

計算知能 (COMPUTATIONAL INTELLIGENCE)

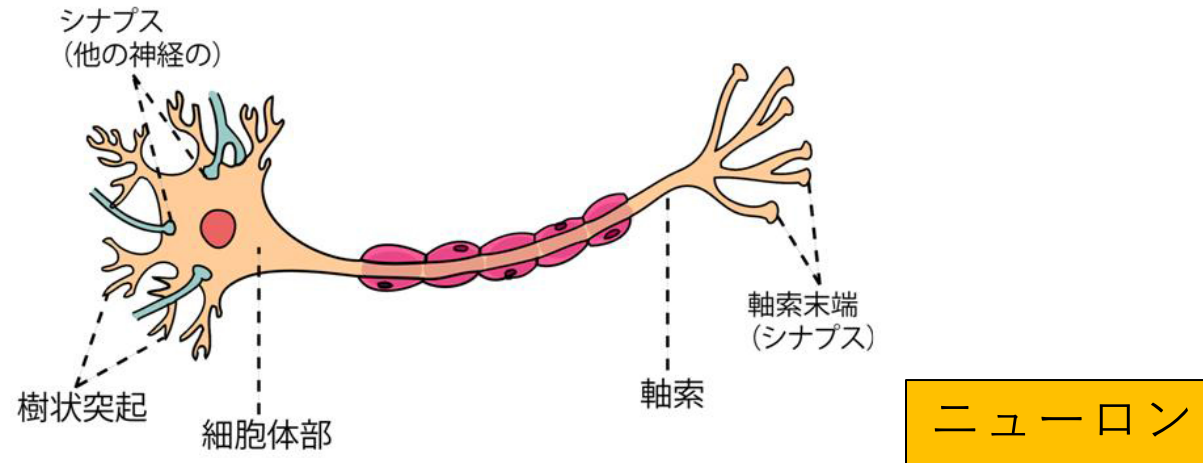
第4回 ニューロコンピューティングの基礎
教員： 谷口彰

第4回

ニューロコンピューティングの基礎

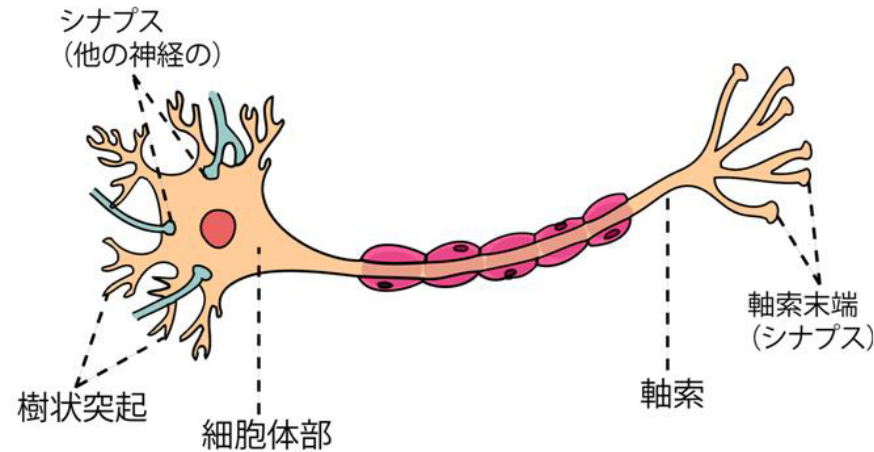
- ニューロコンピューティング neuro-computing
- ニューロンのモデル
- ニューロンのネットワーク

ニューロコンピューティング(1/2)



- 細胞体(cell body, soma) : 細胞の本体、処理部
- 樹状突起(dendron) : 本体から複雑に枝分かれした入力部
- 軸索(axon) : 本体から1本だけ出て末端で多数枝分かれする出力ケーブル
- シナプス(synapse) : 他のニューロンとの接合部分

ニューロコンピューティング(2/2)



