

01

人工知能とは

人工知能という言葉が初めて登場したのは、1956年に行われたダートマス会議です。この会議では、コンピュータに知的な情報処理をさせるため議論が交わされました。それから半世紀以上が経過した現在、人工知能はどう定義されているのでしょうか。

○ 定義のあいまいな人工知能

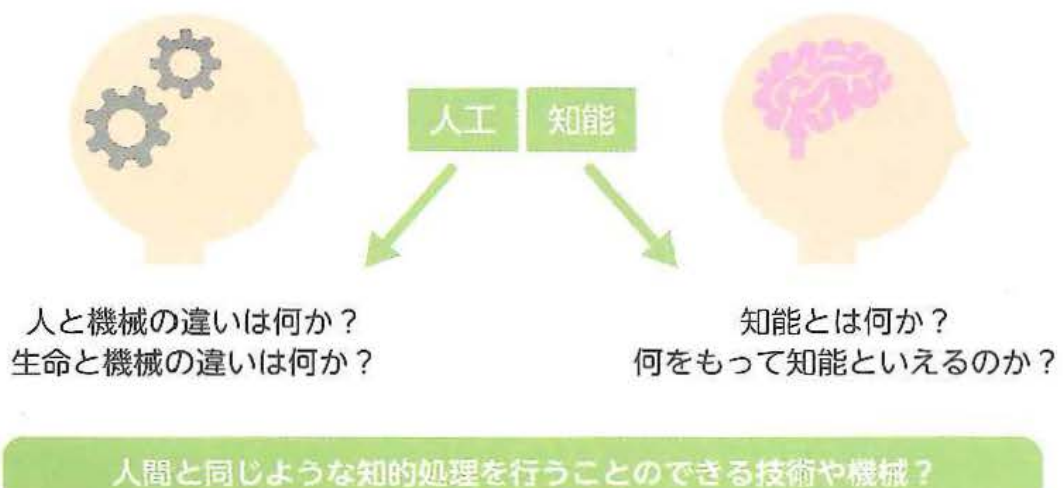
人工知能 (Artificial Intelligence) の定義は、かんたんではありません。

まず「人工」という言葉からは、人間と機械を分ける基準は何であるのか、という問いが生まれます。また「知能」という言葉には、何をもって知能といえるのか、という問いを投げかけることができるでしょう。これら2つの問いに答えられなければ、人工知能の定義はできないのです。

事実、第一線で活躍している研究者でさえさまざまな答えを出しており、具体的には定まっていらないのが現状です。

そのため、大まかに「**人間と同じような知的処理を行うことのできる技術や機械**」と定義付けたうえで、用途によってその都度、さまざまな用語を学んでいくのがよいでしょう。

■ 人工知能の定義



○ 人工知能の分類方法

人工知能の定義は困難ですが、いくつかに分類することは可能です。

そのうちの1つは、哲学者のジョン・サールによる「**強い人工知能**」と「**弱い人工知能**」という分類で、人工知能の認知的状態に着目しています。

強い人工知能とは、知能そのものを模倣することで、人間と同じような認知的状態を持った機械のことです。ドラえもんや鉄腕アトムといったマンガ作品のキャラクターを思い浮かべるとわかりやすいでしょう。圧倒的な計算能力によって機械が人間を超えてしまう、いわゆる「シンギュラリティ」をもたらすと言われているのも、強い人工知能です。

