

AIに知能をもたらす仕組み

第1章 セクション2 | 生成AIパスポート完全対策

今日学ぶこと

- 1 AIに知能をもたらす2つの仕組み**
ルールベース vs 機械学習
- 2 機械学習の3つの手法**
教師あり／教師なし／強化学習
- 3 ニューラルネットワークとディープラーニング**
人間の脳をマネた仕組み
- 4 過学習と、それを避ける手法**
正則化・ドロップアウト
- 5 転移学習**
学んだ知識を使い回す

AIって

どうやって

賢くなるの？

AIに知能をもたらす2つの仕組み

仕組み1

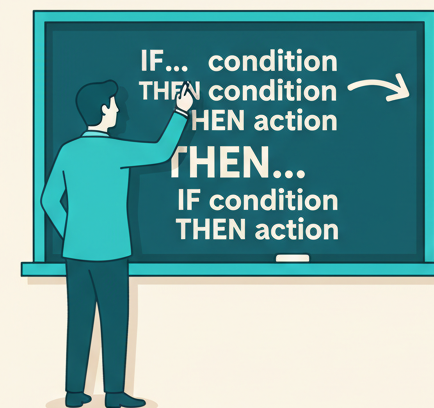
ルールベース

人間がルールをプログラミングして
AIに教える

仕組み2

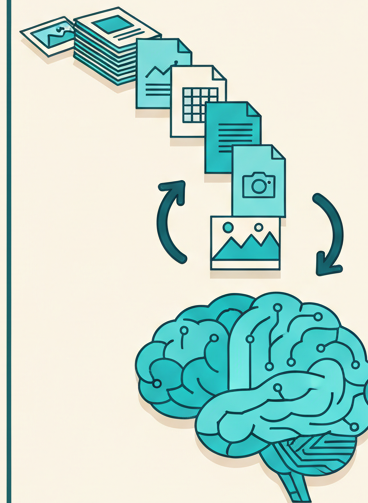
機械学習

大量のデータからAIがルールを自
分で見つける



RULE-BASED

Source of rules: person.