ニューロン

- 一般に神経線維(nerve fiber)と呼ばれる軸索(axon)は、10から数百に分岐しており、シナプスを介して多数の他のニューロンと結合している。
- 1つのニューロン(neuron)は、平均で数百から数千、数万本の軸索と結合して、信号を受け取る
- ニューロンの機能は、シナプスで他のニューロンからの信号を受け取り、細胞体で入力信号を処理し、軸索から他のニューロンへ出力信号を出すという情報処理素子と見なすことができる

情報処理素子としてのニューロン

■ 生体ニューロン（神経細胞）

- 細胞体： 信号を処理する細胞本体部
（閾値作用）
- 樹状突起： 入力信号を受け取る部分
- 軸索： 出力信号伝達部
- シナプス： 他ニューロンとの接合部分
（興奮性と抑制性）

■ ニューロンのモデル

多入力 1 出力の情報処理素子

人工ニューロンのモデル

■ 2つの本質的な特徴

- 多入力：

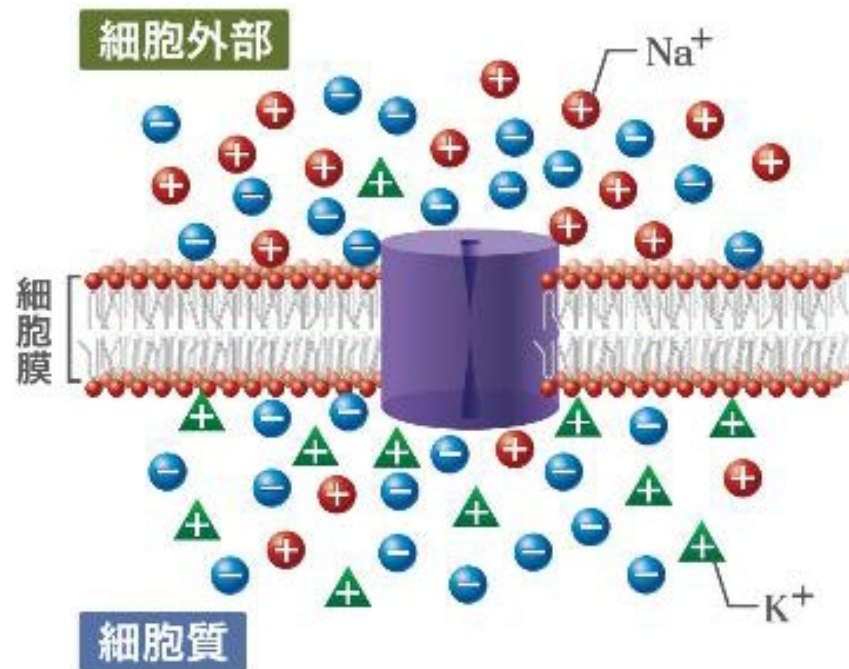
他の多数のニューロンから信号を受け取り、膜電位
(membrane potential)を決定

