

ロボットと人工知能

ロボット概論 14

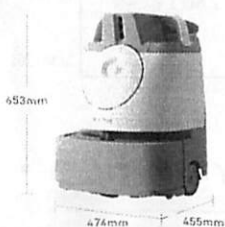
第14回(2020/1/6)

担当:山崎

1

AIロボット

- 『人工知能(AI)』という言葉がニュース等で見かけることが増えている
- AI搭載と謳われる(あるいは報道される)ロボットが多く開発されている
- 第4次産業革命, Society 5.0 での重要な技術
- 清掃ロボット
Whiz
(ソフトバンク, 2018)
- 自動搬送システム
Robo-Carrier
(清水建設, 2018)
- 家族ロボット LOVOT
(GROOVE X, 2018)



3

はじめに

■ 前回の内容

- フィードフォワード制御とフィードバック制御
- PID制御
- 行動決定の手法(操縦型, 教示型, 自律型)

■ 今回の内容

- 人工知能とは
- ニューラルネットワークと深層学習
- 強化学習

➡ ロボットに知能を持たせられるか?

2

人工知能(Artificial Intelligence, AI)

- 人工的に人間のもつ知能を実現したもの(ただし, 統一した定義は??)
- 「知的な機械, 特に, 知的なコンピュータプログラムを作る科学と技術」
(平成28年版情報通信白書)

国内の主な研究者による人工知能(AI)の定義

研究者	所属	定義
中島秀之	公立はこだて未来大学	人工的につくられた, 知能を持つ実体。あるいはそれをつくらうとすることによって知能自体を研究する分野である
武田英明	国立情報学研究所	
西田晋明	京都大学	「知能を持つメカ」ないしは「心を持つメカ」である
清川理一郎	北陸先端科学技術大学院	人工的につくった知的な振る舞いをするためのもの(システム)である
長尾真	京都大学	人間の脳活動活動を模倣するシステムである
堀江一	東京大学	人工的に作る新しい知能の世界である
浅田悠	大阪大学	知能の定義が明確でないため, 人工知能を明確に定義できない
松原仁	公立はこだて未来大学	究極には人間と区別がつかない人工的な知能のこと
池上高志	東京大学	自然にわれわれがペットや人に接するような, 情動と冗談に満ちた相互作用を, 物理法則に拘束なく, あるいは逆らって, 人工的に作り出せるシステム
山口高平	慶應義塾大学	人の知的な振る舞いを模倣・支援・超越するための構成的システム
栗原聡	電気通信大学	人工的につくられる知能であるが, その知能のレベルは人を超越しているものを想定している
山川宏	ドワンゴ人工知能研究所	計算機知能のうちで, 人間が直接・間接に設計する場合を人工知能と呼んで良いのではないかと思う
松尾豊	東京大学	人工的につくられた人間の知能, ないしはそれをつくる技術。人間の知能のようであるとは, 「気づくことのできる」コンピュータ, つまり, データの中から特徴量を生成し現象をモデル化することのできるコンピュータという意味である

(出典) 松尾豊「人工知能は人間を超えるか」(KADOKAWA) p.45より作成

人工知能研究の歴史

■ 現在は、第3次人工知能ブーム

人工知能の興隆した状況	主な技術等	人工知能に関する出来事
1950年代		チューリングテストの提唱 (1950年)
1960年代	・探索、推論 ・自然言語処理 ・ニューラルネットワーク ・遺伝的アルゴリズム	ダートマス会議にて「人工知能」という言葉が登場 (1956年) ニューラルネットワークのパーセプトロン開発 (1958年) 人工対話システムELIZA開発 (1964年)
1970年代	・エキスパートシステム	初のエキスパートシステムMYCIN開発 (1972年) MYCINの知識表現と推論を一般化したEMYCIN開発 (1979年)
1980年代	・知識ベース ・音声認識	第五世代コンピュータプロジェクト (1982~92年) 知識記述のサイクプロジェクト開始 (1984年) 誤差逆伝播法の発表 (1986年)
1990年代	・データマイニング ・オントロジー	
2000年代	・統計的自然言語処理	
2010年代	・ディープラーニング	ディープラーニングの提唱 (2006年) ディープラーニング技術を画像認識コンテストに適用 (2012年)

