DAX25-05【書籍】非エンジニア、文系、ビジネスマンのための人工知能入門：数式が苦手なあなたにおすすめ

# はじめに

## 出来ること、 出来ないことを理解することが大切

# 人工知能とはなにか

## あるタスクに特化して人間より秀でた性能を示すことができる

## 強いAI

* + 1. 人間が普段こなすようなタスク（話す、 移動する、 見る等々）を難なく行うことを目的とする

## シンギュラリティ（技術特異点）

* + 1. 機械が人間の知能を超える段階

## 人間の知能

* + 1. 問題の解き方をモジュール化して、 問題に応じてモジュールを再活用し、 また複数のモジュールを組み合わせて活用することができる

## トップダウンアプローチ

* + 1. 音声認識、 自然言語処理、 画像認識のモジュール

## ボトムアップアプローチ

* + 1. 脳の構造そのものを生理学的に解明し、 その構造を工学的に再現しようというアプローチ

## フレーム問題

* + 1. 弱いAI
       - あらかじめフレームを特定してそのフレーム内における特定条件下で動作する人工知能

## 脳とニューラルネットワーク

* + 1. 脳の構成単位であるニューロンを簡易的に模倣して工学的に再現する試み

## ニューロン

* + 1. 周囲の他のニューロンからの信号を受け取る樹状突起と、 周囲のニューロンに信号を送る軸策による

## ニューロン間の情報伝達

* + 1. 「りんご」を学習するとき、 果実、 赤、 丸の3つの特徴を持つニューロンだけが発火する

## 情報とニューロン

* + 1. 脳は複数のニューロンにまたがって分散的に情報を保持し、 また、 新しい情報が入ってきたときは脳全体で学習し、 全体で保管しているのではないかと言われている
    2. 自分の存在は周りとの関係性で定義づけられている

# 機械学習

## 近年なにかと話題に上がる人工知能、 いわゆる弱いAI

## 機械学習とはなにか

* + 1. コンピュータへの命令としてプログラムを書くときに人の手ですべてをやるには大変な部分を自動で機械に学習してもらおう
    2. 「認識」と「認知」があることを理解する必要がある
    3. 認知
       - より効率的に多くの概念を学習できることと、 それぞれの概念に対する汎用性が求められる
       - 認知能力が汎用性を持つほど、 認識側でもどのような情報を取り出せば効率的日認知できるかがわかるようになり、 認識の能力が向上する

## 最適解と局所解

* + 1. 最適解を目標、 局所解を現状と置き換えて考える
    2. 現状ある程度いいところまで学習できるようになった状態を局所解
    3. 100すべてを学習できた段階を最適解という

## 教師あり学習

* + 1. ラベル付け
       - データにつけられた情報。 データを学習器に入力したときに、 その答えが与えられたラベルと一致するように。 弱いAI

## 教師なし学習

* + 1. ラベルの付いていないデータを用いて、 そのデータのラベルや境界を推測していく
    2. データをなんとなくその特徴から分類し、 クラスターというデータの塊をつくる

## 強化学習

* + 1. あるエージェント（行動主体）が、 自らの置かれた環境の状況に応じて、 特定の行動を行ったときにのみ報酬を与える
    2. コンピュータプログラム上で、 この報酬を設計することでプログラムが自動的にその報酬を満たすような振る舞いを体得していく
    3. 報酬を最大化するには、 安定したスロットマシーンだけでなく、 確率の低いスロットマシーンにもその潜在的なポテンシャルが潜んでいることを考慮
    4. 探索とはリスクをとって新たなチャレンジを起こすこと
    5. 活用は、 探索を含めた過去の経験から最もローリスクハイリターンな行動をとること

## ニューラルネットワーク

* + 1. 脳の神経回路網を工学的に再現することで、 高度な情報処理を実現しようという試み

## 形式ニューロン

* + 1. 1943年脳のニューロンの工学的模倣として、 形式ニューロンが提案された

## 機械処理とデータセットによる復活

* + 1. 線形分離可能な問題しか解けなかったパーセプトロンが、 バックプロパゲーショんの提案によって、 非線形分離可能な問題を解く力を獲得
    2. 当時のコンピュータの処理能力では、 計算コストが非常に高く、 実験による有用性の証明が困難だった。 そのためにまた冬の時代を迎えることになる
    3. パーセプトロンは教師あり学習であり。 この学習にはラベル付きの大量のデータが必要になる
    4. ネット上にはたくさんのデジタルデータが生み出され、 あふれるデータとコンピュータ処理能力の発展は新たなブームを呼び起こした
    5. この火付け役になったのが2012年開催の画像認識コンテスト（ILSVRC）におけるGeoffrey Everest Hinton教授をはじめとする研究グループのニューラルネットワークによるディープラーニング手法を用いた圧倒的な画像認識精度の実現による勝利

## ディープラーニングとは

* + 1. まず、 1つ目の理由は、 ネットワーク構造をよりディープに深くするということ
    2. もう一つの理由は、 ディープラーニングによって、 特徴抽出が機会にやらせることができるようになったこと
    3. 従来は特徴量抽出手法を、 場合に応じて使い分けを人の手で意図的に行う必要があった。 しかし、 ディープラーニングでは、 特徴量抽出の部分自体も学習による自動で獲得することができるようになった
    4. 医療分野の場合、 あらかじめ大量の集めやすい事前画像によるディープラーニングの学習によって獲得された小さい概念が、 医療系画像における認識においても使いまわすことができた
    5. 過学習
       - 例えば、 教科書に書かれている例題をいくら正確に説くことができたとしても、 ちょっとひねったテストの問題では歯が立たないといった勉強の仕方では意味がない

## 現状のディープラーニングの手法に関する課題

* + 1. 伝言ゲームで最後の人に伝言が使ったときに、 初めの伝言と違った意味になっていく現象
    2. 学習における重みづけ更新の手法を改善する必要がある

## 学習させるデータの課題

* + 1. ただ大量であるだけでなく、 質が求められる
    2. 実際には、 学習において教師ありのラベル付きデータが必要となるため、 データに対してラベル付を人の手で行うことになる。 データ量が増えるほど学習精度はあがる一方、 ラベル付する量や時間的コストも大きくなる

## ディープラーニングの計算・実装における課題

* + 1. 並列高速計算処理ができるGPUが必要となる

## 根本的なディープラーニングの手法の見直し

* + 1. 手法自体の発展が目覚ましいわけでなく、 コンピュータ計算処理能力がやっと理論に追いついた状況
    2. 実際の脳のニューロンの構造的には、 横に広く浅いことが知られているが、 現在のディープラーニングは縦に層を深くするほど精度が改善しているのが現状
    3. 今後はデータを見て、 ディープラーニング自体が自からのネットワーク構造を最適化して決定していくような仕組みも必要となる

# ディープラーニングと画像認識

## 学習データの用意

## 学習の繰り返しと評価

# 進化計算

## 巡回セールスマン問題

## 進化型ニューラルネットワーク

## NEAT

# まとめ

## 現在の弱いAIをさらに高度化できるのではないかと期待される進化計算とそれに関連する遺伝子アルゴリズムや進化型ニューラルネットワーク。 そのポテンシャルと実際にNEATにおけるニューラルネットワークの学習プロセスについて学ぶ