MACHINE LEARNING

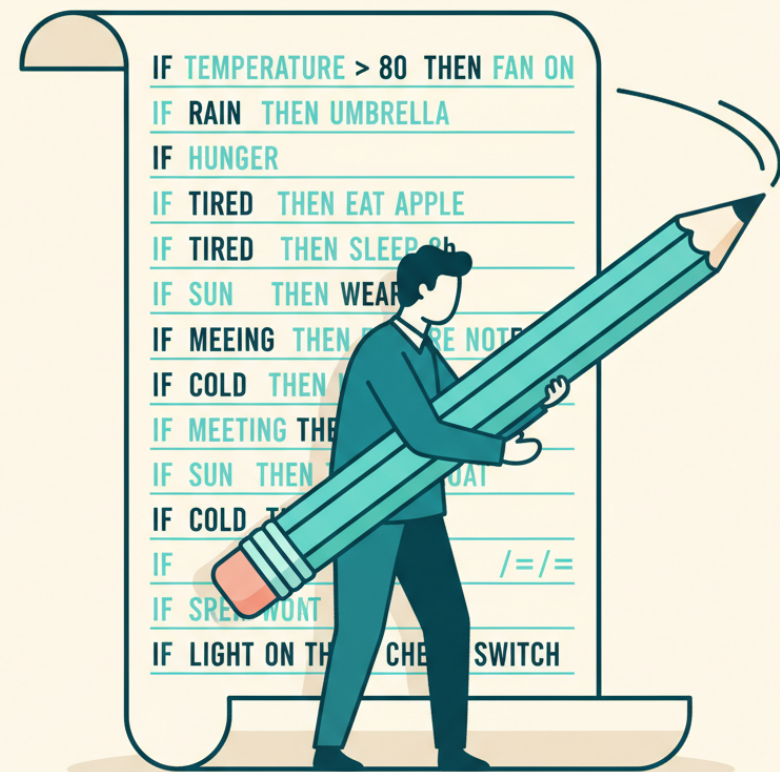
Discovers rules from data

仕組み1：ルールベース

- 「もし～なら、こうする」というルールを人間が書く
- IF-THEN形式で何百・何千と積み重ねる
- 例：エキスパートシステム（医療診断・将棋ソフトの初期）

学術的には「ルールベースAI」と呼ぶ。

1980年代の第二次AIブームで主流だった方式。



ルールベースの**限界**

- ルールの数が**爆発**する（現実世界は複雑すぎる）
- **未知の状況**に対応できない
- ルールを書くために**専門家の知識**が必要
- ルールの**更新と保守が大変**

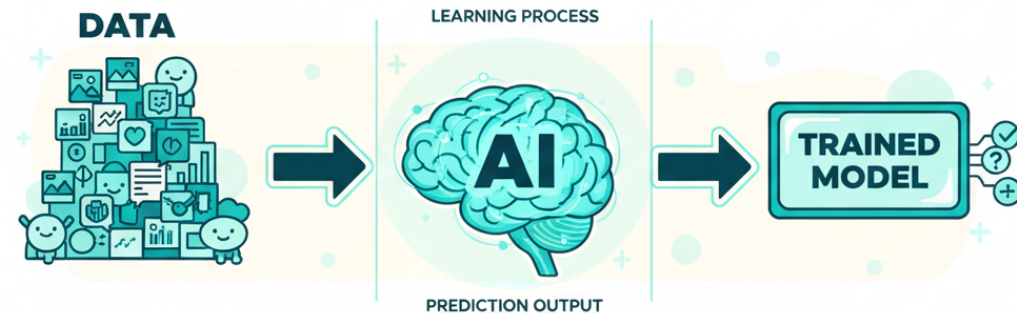
「ルールを書ききれない」のがルールベースの根本的な弱点。これを乗り越えたのが次に登場する**機械学習**。

仕組み2：機械学習

- 大量のデータを与えるとAIが自分でルールを発見
- 学習が終わると「学習済みモデル」になる
- 新しいデータも、モデルが予測してくれる

英語でMachine Learning（マシンラーニング）。略してMLと書く。

1990年代後半から主流に。第三次AIブームを支える中核技術。



機械学習の3つの手法

教師あり学習

正解ラベル付きデータ

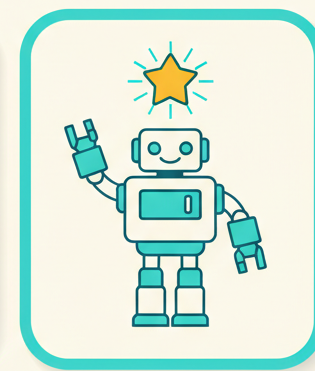
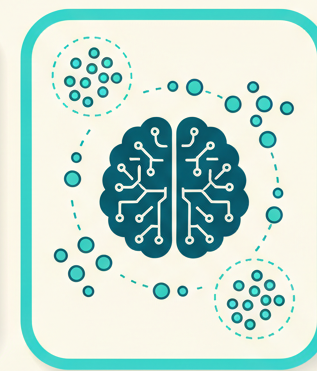
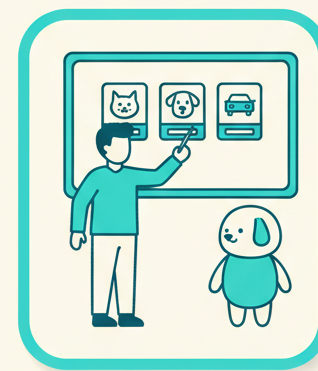
教師なし学習