(出典) 総務省「ICTの進化が雇用と働き方に及ぼす影響に関する調査研究」(平成25年)

AIとヒト

■ チューリングテスト

- A. Turingにより提案(1950)。ヒトと機械を(文字のみのやりとりで)間違わずに判別できるか?
- 2014年、はじめての合格

■ 強いAI／弱いAI (ジョン・サール, 哲学者, 1980)

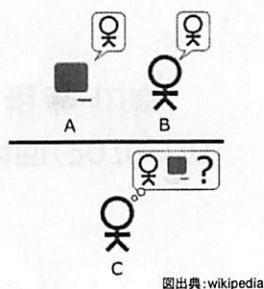
- 人間と同様の自我や自意識を持っている(強いAI)
- 人間と同様(あるいはそれ以上の)知的処理ができる(弱いAI)

■ 汎用人工知能と特化型人工知能

現在のAI研究の主流

■ シングularity(技術的特異点, Technological Singularity)

- AI研究の進展により、人間を超えた知性が誕生する?
- 2045年説(レイ・カーツワイル, アメリカの発明家)



図出典: wikipedia

機械学習(Machine learning)

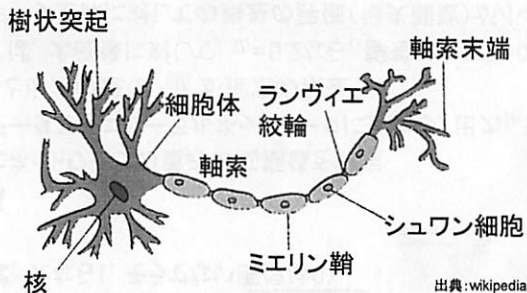
- 大量のデータや経験に基づき、コンピュータ自身が知識や判断基準を学習する
- 画像や音声の識別, 自然言語処理, 行動の意思決定などでの利用
- 様々な機械学習の手法
 - 決定木, ニューラルネットワーク, 遺伝的プログラミング, 帰納論理プログラミング, サポートベクトルマシン, ベイジアンネットワーク, 強化学習, K近傍法, アンサンブル学習, トピックモデル...

- コンピュータの進歩, インターネットの普及
- 大量のデータの入手が容易に(ビッグデータ)

- ニューラルネットワークを発展させた深層学習(ディープラーニング, Deep learning)をはじめ, 様々な機械学習の手法が実用レベルで使われるようになってきた。

ニューロン

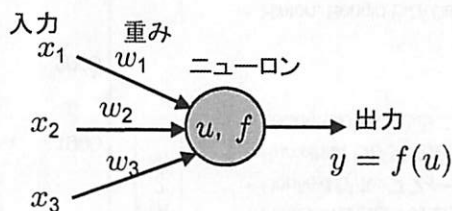
- 生物の神経細胞(ニューロン)の構造



- ニューロン同士の結合(シナプス)により、ネットワークを形成している
- 信号の入力(刺激)により、活動電位が発生し、これが次のニューロンへ伝わることで、信号が伝達されていく。
- 脳の複雑な機能が、ニューロンの集合によって実現されている

9

計算例



$$\begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} u &= w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 \\ &= 3 \times 2 + 1 \times 4 + (-2) \times 1 \\ &= 8 \end{aligned}$$