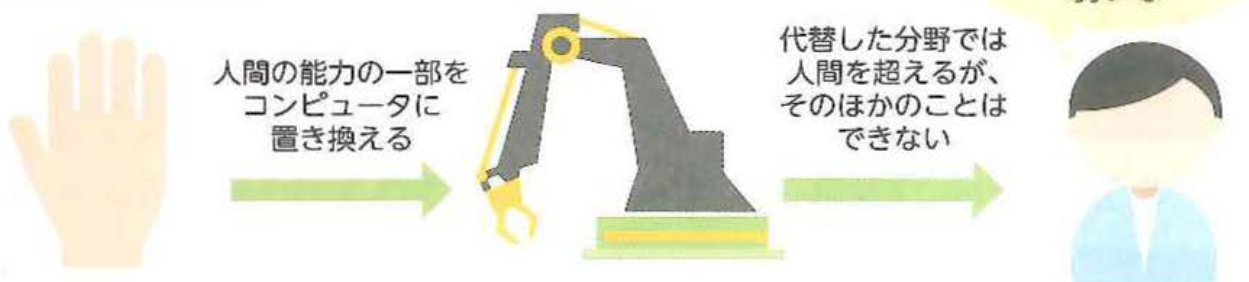
一方の弱い人工知能とは、人間の（知能に基づく）行動を模倣することで、人間の能力の一部を代替できる機械のことです。こちらは、将棋やオセロを指すコンピュータのほか、のちに詳しく学んでいく画像認識などをイメージするとわかりやすいでしょう。これらの人工知能は知的に振る舞っているように見えますが、人工知能自体が自己の存在について何らかの認知を持っているわけではありません。

■ 強い人工知能と弱い人工知能

強い人工知能



弱い人工知能



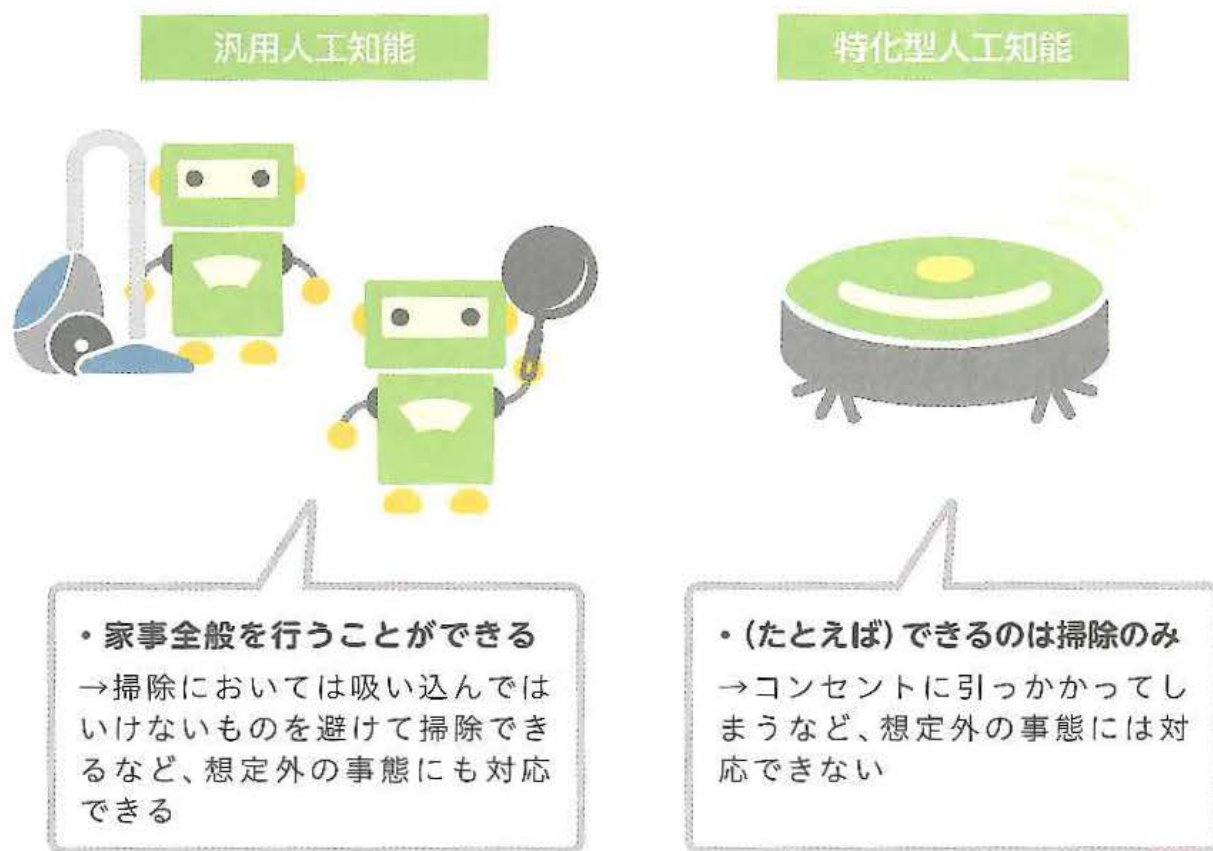
2つ目は、「汎用人工知能」と「特化型人工知能」という分類で、これは対象となる分野に着目しています。