- 閾値素子：

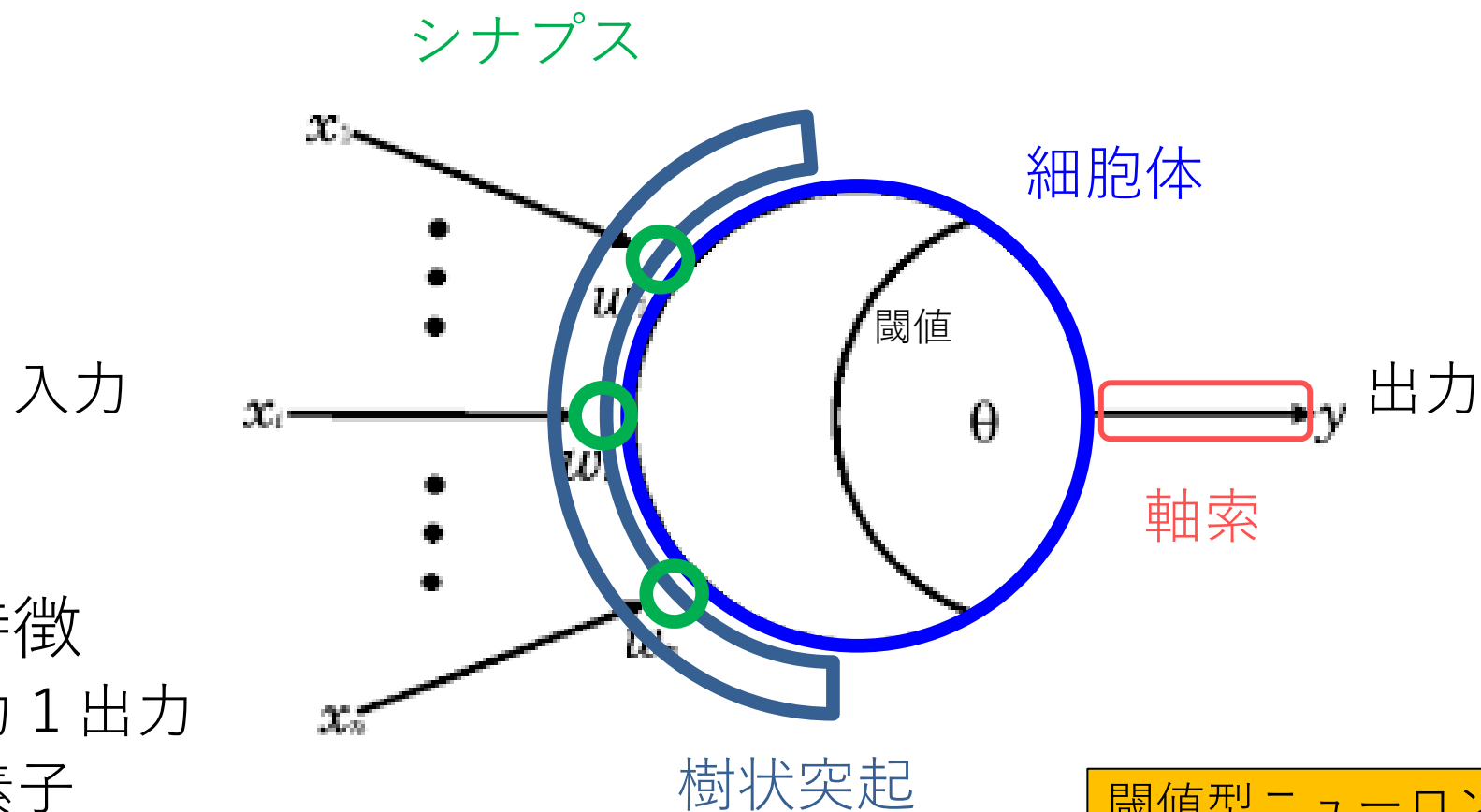
膜電位が閾値を超えた途端に興奮し、スパイク発火

膜電位

- 膜電位は細胞の内外に存在する電位差のこと
- すべての細胞は細胞膜をはさんで細胞の中と外とでイオンの組成が異なり、この電荷を持つイオンの分布の差が、電位の差をもたらす
- 通常、細胞内は細胞外に対して負（陰性）の電位にある