活性化関数がステップ関数の時

$$y = f(u) = 1$$

活性化関数がReLUの時

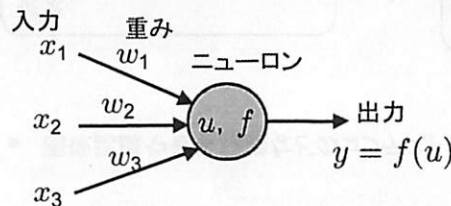
$$y = f(u) = 8$$

※ 重みが変われば、同じ入力でも出力は変化する

11

ニューロンの数式モデル

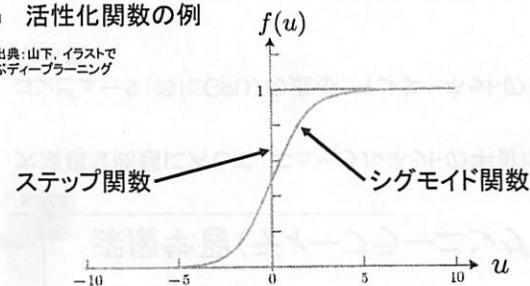
- ニューロンの働きを重み w_i と活性化関数 f で表現する



u : 入力の重み付き和
 $u = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$
 $f(u)$: 活性化関数

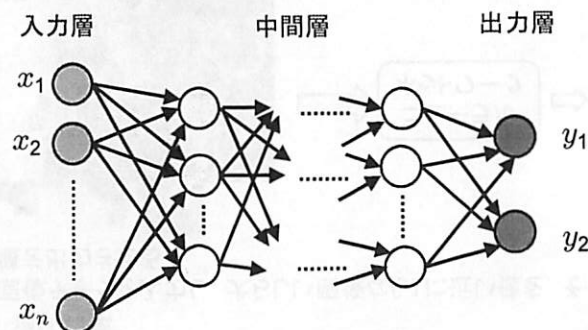
- 活性化関数の例

図出典: 山下, イラストで学ぶディープラーニング



ニューラルネットワーク

- 多数のニューロンを並列に並べ、さらに多層に重ねていく
 \Rightarrow ニューラルネットワーク



- 各ニューロンは入力に対し、重み付き和から出力を計算し、それが後段のニューロンの入力になる
- 様々な入力に応じ、望ましい出力をする適切な“重み”を求めたい

ニューラルネットワーク研究の歴史

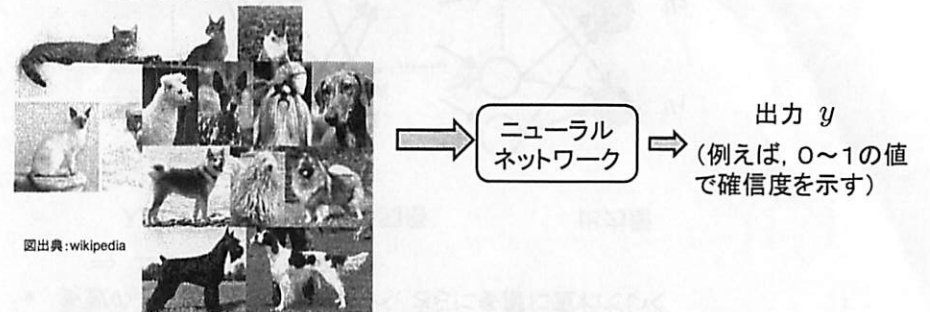
図出典: 山下, イラストで学ぶディープラーニング



13

ニューラルネットワークの学習

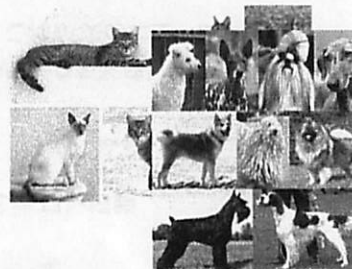
- 重みをうまく設定して、入力に応じた望ましい出力が得られるようにできないか？
- 例) 物体認識
 - 画像データを入力し、犬らしい画像なら1に近い値を、そうでないなら0に近い値を出力させる



- 大量の画像データをもとに、正しい判断ができるように重みを修正していく
- ⇒ ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークの教師あり学習

- 教師データの用意
 - 大量の画像を用意
 - 各画像 X_i にラベル Y_i を付ける (教師信号)
(例えば、犬なら1, そうでない画像は0)



- 学習の手順
 - 1) 適当にネットワークの重みの初期値を設定
 - 2) 画像データ X_i をニューラルネットワークに入力し、出力 y_i を得る
 - 3) ラベルと出力の差 $Y_i - y_i$ が推定の誤差
(例えば、犬画像に対して、 $y_i = 0.2$ なら、誤差は $1 - 0.2 = 0.8$)
 - 4) 画像データ全体に対しての誤差の評価(損失関数)が小さくなるように重みを更新していく(誤差逆伝播法, Backpropagation)

