3-1　AIの歴史と応用分野

東京大学 数理・情報教育研究センター
2021年4月1日
2024年5月1日改訂

概要

- 人工知能研究の始まりから現在に至るまでの歴史を理解する.
- 人工知能に関する諸問題とそれらの議論について理解する.
- 人間の知的活動に関わる人工知能技術の活用について理解する.
- 機械学習・深層学習を中心とした現在の人工知能技術の開発ツールについて理解する.

本教材の目次

1. 人工知能の歴史

人工知能の始まり

- **人工知能**は，人間の知能を機械（人工物）で実現すること，またはそれを通して知能の働きを解明することを目的とした研究分野です．
- 「人工知能」という用語は1956年のダートマス会議（人工知能に関する研究集会）で初めて使われました．
- ダートマス会議には，ジョン・マッカーシー，マービン・ミンスキー，クロード・シャノン，ナサニエル・ロチェスターなどの研究者が参加し，人間のように思考し知的能力を発揮するコンピュータの研究について議論がなされました．

人工知能の始まり

- ダートマス会議が開催された当時は，アラン・チューリングが計算原理の基礎であるチューリングマシンを考案し，フォン・ノイマンがプログラム内蔵のコンピュータの基本形を創案するなどして，コンピュータが実現した時代でもありました.

- このような背景のもとで，ダートマス会議では，人間の知能をコンピュータで実現することを目的に，探索と問題解決，学習，ニューラルネットワーク，自然言語処理，抽象概念と推論，創造性，など現在の人工知能にもつながる項目が議題となりました.

- ダートマス会議の後に，参加者らによって，MITに人工知能研究所，スタンフォード大学に人工知能研究室，またカーネギーメロン大学がそれぞれ設立され，これらは現在に至るまで人工知能研究の中心的な研究機関となっています.

探索の時代

- 当初の人工知能研究は閉じた世界（限られたドメイン）における定義が明確な研究が主な対象でした．
  - 例えば，
    - 数学の定理証明を行うシステムであるLogic Theorist [Newell 56]
    - 定理証明に留まらず幾何学問題・パズルやゲームに適用可能な汎用的な問題解決機構を備えた一般問題解決器（General Problem Solver (GPS)［Newell 59］など

- 一般問題解決器では，初期状態（スタート），目標状態（ゴール），（状態を変換する）オペレータが与えられ，初期状態から目標状態へ変化する経路（オペレータの系列）を求めることが問題を解決することになります．
  - 初期状態から目標状態に至る問題解決の経路は一般に「**探索**」によって求めることになります．
  - 一般に探索の状態空間は指数的に増大してしまう（組み合わせ爆発）ので道筋を効率的に探索することが重要になります．

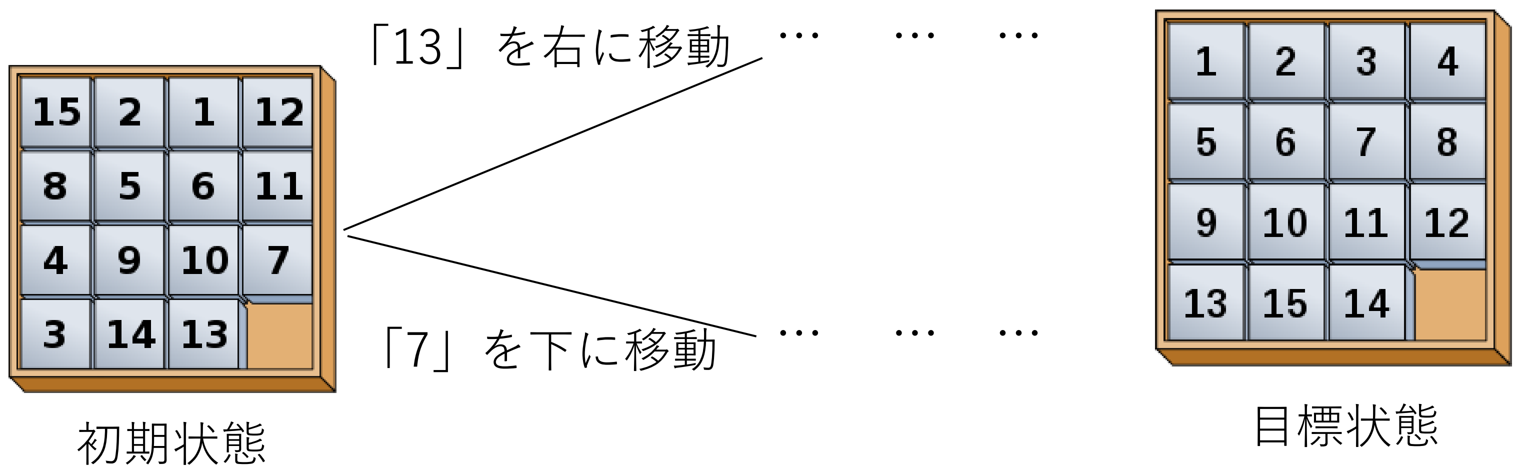
[Newell 56] A. Newell and H. Simon, The logic theory machine--A complex information processing system, 1956
[Newell 59] A. Newell, J.C. Shaw and H.A. Simon, Report on a general problem-solving program, 1959

探索の時代

- 問題解決において状態をノード，オペレータによる状態の変換（継続状態）をリンクで表すと，状態空間の探索は初期状態を表すノードを根とし，目標状態を表すノードを葉とする「木」の探索となります．