まず、汎用人工知能はその名の通り対象となる分野が広く、設計時には想定されていない状況でも対処できます。これに対して特化型人工知能は、限定的な状況・目的においてのみ知的な振る舞いを見せるものです。

現在実現している人工知能は、ほぼすべてが特定のタスクのみに特化しているため、特化型人工知能といえるでしょう。iRobot社のルンバなどは、掃除に特化した特化型人工知能の代表例です。仮に掃除だけでなく、料理も子育てもできるようなヘルパーとしてのロボットが開発されれば、汎用人工知能に分類されます。

今回の分類は、知能そのものではなく対象となる分野に着目している点で「強い人工知能と弱い人工知能」の分類とは異なります。ただし、分類の結果自体はほぼ変わらないと考えてよいでしょう。

■「家事」という分野における汎用人工知能と特化型人工知能



3つ目は「**人工知能の発展段階**」に着目した分類です。もっとも低い段階であるレベル1は、単純な制御プログラムのことで、制御工学やシステム工学と呼ばれる技術を、家電などのマーケティングのために人工知能と呼んでいるに過ぎません。レベル2は、古典的な人工知能です。入力と出力の組み合わせの数が多いため、レベル1よりも複雑な問いに答えられますが、知識の枠組みの外にある問いには答えられません。

レベル3が、主に本書でも扱う機械学習を取り入れた人工知能です。検索エンジンなどに使われており、データをもとに、ルールや知識を自ら学習していく点が特徴です。そしてレベル4は、主にディープラーニングを取り入れた人工知能です。機械学習では通常、データの特徴をよく表す「特徴量」の導出方法を前もって組み込む必要がありますが、ディープラーニングではデータを読み込むだけで特徴量の抽出を行ってくれます。機械学習やディープラーニングについては、後のページで詳しく解説します。

■ 4つの発展段階



まとめ

- 人工知能そのものの定義は難しいため、用途に分けて考える

02

機械学習 (ML) とは

機械学習とは人工知能の分類の1つで、効率的かつ効果的にコンピュータが学習を行うための理論体系を指します。適切な処理を行えば、入力されたデータをもとに数値を予測したり最適化したりできるため、さまざまな分野で活用されています。

人工知能のカギとなる機械学習

コンピュータがより高度な認識能力を持つためには、どのような基準をもとに振る舞えばよいかを決める必要があります。この基準のことを、**パラメータ**といいます。たとえば人間の画像を見て、子供か大人かを判断する人工知能があり、身長によって子供か大人かを判断しているとします。このとき、身長がパラメータにあたります。機械学習は、入力されたデータをもとに、もっとも正しい振る舞いをするパラメータを自動的に決定(学習)できるため、人工知能発展のカギと見られています。

機械学習以前は、データを丸暗記する暗記学習が主流でしたが、これでは未知のデータに対して答えを出せませんでした。しかし近年、情報技術の発展により、**ビッグデータ**と呼ばれる大量のデータが低コストで入手・蓄積できるようになったことで状況が変わりました。ビッグデータを使って試行錯誤をくり返し、未知のデータに対しても答えを出すことが可能になっています。とはいえ現在でも、機械学習に必ずビッグデータを用いるというわけではありません。

■ 暗記学習とは一線を画す機械学習

	点数	合否	
A	100	○	
B	90	○	
C	80	○	
D	70	×	
E	85	?	<div> <div>暗記学習</div> <div>データがないので不明です</div> </div> <div> <div>機械学習</div> <div>○です</div> </div> <div> <div>Eの合否は?</div> </div>