ラベルなし・パターン発見

強化学習

報酬で行動最適化

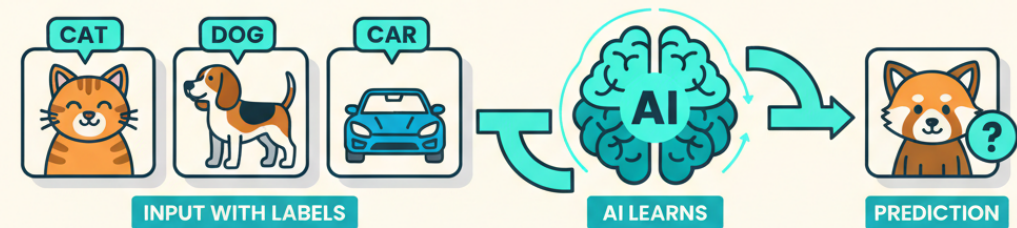
他に少量ラベル＋大量ラベルなしを組み合わせる半教師あり学習もある。



教師あり学習

- 正解ラベルつきデータから学ぶ
- やりたいこと： **分類**（クラス分け）と**回帰**（数値予測）
- 例：迷惑メール判定／写真の犬猫分類／家賃予測

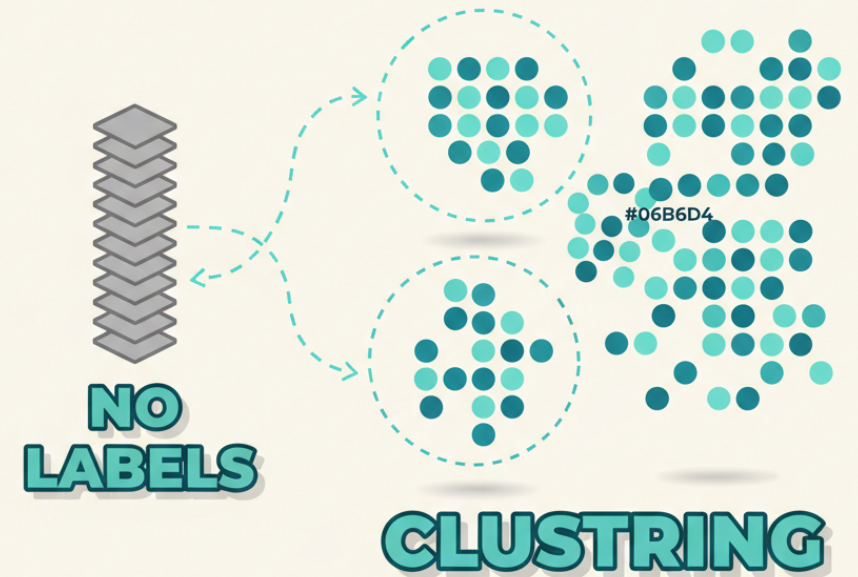
「この写真は猫」「この写真は犬」のように、答えを教えながら学習させる。もっとも基本的な手法。



教師なし学習

- 正解ラベルなしのデータから学ぶ
- AI自身が**パターン・構造**を見つけ出す
- 代表的な手法：**クラスタリング**（似た者同士でグループ化）と**次元削減**