「15パズル」における探索の例

https://en.wikipedia.org/wiki/15_puzzle



探索の時代

- 初期状態から目標状態に至る問題解決の経路を探索することは，計画立案（プランニング）と呼ばれます．
  - 例として，スタンフォード大学で開発されたSTRIPS [Fikes 71] など

部屋Aにいるものが部屋Cの箱を使って部屋Bのバナナをとるためのプランニング問題の例

https://en.wikipedia.org/wiki/Stanford_Research_Institute_Problem_Solver

初期状態と目標状態

```
Initial state: At(A), Level(low), BoxAt(C), BananasAt(B)
Goal state:    Have(Bananas)
```

オペレータ

```
Actions:
        // move from X to Y
        _Move(X, Y)_
        Preconditions:  At(X), Level(low)
        Postconditions: not At(X), At(Y)

        // climb up on the box
        _ClimbUp(Location)_
        Preconditions:  At(Location), BoxAt(Location), Level(low)
        Postconditions: Level(high), not Level(low)

        // climb down from the box
        _ClimbDown(Location)_
        Preconditions:  At(Location), BoxAt(Location), Level(high)
        Postconditions: Level(low), not Level(high)

        // move monkey and box from X to Y
        _MoveBox(X, Y)_
        Preconditions:  At(X), BoxAt(X), Level(low)
        Postconditions: BoxAt(Y), not BoxAt(X), At(Y), not At(X)

        // take the bananas
        _TakeBananas(Location)_
        Preconditions:  At(Location), BananasAt(Location), Level(high)
        Postconditions: Have(bananas)
```

- プランニングにおいて状態は世界モデルと呼ばれる述語表現で記述され，現在の状態から目標状態へ変換するためのオペレータの系列を生成します．
  - 対象の環境が複雑になると，プランニングの状態探索空間は爆発的に増加するため，非常に多くの計算が必要になります．

[Fikes 71] R. Fikes and N. Nilsson, STRIPS: a new approach to the application of theorem proving to problem solving, 1971

知識と推論の時代

- 閉じた世界の問題を対象とした探索・プランニングは**トイプロブレム**（おもちゃのような問題）を解いているにすぎず，人工知能に期待された当初の成果が得られないことから，研究助成が大幅に削減されるようになりました．その中で，1960年代後半から1970年代にかけては徐々に現実の問題に対する人工知能の適用が始まりました．

- 現実の問題を解決するため，人間の知識を単純なルールやより複雑な表現（例えばフレーム[Minsky 74]）などで表現し，システムで活用することが研究されるようになりました．

- 特に，特定の分野（例えば医療や化学）において専門家のように知識（と推論）を元に複雑な問題を解決するシステムである**エキスパートシステム**が開発されました．

[Minsky 74] M. Minsky, A Framework for Representing Knowledge. Technical Report. Massachusetts Institute of Technology, 1974

知識と推論の時代

- エキスパートシステムの例
  - 有機化合物構造の推定を行うDendral [Buchanan 68]
  - 血液感染症への抗生物質投与を助言するMYCIN [Shortliffe 76]

```
RULE035

PREMISE:  ($AND (SAME CNTXT GRAM GRAMNEG)
                (SAME CNTXT MORPH ROD)
                (SAME CNTXT AIR ANAEROBIC))
ACTION:   (CONCLUDE CNTXT IDENTITY BACTEROIDES TALLY .6)

IF:   1) The gram stain of the organism is gramneg, and
      2) The morphology of the organism is rod, and
      3) The aerobicity of the organism is anaerobic
THEN:  There is suggestive evidence (.6) that the identity
       of the organism is bacteroides
```

MYCINのルールの例 [Buchanan 84]

[Buchanan 68] B. Buchanan, E.A. Feigenbaum and J. Lederberg, Heuristic DENDRAL: A program for generating explanatory hypotheses in organic chemistry, 1968
[Shortliffe 76] E.H. Shortliffe, Computer-Based Medical Consultations: MYCIN, 1976
[Buchanan 84] B. Buchanan and E. Shortliffe, Rule-Based Expert Systems, 1984

知識と推論の時代

- 知識ベースシステムとしてのエキスパートシステムにより，多量の知識を集積して活用することの有用性が認識されました．知識を効果的に操作し活用するための知識表現と**推論**に関する研究が行われるようになりました．

- （人間のように）柔軟な知的処理をコンピュータに行わせるためのデータ構造と（実行可能な）手続きの組み合わせである知識表現にはルール（プロダクションシステム）[Newell 72]，意味ネットワーク[Quillian 68]，フレーム[Minsky 74]などがあります．
  - 例えば，プロダクションシステムではルールを前向き（または後ろ向き）にたどることで推論が行われます．

- 前提となる事実を元に結論を導く推論の中でも，演繹推論では正しいことが保証されている規則を適用していくことで推論を行います．
  - 演繹推論を厳密に行うには推論のための規則を記述する必要があり，そのために論理式が必要になります．
  - 論理式が定まるとそれに対する推論規則を定義することができます．

[Newell 72] A. Newell and H.A. Simon, Human problem solving, 1972
[Quillian 68] M.R. Quillian, Semantic memory. Semantic information processing, 1968
[Minsky 74] M. Minsky, A Framework for Representing Knowledge. Technical Report. Massachusetts Institute of Technology, 1974

知識と推論の時代

- 論理（特に述語論理）は，その形式的体系に関する健全性・完全性から，人工知能研究においても知識表現として使われていました [McCarthy 60].
- 論理は，1965年に提案された融合原理 [Robinson 65]による論理と推論法（三段論法をより一般化したもの）の提案により，厳密に形式化された知識表現および推論法として，人工知能における知識処理の基盤となりました.
- 1970年代初めには，述語論理式のサブセットであるホーン節を用いて融合原理に基づく推論を行う論理プログラミング言語 であるProlog [Kowalski 74]が開発されました.
- 日本国内においても，論理プログラミングを元に知識処理用の並列コンピュータと基盤的ソフトウェアを開発する第五世代コンピュータ計画が1982年に開始されました.