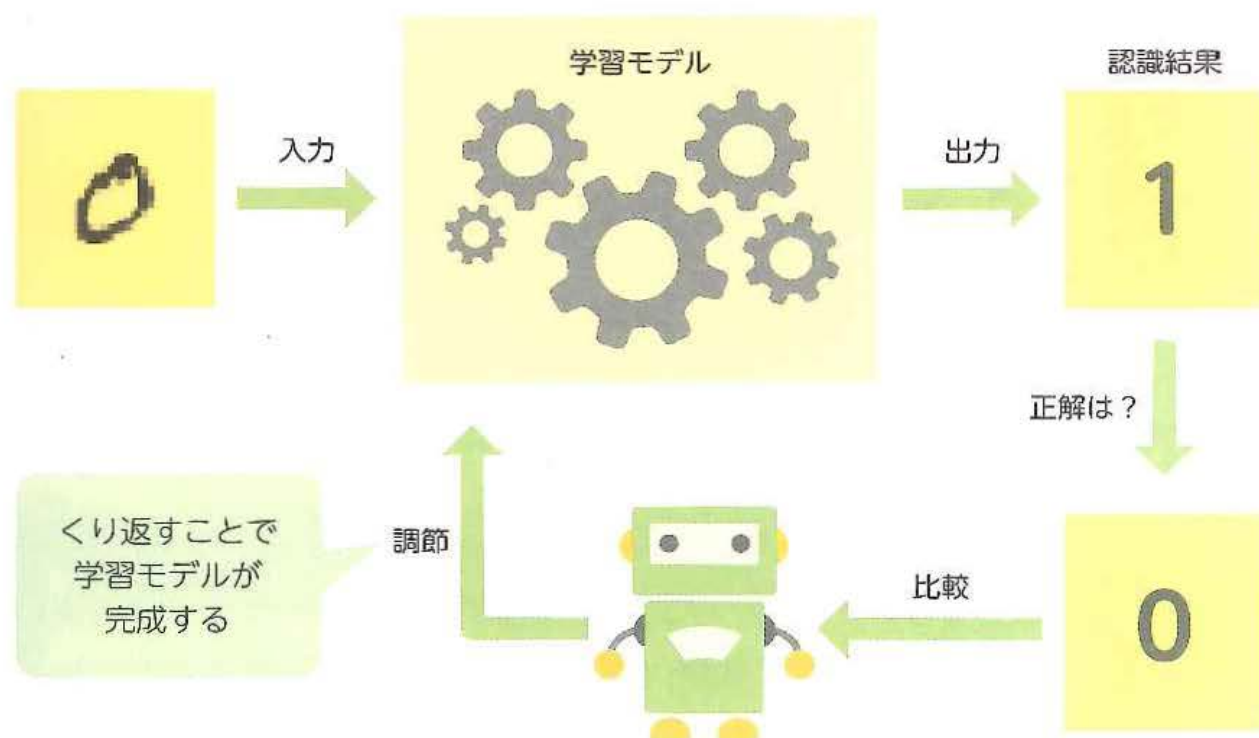
○ 機械学習のプロセス

機械学習では、コンピュータが入力データを受け取り、学習モデルを使って計算結果を出力します。**学習モデル**とは、あるデータを入力すると、より適切な意思決定のためのデータを出力してくれる、いわば人工知能の脳のことです。

最初に行うのは、期待される出力データ（ラベル、教師信号）と学習モデルが計算した結果を比較し、学習モデルを修正する作業です。修正をくり返したのちに、最終的な学習モデルを保存すると、学習の処理は終えたことになります。なお、学習モデルは、単に「モデル」とも呼ばれます。

以上を踏まえて、手書き数字の分類を行ってみましょう。用意するのは、大量の手書き数字（0～9）の画像データです。この画像データは、画像とその画像が表す数字（正解）がセットになっています。これらを学習モデルに入力すると、最初はでたらめな値が出力されます。0の手書き数字の画像を入力しても、出力は1になるかもしれません。このでたらめな出力値と正解の数字を比較し、学習モデルを修正します。修正をくり返すことで、次第に出力値が正解の数字になっていきます。学習モデルが完成したら、その学習モデルに手書き数字を読み込ませ、出力値を利用することで数字の画像認識を行います。