ニューロンのモデル



- 2つの特徴
 - 多入力 1 出力
 - 閾値素子

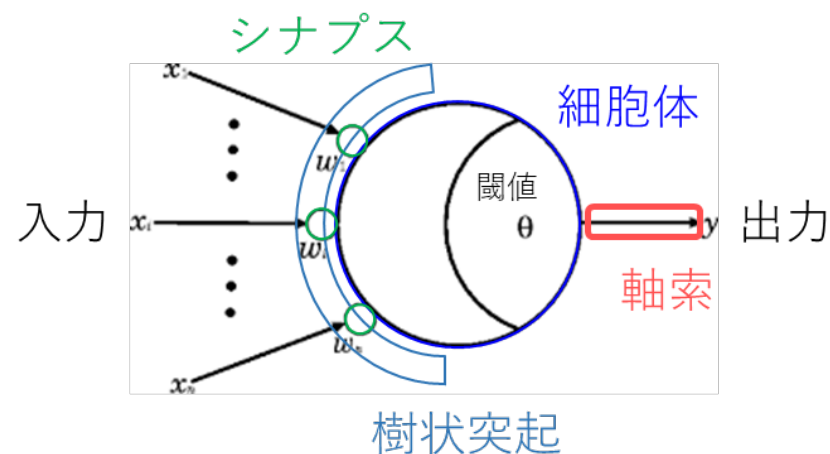
- 機能のみに着目し、形は考えない

閾値型ニューロンモデル

任意 (i 番目) のニューロンの表現

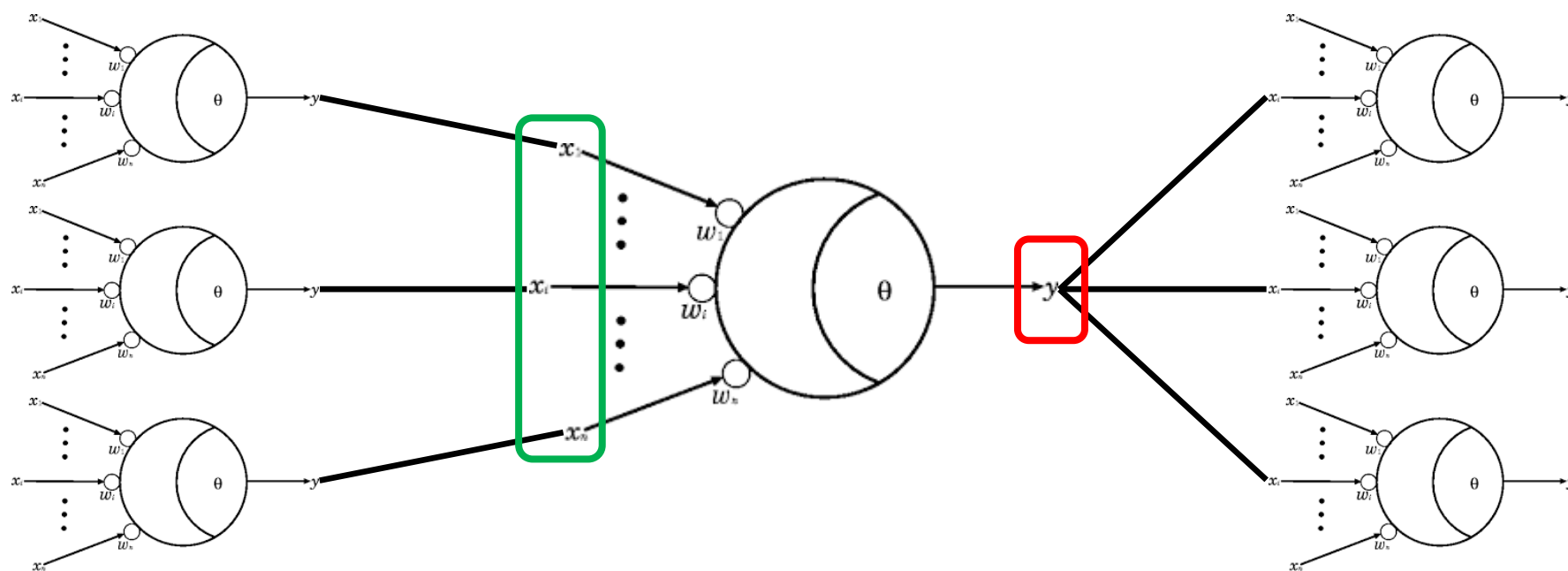
■ 変数を使って表現する

- 送り手のニューロン : j ($j = 1, 2, 3 \dots$)
- 第 j ニューロンからの入力値 : x_j
- 第 j ニューロンから第 i ニューロンへのシナプス結合荷重 (強さ) :
 w_{ij}
- 第 i ニューロンの膜電位 (内部状態) : u_i
- 第 i ニューロンの閾値 : θ_i
- 第 i ニューロンの出力値 : y_i



正の値 と 負の値
⇕
興奮性 と 抑制性

ニューロンの階層構造



- 自分 (i) への入力 x_j は、その手前の送り手のニューロン (j) にとっての出力 y_j
- 自分 (i) の出力 y_i は、その後ろの受け取り手のニューロン (k) にとっての入力 x_i