[McCarthy 60] J. McCarthy, Programs with common sense, 1960
[Robinson 65] J. Alan Robinson, A Machine-Oriented Logic Based on the Resolution Principle, 1965.
[Kowalski 74] R. Kowalski, Predicate Logic as Programming Language, 1974

知識と推論の時代

- 実世界において人間は必ずしも完全な情報のもとで演繹推論のみを行なっているわけではなく，不完全な状況下においても「常識」に基づいた合理的な推論を行なっています．
  - 演繹推論に必要な条件列挙の問題はqualification problem（条件付与問題）と呼ばれています．関連するものにフレーム問題（後述）があります．

- 知識ベースシステムが人間のようなより柔軟な知的処理を行うためには，広い範囲に及ぶ常識が必要ということが認識されてきました．

- 1980年代には，不完全な状況下における常識に基づいた人間の合理的な推論を定式化するため非単調推論が提案されました．

- また，常識を含む大規模な知識ベースを構築するCycプロジェクトが実施されました．

知識と推論の時代

- 常識は暗黙的であり明文化されていないのに対して，専門家の知識は明示的かつ体系化されており，集積された領域依存の知識（ドメイン知識）を利用したエキスパートシステムは1980年代にさまざまな産業分野で実用化されるに至りました.
    - 例えば，DEC社の機器構成システムやGE社の故障診断・修理システム

- しかし，実社会での運用が進むにつれて，知識獲得の難しさ，集積した知識の保守・管理の難しさ，知識の共有や再利用性，知識の領域依存性，などの問題が指摘されるようになりました.

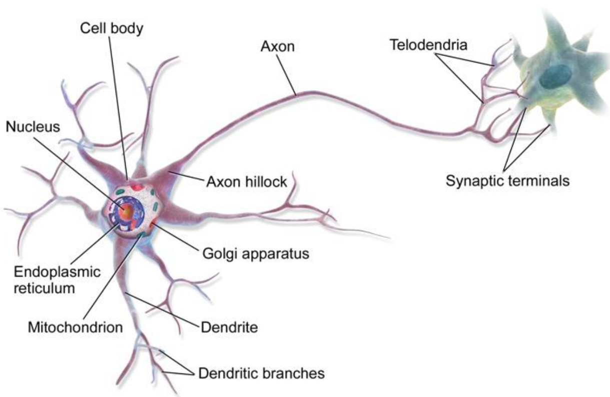
- 次第に，（言語理解，常識推論，ロボットなどの画期的な成果への過剰な期待に反して）より汎用的な人工知能への期待は薄まり，人工知能研究への助成金は大幅に削減されることになり，90年代は人工知能研究において冬の時代となっていきました.

コネクショニズム

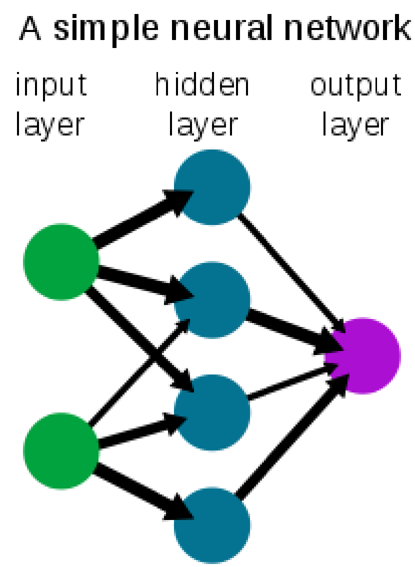
- 記号や論理などによって人工知能を実現しようとする記号的アプローチのほかに，人間の脳，特に神経回路網，の情報処理方式に着目した非記号的アプローチによる人工知能の研究も行われてきました.
- 神経細胞をモデル化したニューロン（またはユニット）からなる人工ニューラルネットワークを構築して脳の情報処理を模擬しようとするこのアプローチはコネクショニズム（コネクショニストアプローチ）とも呼ばれます.
  - 記号や論理による知識の明示的な表現に基づく記号的アプローチに対して，コネクショニズムはニューロンとそのネットワークによってモデル化される知識の分散的な表現に着目します.
  - コネクショニズムでは，ニューロン群の興奮パターンを心的表象と考え，それを次のニューロン群に伝えて変形する過程が心的表象の変形過程であると考えます.

コネクショニズム

- ニューラルネットワークにはニューロンの結合方式によっていくつかの構造が考えられます.
- 中でもニューロンがいくつかの層に分かれており，層の間が入力層から出力層に向かう方向に結合されている階層的ネットワークは，ニューラルネットワークの基本的な構造の1つです.
  - 入出力層以外の層は，中間層あるいは隠れ層と呼ばれます.



