と生成の統合として、2018 年に Google は人間と同じように店舗に電話をかけ、レストランや美容院などの予約を行う AI アシスタントシステム Google Duplex のデモを行った。その対話の品質の高さから、AI アシスタントが相手に自分が人間だと誤解させて対話させることの危険性を指摘する声もあった。

このほかに深層学習は、製造業、医療、健康、介護、農業、防犯、防災、教育、商取引、金融、物流、交通など、大量のデータが取得できる幅広い分野で実用的なシステムが開発されてきており、産業界に大きな変革をもたらしている。しかし、深層学習だけでは解決できないクラスの問題もまだ多く、また深層学習では出力に対する説明機能が弱いという問題点や大量のデータが必要であるという問題点もある。

■参考文献

- 1) 情報処理推進機構(編):“AI 白書～企業を変える AI 世界と日本の選択,” 角川アスキー総合研究所, 2018.
- 2) 人工知能学会(編):“人工知能学大事典,” 共立出版, 2017.