⇒ 入力画像が犬なら1(に近い値)を、そうでないなら0(に近い値)を出力するようになっていく

深層学習(ディープラーニング, Deep learning)

- 大規模な問題に対して、ニューラルネットの学習は難しい(第2期ブームの終り)
- コンピュータ(特にGPU)の進歩, インターネットの普及により大量のデータが入手可能に
- 畳み込み, オートエンコーダ, 多層化など様々な工夫
- 画像認識や音声認識などのコンテストでの圧勝 ⇒ 第3期ブームの始まり

従来:
入力層, 中間層, 出力層,
各1層の3層構造が基本



深層学習:
畳み込み層, プーリング層, 全結合層
で, 4層~100層を超えるものも

16

事例: 深層学習による物体認識

出典: A. Krizhevsky et al., ImageNet classification with deep convolutional neural networks, 2012.



- 1000種類のクラス
- 各クラス1000枚の画像から学習

14層, ニューロン
65万, パラメータ
6000万

17

深層学習の特徴と(現時点での)限界

- 大量のデータから, 自動的に学習をさせられる(ビッグデータの活用)
- 汎化 (generalization) 能力の高さ
 - 学習で得た知識や経験を一般化 ⇒ 未知のデータにも対応できる
- 過学習は抑制したい
- 結局は, 多数のパラメータ(重み)の自動調整をしている
- AIはだませる?



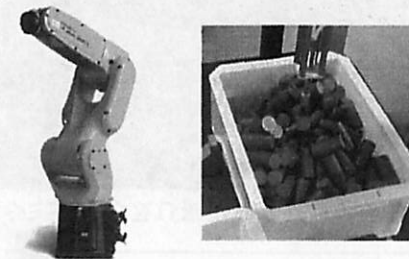
57.7%パンダ

99.3%テナガザル

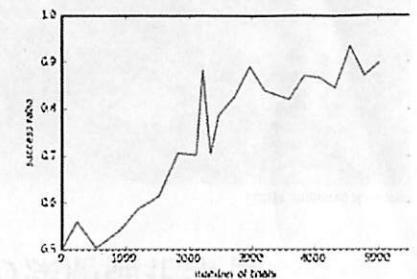
19
図出典 Goodfellow et al., Explaining and Harnessing Adversarial Examples

事例: 深層学習でバラ積みロボットの学習

- Preferred Networks (2016~)
 - 深層学習を様々な分野に展開しての研究, 開発
 - FUNUC, トヨタ, パナソニックなどの企業との協業
- 乱雑に置かれたワークから物体を取り出す動きを学習 (国際ロボット展2015)
- 事前知識無しの状態から約10時間で成功率90%に



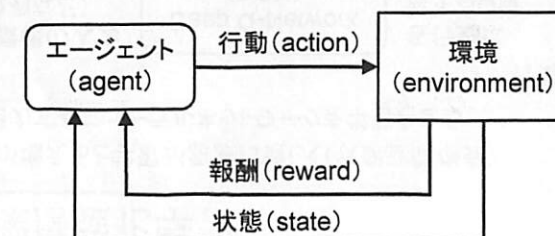
FANUC ロボットアーム
LR Mate 200iD



学習に伴う取得成功率の向上

強化学習 (Reinforcement learning)

- 試行錯誤をしながらエージェントが最適な行動を見つけ出す機械学習
- エージェントの行動により, 環境の状態が変化し, 報酬を受けとる。
- 総報酬 (収益, return) が最も良くなる方策 (行動戦略, policy) を学習する。
- 試してみないと, どれが良い行動か分からない (探索と利用のトレードオフ)
- ある行動をとった直後の報酬 (即時報酬) が低くとも, うまく行動していけば, その後高い報酬をもらえるかも (遅延報酬)