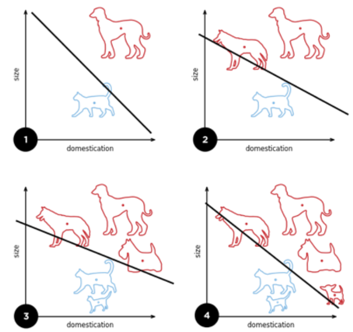
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Blausen_0657_MultipolarNeuron.png



https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neural_network_example.svg

コネクショニズム

- 1958年にローゼンブラットは入力層と出力層からなる単純なニューラルネットワークであるパーセプトロンとその学習アルゴリズムを提案しました [Rosenblatt 58] .
    - 入力の空間において対象を線形識別する単純なパターン認識器



https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Perceptron_example.svg

- 1962年にはパーセプトロンの学習の収束定理が証明されました [Block 62][Novikoff 62].

- しかし，ミンスキーとパパートによってパーセプトロンは線形識別可能な問題しか解くことができないことが指摘され [Minsky and Papert 69]，ニューラルネットワークの研究は一時衰退することになります.

[Rosenblatt 58] F. Rosenblatt, The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, 1958
[Novikoff 62] A.B. Novikoff, On convergence proofs on perceptrons. Symposium on the Mathematical Theory of Automata, 1962
[Minsky and Papert 69] M. Minsky and S. Papert, Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry, 1969

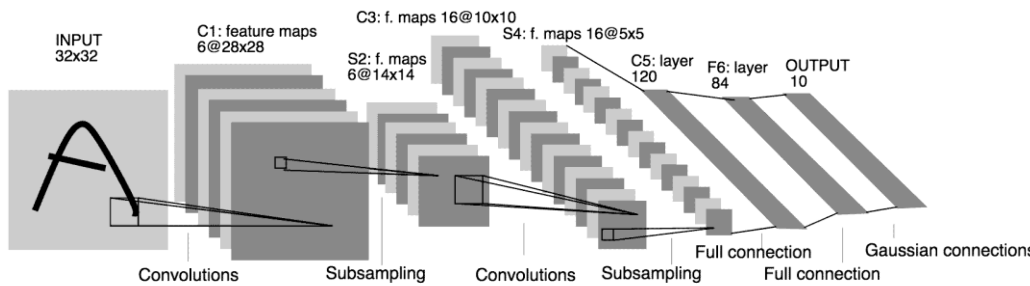
コネクショニズム

- 1980年代になるとニューラルネットワークを多層にした多層ニューラルネットワークなど，より一般的なニューラルネットワークの可能性が示されるようになってきました．
    - 1982年にホップフィールドは相互結合ネットワークを用いた連想記憶を提案しました [Hopfield 82]
    - 1986年にはラメルハートらによってニューラルネットワークの学習アルゴリズムである誤差逆伝播学習法が提案されました [Rumelhart 86]
    - 誤差逆伝播学習法の考え方は甘利によっても提案されていました [Amari 67]

[Hopfield 82] J. Hopfield, Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, 1982
[Rumelhart 86] D.E. Rumelhart and G.E. Hinton, R.J. Williams, Learning representations by back-propagating errors, 1986
[Amari 67] S. Amari, A Theory of Adaptive Pattern Classifiers, 1967

コネクショニズム

- ニューラルネットワークは画像認識などに応用され，1989年には LeNetと呼ばれる畳み込みニューラルネットワークによる手書き文字の認識をルカンが提案しました．



LeNetのアーキテクチャー [LeCun 89]

  - 畳み込みニューラルネットワークは視覚神経生理学における視覚情報の処理が元になっています[Hubel and Wiesel 1962]

  - 畳み込みニューラルネットワークの考え方は福島らによってもネオコグニトロンとして提案されていました [Fukushima and Miyake 82]

[LeCun 89] Y. LeCun, et al., Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, 1989
[Hubel and Wiesel 62] D.H. Hubel andn T.N. Wiesel, Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex, 1962
[Fukushima and Miyake 82] K. Fukushima and S. Miyake, Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition, 1982

コネクショニズム

- しかし，多層ニューラルネットワークを学習するには当時のコンピュータの能力では限界があったこと，また層の数が増えるほど誤差逆伝播学習に必要な「勾配」が消失するという勾配消失といった課題やニューラルネットワークの初期の重み（パラメータ）の決定の課題がありました.

- 2000年代になるとヒントンやベンジオなどニューラルネットワークの研究を継続してきた研究者らによって深い多層（深層）のニューラルネットワークを学習するための手法が提案されるようになりました [Hinton and Salakhutdinov 06] [Hinton 06] [Bengio 07].

- 以降，コンピュータの計算能力の大幅向上，データの爆発的増加と相まって深層のニューラルネットワークに関する研究は深層学習として一気に進展します.

[Hinton and Salakhutdinov 06] G.E. Hinton and R.R. Salakhutdinov, Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, 2006
[Hinton 06] G.E. Hinton, S. Osindero, and Y.W. Teh, A fast learning algorithm for deep belief nets, 2006
[Bengio 07] Y. Bengio, et al., Greedy layer-wise training of deep networks, 2007

人工知能の諸分野

- 人工知能の研究においてはこの他に様々な研究分野が発展しました.
  - 知識の不確実性を扱うためのベイジアンネットワーク
  - 曖昧な対象を定量的に扱うためのファジィ論理と推論
  - 生物の進化を模倣した進化論的計算手法である遺伝的アルゴリズムや遺伝的プログラミング
  - 生命のような複雑現象のモデル化を目指す人工生命や複雑系
  - サイバー空間における自律的かつ知的機能を備えソフトウェアであるエージェント
  - 複数の自律エージェントの相互作用を研究するマルチエージェントやエージェントを用いたシミュレーション

- 人工知能研究の諸分野は人工知能学会が公開しているAIマップにおいてさまざまな観点から俯瞰的により詳細にまとめられています.
  - https://www.ai-gakkai.or.jp/aimap/