任意 (i 番目) のニューロンのモデル

ニューロンの状態（膜電位）は、
複数入力の重み付き和で決定
（ネット値）

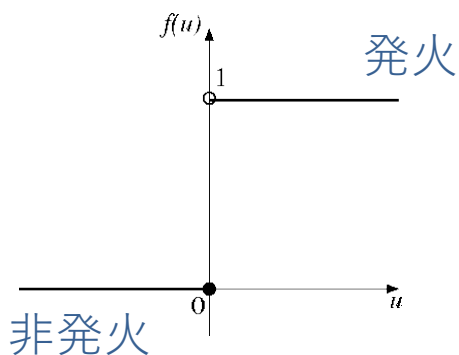
$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j$$

閾値を超えると発火

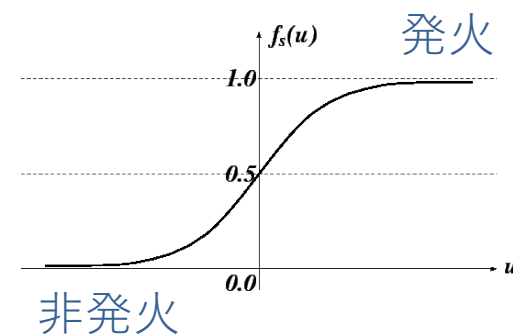
$$y_i = f_i(u_i - \theta_i)$$

第 i ニューロンの活性化関数： f_i

e.g. 階段関数、線形関数、シグモイド関数

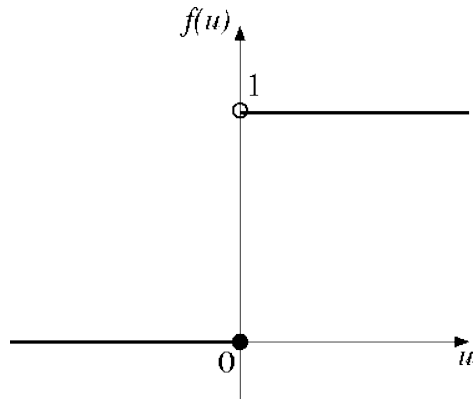


$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$



しきい素子（階段関数）のモデル

f_i が階段関数のとき

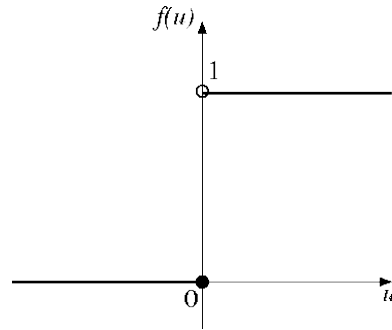


$$y_i = f_i(u_i - \theta_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i \geq 0 \\ 0, & \text{if } \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i < 0 \end{cases}$$

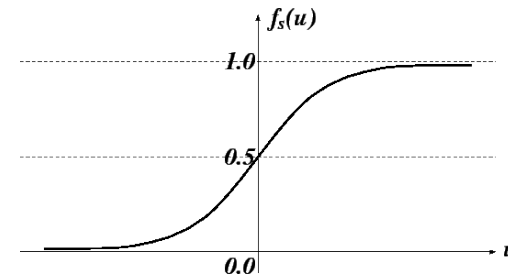
McCulloch-Pittsモデル：生体ニューロンを極めて単純化し、2つの本質的な特徴をとりいれた

- ニューロンは、他の多数のニューロンからの信号を受け取り、その膜電位（内部状態）が定まる
- ニューロンは、その膜電位が閾値を超えなければ何もせず、超えれば興奮（発火）する

しきい素子（シグモイド関数）のモデル

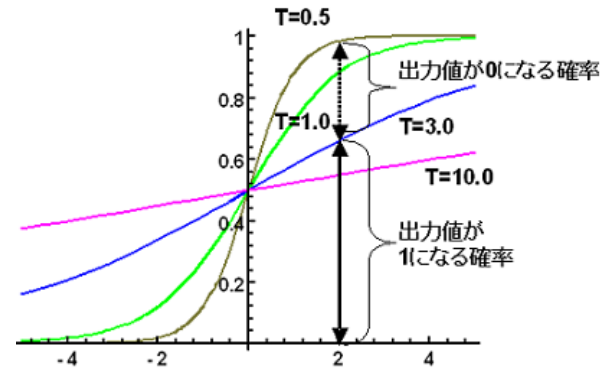


階段関数： $T \rightarrow 0$ の極限



シグモイド（S字型）関数

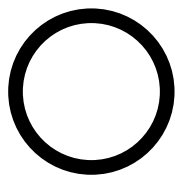
$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/T)}$$