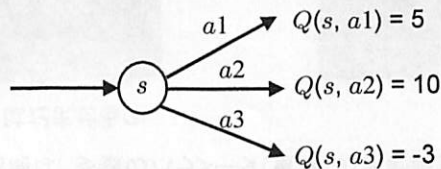


20

Q学習 (Q-learning)

トータルで見ても、
どれだけ良い行動か？

- 強化学習の代表的な手法
- $Q(s, a)$: 状態 s で行動 a を選択したときの期待収益の推定値 (Q値, 行動価値)



(現段階では) 行動 a_2 が
最も良い行動と推定される

- 行動 a の結果の状態 s' と、受け取った報酬 r により、Q値を更新していく

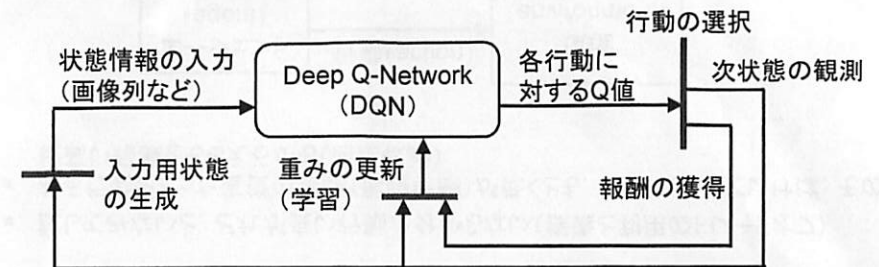
$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha \left(r + \max_{a' \in A(s')} Q(s', a') - Q(s, a) \right)$$

- 試行錯誤を重ねることで、Q値の推定がより正しく \Rightarrow 最適な行動が分かる
- 報酬をどのように設定するか？

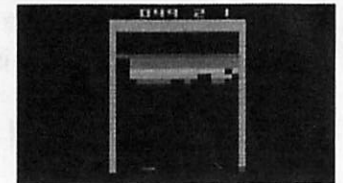
21

深層強化学習

- 状態数が増えると学習が急激に難しく(状態空間爆発)
- Q値を出力するニューラルネットワークを学習させる



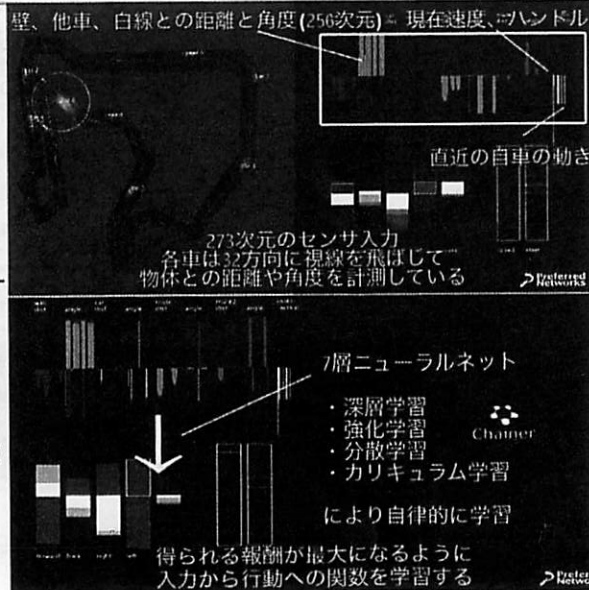
- 一部のゲームで、画面情報のみから人間以上のスコアを獲得できることが示された (DeepMind, Nature誌, 2015)



事例:レーシングカーの深層強化学習

図出典: Preferred Networks

- Preferred Networks (2015)
- ロボットカーが、ぶつからな動作を0から学習
- 周囲の状況をセンサで認識し、ニューラルネットワークに入力
- 道に沿って速い速度で進めばプラスの報酬を
- 壁や他の車への衝突、脱走にはマイナスの報酬



事例:レーシングカーの深層強化学習

- シミュレータ及び実機で有効性が示された

図出典: Preferred Networks



図出典: Car Watch

- CES2016での、深層強化学習を使った自動運転車のデモ (トヨタ自動車, Preferred Networks)