データの時代

- 1990年代以降インターネットの普及に伴い，ウェブ上に膨大な情報（画像・音声などのメディア情報も含む）や知識が蓄積されるようになってきました．また，1990年代から2000年代にかけてはコンピュータの計算能力も著しく向上しました．
  - 1997年にはチェスプログラムのディープブルーが人間のチェスチャンピオンに勝利しました．

https://cdn.britannica.com/s:690x388,c:crop/62/71262-050-25BFC8AB/Garry-Kasparov-Deep-Blue-IBM-computer.jpg

  - 2011年には質問応答システムのWatsonが人間のクイズチャンピオンに勝利しました．

https://en.wikipedia.org/wiki/File:Watson_Jeopardy.jpg

データの時代

- 膨大なデータとコンピュータの計算能力の向上はそれまで研究がなされてきた深層学習（ディープラーニング）のアルゴリズムと相まって人工知能研究に大きなブレークスルーをもたらしました.
  - 2012年には画像認識のタスクにおいて深層学習（ディープラーニング）の手法である畳み込みニューラルネットワークがそれまでの従来手法の精度を大きく更新しました [Krizhevsky 12].

    https://image-net.org/challenges/LSVRC/

  - 2016年には深層学習を応用（モンテカルロ木探索と深層強化学習を応用）した囲碁プログラムのAlphaGoが世界のトップレベルのプロ囲碁棋士に勝利しました [Silver et al. 16].

    https://deepmind.com/blog/article/alphago-zero-starting-scratch

[Krizhevsky 12] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, ImageNet classification with deep convolutional neural networks, 2012
[Silver et al. 16] D. Silver, et al., Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, 2016

2. 人工知能に関する議論

チューリングテスト

- 機械が人のように思考する知能を持つことをどのように判断すればよいかについてチューリングテスト[Turing 50]が提案されています．
- チューリングテストではイミテーションゲームと呼ばれる以下のようなゲームを通して知能を持つことの判定が行われます．
  - 一方の部屋に人間を模倣するコンピュータ，他方の部屋に人間がいる．質問者はそれぞれの部屋へ種々の質問を（電子的なチャットなどを介して）行う．この時，質問者がどちらが人間でどちらがコンピュータかを十分に判定できない（コンピュータが質問者の判断を誤らせるような応答をする）時，コンピュータは思考することができるとみなす．
- チューリングテストでは外から客観的に観察できる行動から知能を判断するという行動主義の立場をとっています．

[Turing 50] A. Turing, Computing Machinery and Intelligence, 1950

強いAIと弱いAI

- 記号や論理，明示的な知識の記述などによって人工知能を実現しようとする記号的アプローチは，記号（言語）のような表象を操作することによって人のように思考や認知する知能を実現しようとしました．

- このようなアプローチ（古典的人工知能とも呼ばれる）に対して，サールは，記号の形式的操作（統語論的操作）だけでは意味の理解を伴わない，人間の心は意味の理解（意味論）を持つものだ，と主張し，人のような知能の実現は不可能であると論じました [Searle 80].

- サールが主張するような人のように意味を理解する心を持った人工知能を**強いAI**と呼びます．一方，人間の知能を模倣した道具としての人工知能を**弱いAI**と呼びます．
  - 近年，「強いAI」はサールが本来主張した概念とは別に，**汎用人工知能**の意味合いで使われることもあります．「弱いAI」は特的の領域に特化した人工知能（**特化型人工知能**）として使われることもあります．

[Searle 80] J. Searle, Minds, Brains and Programs, 1980

中国語の部屋

- サールは，記号の形式的操作による知能の実現に対する反証として以下のような中国語の部屋と呼ばれる思考実験を提案しました．
  - 中国語はわからない英語話者が部屋の中にいる．この人は，中国語の質問応答に関する膨大なルールが記された英語のマニュアルを持っている．この部屋に，中国語で書かれた質問が部屋の外から入れられた時，部屋の中の人は，マニュアルに書かれたルールに従って質問に対して返事をする．このようにして，この人は中国語のチューリングテストをパスする（部屋の外からは部屋の中の人は中国語を理解しているように見える）が，実際は（漢字の記号列を形式的に操作しているだけであって）中国語を理解しているわけではなく，それは知能とは呼べない．

- 中国語の部屋の思考実験は，記号の形式操作（統語論的操作）だけでは人の心にとって本質的な意味の理解（意味論）は生じず，強い人工知能は不可能であるというサールの主張を示しています．

身体性

- 記号の形式的操作によって知能を実現しようとする記号的アプローチの人工知能に対して，ドレイファスは人の「身体」の重要性を見落としていると批判しました [Dreyfus 72] .
- ドレイファスは，状況を判断する直感や常識などの人の思考は文脈や関係性の理解に基づいており，これらは人が環境（何らかの状況）に埋め込まれること，つまり対象世界との身体的な交わりによって可能になると主張しました.
- ドレイファスが記号的アプローチの人工知能への批判として主張した「身体性」の考え方は，ギブソン のアフォーダンス [Gibson 79] ，ブルックスの包摂アーキテクチャー [Brooks 86]，ファイファーの身体的認知科学 [Pfeifer and Scheier 01]などの研究を通して現在に至るまで人工知能の諸分野へ影響を与えてきています.