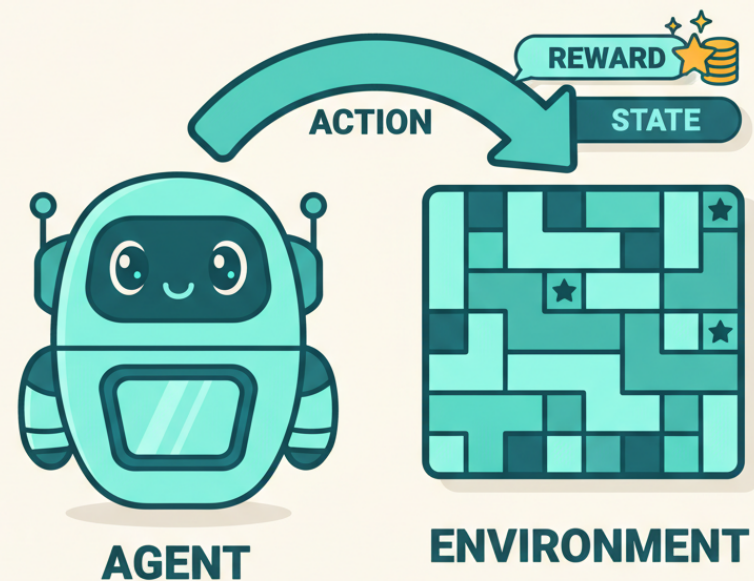
例：顧客を購買傾向で自動グループ化。データの隠れた構造を見つけたいときに使う。



強化学習

- 行動に**報酬と罰**を与えて学ばせる
- AIは「**報酬を最大化**」する行動を試行錯誤で学ぶ
- 例：囲碁AlphaGo・ロボット制御・自動運転

英語で**Reinforcement Learning**。略して**RL**。教師あり/なしと違って「**環境とのやりとり**」から学ぶのが特徴。



その他の学習方式と大事な定理

半教師あり学習

少量のラベルあり + 大量のラベルなしを組み合わせる

ラベル付け作業のコストを抑えつつ精度を上げる狙い

ノーフリーランチ定理

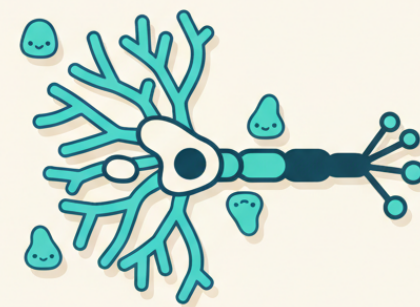
「すべての問題に万能なアルゴリズムは存在しない」

問題ごとに適した手法を選ぶ必要があるという原則

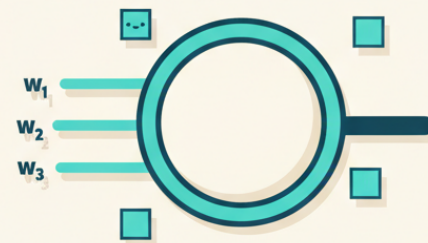
ニューラルネットワーク

- 人間の脳のニューロンとシナプスをマネた仕組み
- 人工ニューロン（ノード）を多数つなげて作る
- 各つながりに**重み**を持たせ、信号の強さを調整

ニューロン＝神経細胞、シナプス＝神経細胞同士のつなぎ目。AIはこの構造を数式モデルに置き換えて使う。



BIOLOGICAL NEURON



ARTIFICIAL NEURON

人工ニューロンの仕組み

- 複数の**入力**を受け取る
- それぞれに**重み**をかけて足し合わせる
- **活性化関数**で「発火するかしないか」を決める
- それを**出力**として次のノードへ

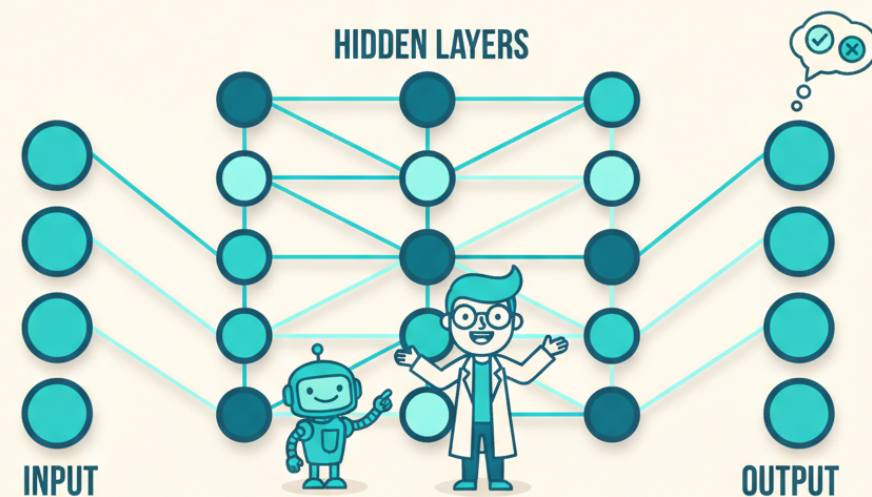
学習 = 重みを少しずつ調整して、出力を正解に近づけること。これが「情報の重みづけ」。