■ 機械学習を用いた画像認識の過程



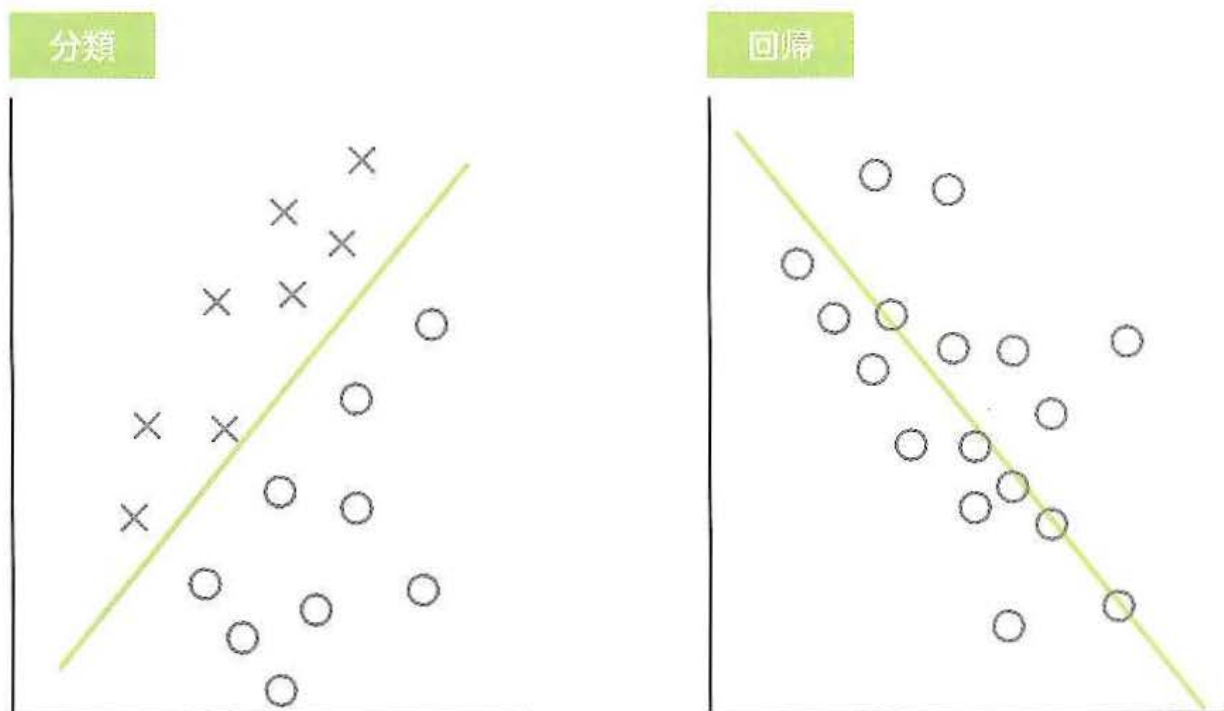
○ 機械学習が扱う問題（分類と回帰）

機械学習の問題は、大きく**分類**と**回帰**に分けられます。まず分類は、どのデータがどの種類に属するかを見ることが目的です。入力されるデータがいくつかのグループに分けられることを前提として、グループ内での細かな違いを無視することになります。

一方の回帰は、データの傾向を見ることが目的です。分類とは反対に、入力されるデータを1つのグループとして扱ったうえで、そのグループ内での違いを分析することになります。

グラフ上にデータがプロット（書き込むこと）されているとすれば、分類はデータ全体をできるだけ分けるように線を引くこと、回帰はデータ全体にできるだけ重なるように線を引くことに相当します。以上はごくざっくりとした整理ですが、まずはそのように捉えてください。