[Dreyfus 72] H. Dreyfus, What Computers Can't Do, 1972
[Gibson 79] J.J. Gibson, The Ecological Approach to Visual Perception, 1979
[Brooks 86] R. Brooks, A robust layered control system for a mobile robot, 1986
[Pfeifer and Scheier 01] R. Pfeifer and C. Scheier, Understanding Intelligence, 2001

フレーム問題

- 記号的アプローチでは，対象世界の状態を記号（論理）で記述して操作する際，行動によって状態の変化（変わるものと変わらないもの）を記述する必要があり，その記述は対象世界が複雑であるほど膨大となります [McCarthy 69].
- この問題をより一般化すると，人間にとっては自明であるようなことも機械（コンピュータ）ではすべて記述しなければならず，また人間は状況に応じて適切な情報を取捨選択できますが，機械（コンピュータ）は起こりうるすべての事柄を推論しなければならず，その計算は現実的に不可能であるという**フレーム問題**になります [Dennett 84].
- フレーム問題を解決するには，人工知能が対象世界に関する適切なモデル（世界モデル）を構築する必要があります.

[McCarthy 69] J. McCarthy, Some philosophical problems from the standpoint of artificial intelligence, 1969
[Dennett 84] D. Dennett, Cognitive Wheels: The Frame Problem of AI, 1984

フレーム問題

フレーム問題の例

“洞窟の中にロボットを動かすバッテリーがあり，その上に時限爆弾が仕掛けられている．このままでは爆弾が爆発してバッテリーが破壊され，ロボットはバッテリー交換ができなくなってしまうので，洞窟の中からバッテリーを取り出してこなくてはならない．ロボットは，「洞窟からバッテリーを取り出してくること」を指示された．

最初のロボットは，バッテリーを運ぶと爆弾も一緒に運び出してしまうことに気づかなかったため、洞窟から出た後に爆弾が爆発してしまった。

次に，目的を遂行するにあたって副次的に発生する事項も考慮するロボットは，洞窟に入ってバッテリーの前に来たところで動作しなくなってしまった。副次的に発生し得るあらゆる事項を考え始めてしまい、無限に思考し続けてしまったからである。

次に，目的を遂行するにあたって無関係な事項は考慮しないように改良したロボットは，洞窟に入る前に動作しなくなった．ロボットは洞窟に入る前に，目的と無関係な事項を全て洗い出そうとして，無限に思考し続けてしまった．これは，目的と無関係な事項というのも無限にあるため，それら全てを考慮するには無限の計算時間を必要とするからである．”

https://ja.wikipedia.org/wiki/フレーム問題
の「フレーム問題の例」より改変

記号接地問題

- 記号とそれが指し示す対象がどのように結びつくか，特に機械（コンピュータ）において記号が指し示すものをどのように認識すればよいかという問題を**記号接地（シンボルグラウンディング）問題** [Harnad 90]と呼びます.
  - 記号と指示対象が結びついていなければ，サールが主張するようにそれは単に記号を形式的に操作しているにすぎず意味を理解していることになりません.

- この問題に対して，身体性による知能の研究では，機械（コンピューター）が身体（代替としてのセンサーとアクチュエータ）を持ち対象世界（環境）と相互作用を行うことで（実世界における対象と結びついた）記号が創発されると考えます.

- いずれにせよ，記号接地問題を解決するには人工知能が対象世界の意味を伴った表象を獲得する必要があります.

[Harnad 90] S. Harnad, Symbol-grounding problem, 1990

シンギュラリティと汎用人工知能

- カーツワイルは「シンギュラリティ（特異点）」を技術的変化の速度が急速に速まり，世界がそれまでとはまったく異なる世界に変化することになる未来のある時期という意味で用い，その時期を2045年と予測しました [Kurzweil 05].
  - シンギュラリティの考え方の背景には，グッドが提案した「知能の爆発」があります [Good 66].
    - “人間の知能を超えた超知能を持った機械が生まれれば，超知能機械はよりすぐれた知能を生み出す．これにより人間の知能は機械に大きく引き離される．”

- 人間の知能に匹敵する汎用的な人工知能は**汎用人工知能**（AGI: Artificial General Intelligence）と呼ばれ，その判定の仕方や実現に関する議論が進められています．また，人間の知能を超えた超知能（Superintelligence）についても議論が起こっています．汎用人工知能の潜在的な危険性あるいはその短期的な実現の可能性については専門家の間でも現在様々な意見が交わされています．

[Kurzweil 05] R. Kurzweil, The Singularity is Near, 2005
[Good 66] I.J. Good, Speculations Concerning the First Ultraintelligent Machine, 1966

3. 人間の知的活動と人工知能技術

人間の知的活動と人工知能技術

- 機械による**人間の知的活動**の実現あるいはその支援を目的として人工知能研究では以下のような諸分野で研究が行われ，さまざまな技術が現在開発されてきています.
  - 学習
    - 3-3，3-4 参照
  - 認識
    - 3-6 参照
  - 予測・判断
    - 3-7 参照
  - 言語・知識
    - 3-8 参照
  - 身体・運動
    - 3-9 参照
- 特に近年の深層学習技術の目覚ましい発展は，これらの諸分野にも大きな影響をもたらし，さまざまな技術革新につながっています.
  - 生成AIの基礎と展望
    - 3-5 参照

学習

- **機械学習**は，知識を獲得するという人間の高度な学習能力を明らかにし，学習能力を持つ人工知能を実現することを目的としています．深層学習の技術も機械学習の分野に位置付けられます．
  - データに内在するパターンや構造を抽出することでデータから知識を獲得するデータマイニングの分野とも機械学習は関連しています．