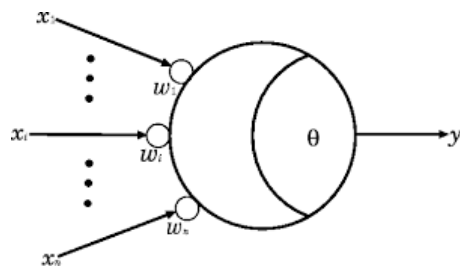
T 値を変えると、階段関数とS字型関数は、ほぼ一樣な関数に相当

ニューロンのネットワーク

1つのニューロン



模式図
(形は考えていない)



モデル、式



プログラム、アルゴリズム

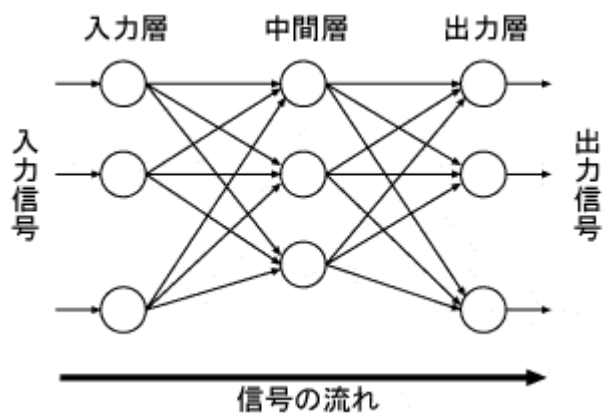
$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j$$
$$y_i = f_i(u_i - \theta_i)$$

複数のニューロンを繋ぎ合わせると...

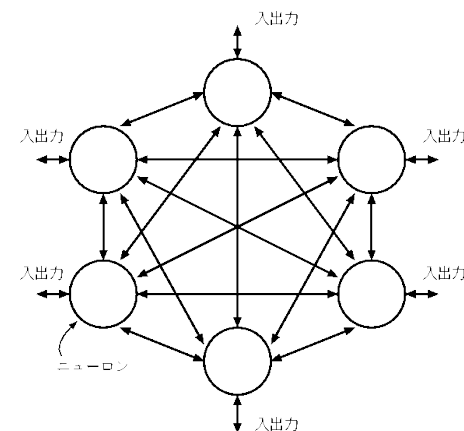


ニューロンのネットワーク

■ ニューロンの様々な繋ぎ方でネットワークを構築



階層型ネットワーク



相互結合型ネットワーク

入力  出力

信号の流れは一方通行
(前進型処理: Forward processing)

初期：すべてのニューロンが何らかの状態

最終：収束状態

 学習の経過

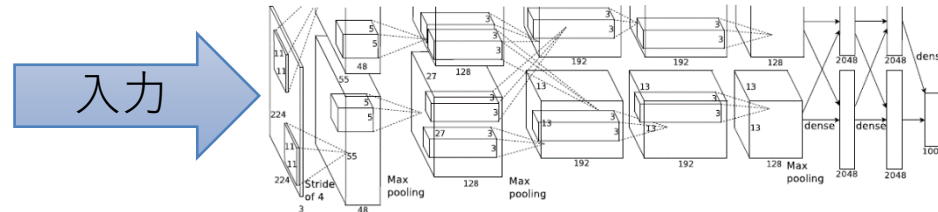
ニューラルネットワークの学習

- 結合荷重を変えることで、所望の動作（ある入力を与えられたときの出力）をさせる
- 「学習」とは一般に、システムのもつ**パラメータ**を変えることで、ユーザが所望する動作をシステムにさせること
- ニューラルネットワークにおける学習（変更）の対象となるパラメータは、**シナプスの結合荷重と閾値**