■ 分類と回帰

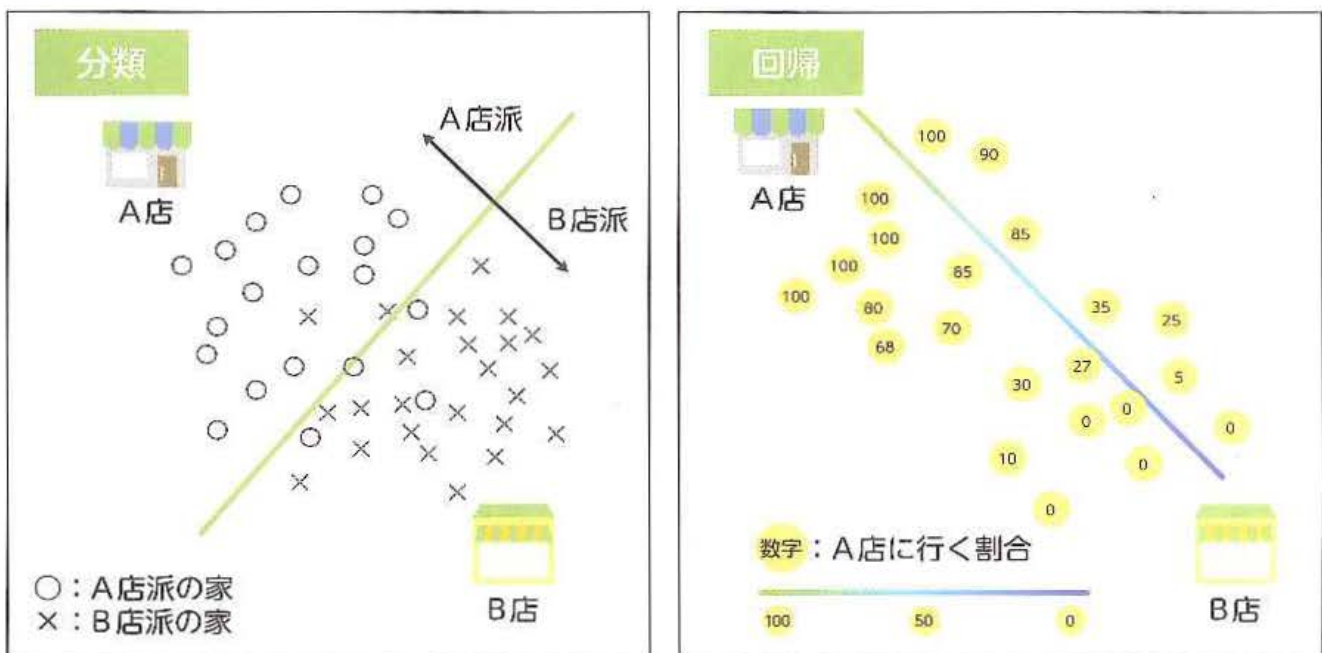


次ページからは具体例です。地図上にA店とB店というチェーンの小売店が2店舗あるとしましょう。そして、地図内に存在する家庭をランダムに抽出し、「A店とB店のどちらをどれくらい利用するか」という割合を調査したとします。そのうえで、まずは分類を行ってみましょう。

分類では、2つの小売店のうち、利用する割合によって、各家庭を「A店派の家庭」と「B店派の家庭」というように分けます。下図左で確認すると、どの家庭も基本的には自宅から近いスーパーを使っていることがわかります。これらを分類するため、地図上に線を書いてみましょう。この線は、A店派とB店派をできるだけ引き離すように書きます。この線を参照すれば、調査を行わなかった家庭であっても、A店派なのかB店派なのか予測が立てやすくなります。

次に、回帰です。回帰では、各家庭におけるA店とB店を利用する割合をそのまま使います。これを地図上にプロットすると、下図右の通り、やはり自宅に近いスーパーを利用する割合が高くなっています。回帰では、この傾向をよく反映するように線を引きます。今回の場合であればA店とB店を結ぶ線を引き、A店側を「A100%」、B店側を「A0% (= B100%)」と定義すればよいのです。この線のどこに近いかで、調査を行わなかった家庭であっても、A店とB店の利用割合を予測できるというわけです。

■ 小売店を例にみる分類と回帰



まとめ

- 機械学習の問題は大きく分類、回帰に分けられる