- 事例に基づいて新たな知識を獲得する学習を帰納学習と呼びます．
  - 教師あり学習
    - 学習用データとして，入力の事例とそれに対応した正解となる出力のペアを用います．データを元にこれらの入力と出力の関係を表すパターンや構造を学習します．
  - 教師なし学習
    - 学習用データとして，入力の事例の集合のみを用います．事例をグループに分けるなど，データに内在するパターンや構造を学習します．

学習

- 現在の機械学習は，確率・統計的な手法に基づくデータからの学習（統計的機械学習）のアプローチが主流となっています.
  - 統計的機械学習では，知識は関数（パラメータを含む）や確率分布によって表されます．そのため，パラメータの最適化や事後分布の計算を行うことが学習となります.
- 統計的機械学習の代表的な手法として1990年代に提案されたサポートベクトルマシンはさまざまな分野で応用されました.
- 深層学習が現在のように機械学習分野で発展する以前では，例えばサポートベクトルマシンのような手法と人手で設計された特徴と組み合わせることでタスクを解くことが行なわれていました.
- 深層学習では，多層のニューラルネットワークによって階層的な高次の特徴を自動で抽出（表現学習）しており，これらの特徴がタスクを解くのに有用な特徴の表現となっています.

認識

- パターン情報処理は，センサなどの入力から対象のパターンを**認識**・理解することを目的とします．認識は学習による対象のパターンや構造の学習に基づいています．

- パターン認識には画像認識や音声認識が含まれます．
  - 画像認識には，対象シーンの構成物やその状態を記述するシーン理解，シーンの構成物の認識を行う物体認識，などがあります．また，画像認識の技術は手書き文字の認識や人物の認識（表情認識，姿勢推定，行動認識など）にも応用されます．
  - 音声認識には，音声から文字列への変換，音声理解（発話の意図や意味表現の理解），などがあります．また，音声認識の技術は音声による入力を受け付け応答を行う音声対話や，音声を人工的に生成する音声合成（テキストから音声への変換など）にも応用されます．
    - このほか，パターン認識の技術は，動画像データの検索・編集・要約，コンピュータグラフィックス， 3次元モデリング，仮想現実感（バーチャルリアリティ），医用画像処理，音声対話システム，音声翻訳，などに幅広く活用されています．

認識

- 深層学習は，パターン認識において飛躍的な認識率の向上をもたらしました．
  - 2012年には画像認識（写真の物体カテゴリ認識）のタスクにおいて深層学習の手法である畳み込みニューラルネットワークが従来手法の精度を大きく更新しました [Krizhevsky 12] .
  - 深層学習による画像認識はこのほかにもさまざま応用がなされています．
    - 画像内の物体の位置・領域を含め認識する物体検出
    - 画像の画素単位で物体の領域を含め認識するセマンティックセグメンテーション
    - 顔検出や顔画像認識による個人識別・認証
    - 人の体の向きや姿勢を認識する姿勢推定
  - 深層学習は音声認識や信号処理などさまざまなメディア・センサー情報の処理にも応用されています．

[Krizhevsky 12] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, ImageNet classification with deep convolutional neural networks, 2012

予測・判断

- データから学習を行った機械学習のモデル（一般には関数や確率分布）を学習済みモデルと呼びます．学習済みモデルにはデータに内在するパターンや構造が関数や確率分布として反映されています．

- 学習済みモデルを用いて新たなデータに対してモデルの出力を得る（**予測**する）ことを推論と呼びます．
  - モデルは出力によって回帰または分類に分けられます．
    - 連続値の場合：回帰
      - 入力に対する予測結果として数値を出力
    - 離散値の場合：分類
      - 入力に対する予測結果としてカテゴリ（クラスと呼びます）を出力（出力の確からしさ（確率）を予測する場合もあります）
        - クラスが2つの場合は2クラス分類と呼び，入力に対して判定・識別を行うことになります．
        - クラスが複数の場合は多クラス分類と呼びます．

予測・判断

- 学習と予測あるいは認識は実社会の様々な問題解決に応用することができます.
  - 将来の状態を数値や確率として予測
    - 需要，消費，価格，混雑，遅延，気象，マーケット，診断 など
  - 状態を数値やカテゴリとして推定
    - 機器・設備・インフラ，乗り物，商品，食品・作物，動物，患者 など
  - 動画像・音声情報から対象を認識
    - 一般物体，文字，表情，顔，姿勢，行動，音声 など
  - センサー情報から対象を認識
    - 故障診断，自動運転，観測，認証，人流，防犯，介護・見守り など

言語・知識

- **自然言語処理**はコンピュータによる言語理解を目的としています.

- 自然言語処理の技術は現在，以下のような様々な領域において活用されています.
  - 情報検索，情報抽出，文書自動分類，文書自動要約，機械翻訳，質問応答システム，対話システム，ソーシャルメディア分析 など

- 自然言語処理は以下のような処理を含みます.
  - 形態素解析，構文解析，格解析，照応解析，談話構造解析

  これらの処理は近年大規模なデータと機械学習技術に基づいて行われます.

- 自然言語処理では，概念や概念間の関係性を整理したシソーラス・オントロジー，常識的知識を整理した知識ベースなどの資源を構築し，それらを処理に活用することも行われます.

言語・知識

- 自然言語処理において，対象言語の性質をよく説明できるようなモデルを言語モデルと呼びます.
- 特に確率的な言語モデルではコーパス（言語の統計データ）を元に言語モデルを学習し，文字あるいは単語列に対して確率を与えることでその言語らしさを推定することができます.
    - 単語列の場合は文や文書，文字列の場合は単語，について，対象言語においてより自然なものに高い確率を与えます.
- 単純な確率的言語モデルとしてnグラムモデルがあります.
    - nグラムモデルでは単語列の各単語は直前の$n-1$語に依存して現れるとしてコーパスにおける頻度情報を元に単語の生起確率を計算します.