ディープラーニング

- ニューラルネットの層を深く重ねたもの
- 入力層 → 隠れ層を何層も → 出力層
- 層が深いほど複雑な特徴を捉える

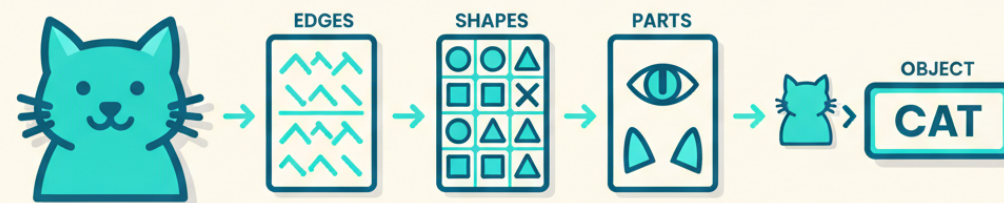
英語でDeep Learning、略してDL。日本語で深層学習。第三次AIブームの主演。



AIが画像を認識する仕組み

- 浅い層で「線・角」などのシンプルな特徴を捉える
- 深い層で「目・耳・形」など複雑な特徴を捉える
- 最終層で「これは猫」と判定

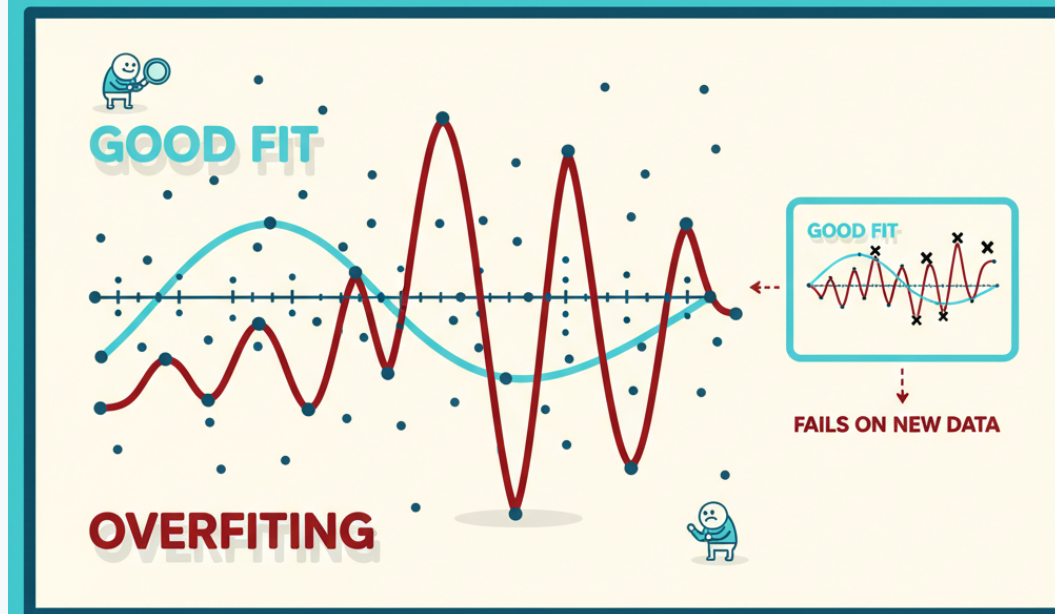
ディープラーニングの強みは「特徴量をAIが自動で見つける」こと。従来は人間が特徴を設計していた。