ニューラルネットワークの学習

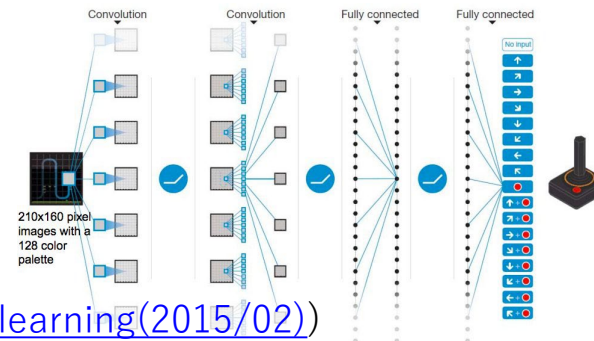
- 正しい動作（入力に対する最良の出力）をユーザが具体的に知っており、指定できる場合：

それを**教師信号（教師データ）**として用いる**教師あり学習**を行うことができる



- 好ましい動作かどうかはユーザが評価できる場合：

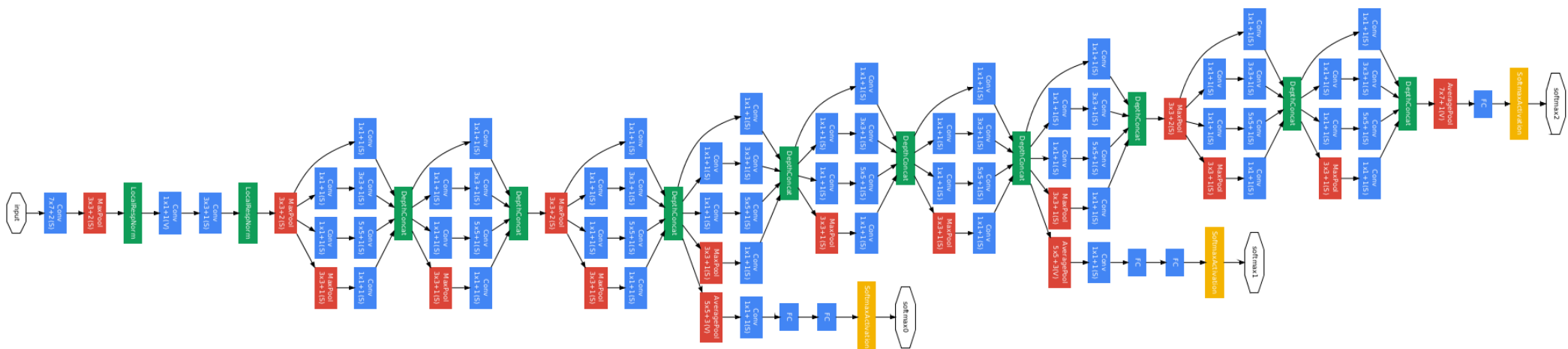
それを**報酬あるいは罰（評価値）**として用いる**教師なし学習/強化学習**を行うことができる



(引用元:[Human-level control through deep reinforcement learning\(2015/02\)](#))

階層型ネットワーク

- 近年、あらゆる分野で活用されているDeep Learningもニューラルネットワークの発展形
- 特に画像解析分野で非常に良い性能を示す



GoogLeNet(ILSVRC-2014)

階層型ネットワークの事例

- Deep Learning (CNN) (約20分)
<https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk>
- YOLO : You only look once 物体検出 (約2分)
<https://www.youtube.com/watch?v=quULXjoKfdg>
- Deep Learning入門 : Deep Learningとは? (約10分)
 - JP
 - <https://www.youtube.com/watch?v=W92VcivhoBs>
 - EN
 - https://www.youtube.com/watch?v=vlr-a5IT_U4

復習問題

1. 以下に対応するニューロンの部位を答えよ
 1. 処理部：
 2. 入力部：
 3. 出力部：
 4. 入力結合部：
2. 入力の重み付き和で計算される値を何というか？
3. 閾値に基づいて発火を制御する関数を何というか？

次回の講義

■ ニューラルネットワークの学習アルゴリズム

- 単純パーセプトロン
- 誤り訂正学習法