言語・知識

- ニューラル言語モデルでは単語列を時系列とみなし，単語を分散表現として表し，時系列上で単語を予測することで言語モデルを学習します．
  - この時，単語の分散表現はニューラルネットワークのパラメータを学習することで獲得されます（表現学習）．
  - 分散表現の学習によって，言語表現（その背後にある情報）を低次元のベクトルとして表すことができます．
  - 単語のほか，句，文，段落，文書レベルの分散表現の学習も可能です．

- さらにモデルの構造として自己ループを導入した再帰的なニューラルネットワーク（RNN）を用いることで，例えば機械翻訳や自然言語生成などへ応用される言語モデルとなりました．

- 単語（あるいは文）の分散表現，再帰的なニューラルネットワークを用いたニューラル言語モデルは現在さまざまな自然言語処理のタスクにおいて活用されています．

身体・運動

- 実世界においてさまざまなタスクを遂行する**ロボット**は主に以下の要素から成る制御アーキテクチャ*に基づきます.
  - 感覚と認識
    - 環境をセンサ（視覚，触覚，力覚）により知覚し認識
      - 視覚（ロボットビジョン）はパターン認識とも関連
  - 判断と立案
    - 環境をモデル化（環境の3次元情報などの構造）し，タスク（ナビゲーション，把持，操りなど）のプランニングと実行
  - 機構と制御
    - ロボットの身体を構成するアクチュエータ（モータなど，一般には与えられたエネルギーを運動エネルギーに変換する機器）により，実際にタスクを遂行
      - ロボットの身体は，アクチュエータで構成される関節と，関節を結ぶリンク構造からなることが多い

* このほかにも身体を持った環境との相互作用を通してタスクを遂行する行動規範型の制御アーキテクチャの研究もなされています.

身体・運動

- ロボットの行動計画立案においては，行動系列の学習手法である強化学習を適用し，行動獲得を行うことができます．
- 強化学習では，状態・行動の空間を設計することが重要となりますが，特に近年では強化学習と深層学習を組み合わせることによって，人手を用いることなく学習者自身が状態の表現を自律的に獲得できるようにする研究が進んでいます．
- 深層学習を用いたロボット行動の強化学習では，センサの入力からアクチュエータ（モータ）出力までをニューラルネットワークで構成し，タスクに応じた柔軟な内部表現を獲得しています．
- 深層学習により，マルチモーダル（視覚，聴覚などさまざまな感覚入力）の情報を用いたロボットの行動学習も可能になっています．

4. 人工知能技術の活用領域の広がり

人工知能技術の活用領域の広がり

人間の知的活動に関わる人工知能技術は近年の深層学習技術や生成AI技術の発展と相まって現在様々な分野で応用されています.

- **教育**
  - 学習支援，自動採点 など
- **芸術**
  - 文章・画像・音楽・映像の生成，インタラクティブアート など
- **流通**
  - 自動決済，マーケティング，需要予測・在庫管理，物流最適化 など
- **製造**
  - 品質検査，故障診断・検知，生産管理，作業自動化，設計支援 など
- **金融**
  - 資産運用，信用調査，不正検知，審査・査定 など
- **インフラ**
  - 異常検知，保守運用 など
- **公共**
  - 需要や混雑予測，問い合わせ対応，防犯・防災 など
- **ヘルスケア**
  - 創薬，画像診断，生活習慣病の予測・予防，介護・見守り など

5. 人工知能（機械学習）技術開発のためのクラウドサービス, ライブラリ，フレームワーク

人工知能（機械学習）技術開発のためのクラウドサービス

人工知能（機械学習）の**クラウドサービス**

- Google Cloud Platformにおける例
  - 生成AI
    - 基盤モデルや大規模言語モデルの利用，マルチモーダル会話型AIエージェントの構築，文書の要約 などが可能
  - ML（機械学習）とMLOps（機械学習と運用）
    - 機械学習モデルの作成，データサイエンスのワークフロー などが可能
  - Speech・Text・Language・Image・Video API
    - 自然言語処理，音声認識，音声変換，機械翻訳，画像認識，動画認識 などが可能
  - AIアシスタントと対話型AI
    - Chatbotの構築，コンタクト・コールセンターの支援などが可能
  - AIインフラストラクチャ
    - 大規模データからの学習に必要なGPUやTPUなどの計算機リソースを利用可能

人工知能（機械学習）技術開発のためのクラウドサービス

Google Cloud Platformと同様のクラウドサービスやAPIはこの他以下のサービスでも提供されています.

- Amazon, AWS AIサービス
- Microsoft, Azure AIサービス
- IBM, AIソリューション

人工知能（機械学習）技術開発のためのライブラリ・フレームワーク

- オープンソースの**機械学習ライブラリ・深層学習（ディープラーニング）フレームワーク**
  - scikit-learn
    - プログラミング言語Pythonの機械学習ライブラリ
  - PyTorch
    - プログラミング言語Pythonに対応した機械学習・深層学習ライブラリ
  - TensorFlow
    - プログラミング言語Python, C++, Javaなどに対応した機械学習・深層学習ライブラリ
    - より直感的にプログラミング可能な上位ライブラリとしてKerasがある

  - このほかの深層学習（ディープラーニング）フレームワークとして
    - JAX
    - MXNet
    - Deeplearning4j

    など