過学習（オーバーフィッティング）

- 訓練データに合わせすぎて、新しいデータで失敗する状態
- 「丸暗記」してしまったAIのイメージ
- 訓練データの正解率が高いが、**本番の精度が下がる**

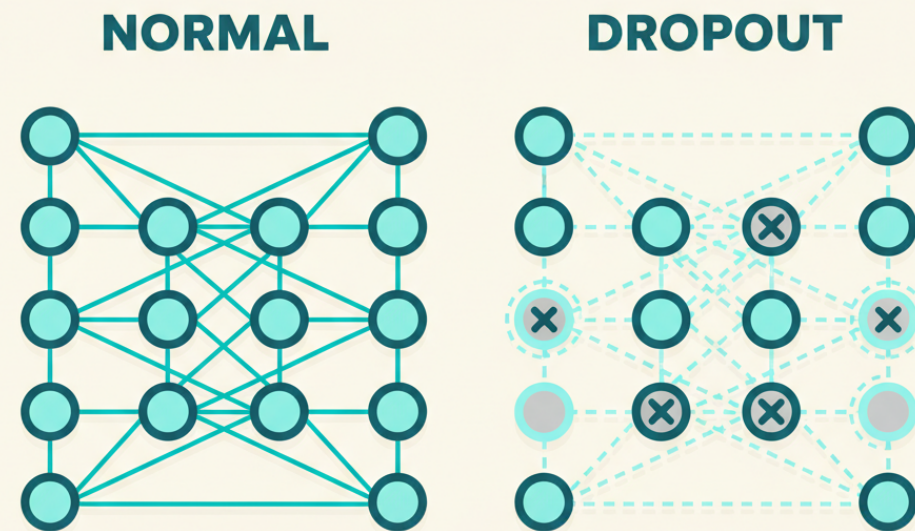
英語でOverfitting。汎化性能（未知のデータへの対応力）が落ちることが問題。



過学習を避ける手法

- **正則化**：モデルが複雑になりすぎないようにペナルティを与える
- **ドロップアウト**：学習中にランダムにノードを無効化
- **データを増やす**／早めに学習を止める

ドロップアウトは「毎回違うチームで練習させる」イメージ。特定のノードに依存しないモデルになる。

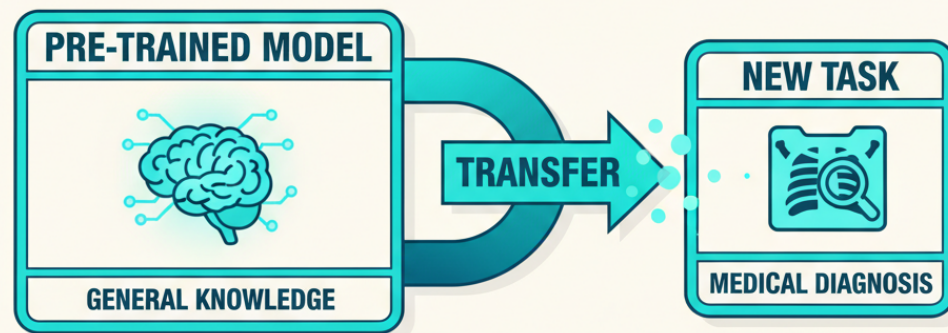


Randomly disable nodes during training

転移学習

- 学習済みモデルを別タスクに転用する手法
- ゼロから学習せず、**既存の知識を活かす**
- 少ないデータと計算量で**高精度**を実現できる

例：ImageNetで学習済みのモデルを、医療画像の分類に転用。**第三次AIブームの実用化を加速した重要技術。**



試験で問われる5つのポイント

- 1 ルールベース vs 機械学習：人間がルールを書く／AIがルールを学ぶ
- 2 機械学習の3手法：教師あり／教師なし／強化学習
- 3 ニューラルネット：脳のニューロンを模倣＋重みで学習
- 4 過学習：訓練データに特化 → 正則化／ドロップアウトで対策
- 5 転移学習：学習済みモデルを別タスクに転用