

しおん研-ゼロつくゼミ

第2回

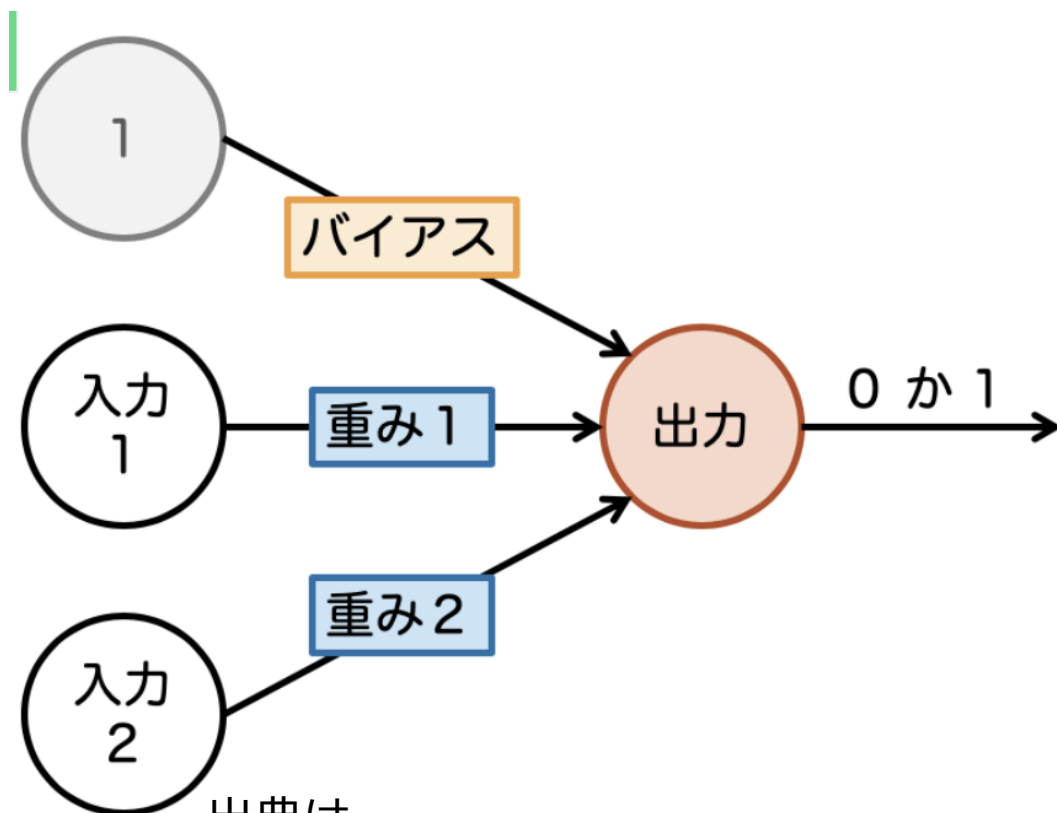
前回までにやったこと

- ▶ Deep Learningの概観
- ▶ Pythonの環境と基本文法

今回やること（参考書P.21~P.65）

- ▶ ニューラルネットワークの起源である、パーセプトロンの構造とその限界を確認する
- ▶ パーセプトロンからニューラルネットワークへの数学的拡張
- ▶ 3層ニューラルネットワーク（順伝播のみ）の実装

パーセプトロンとは：下図のような アルゴリズム！



入力 1 : x_1
入力 2 : x_2
出力 : y
バイアス : b
重み 1 : w_1
重み 2 : w_2

と表現する。

入力 1、2 と出力は各々
1 または 0 を取ることに
する。

(すなわち、バイアスの
ノードは常に 1 をとる入
力信号であると言える)

出典は

<https://blog.apar.jp/deep-learning/11979/>

パーセプトロンの数式的表現

$$\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$f(\vec{x}) = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + w_{n+1}$$

$$f(\vec{x}) > 0 \rightarrow 1$$

$$f(\vec{x}) < 0 \rightarrow 0$$

$$f(\vec{x}) = 0 \rightarrow 1 \text{ or } 0$$

出典：

<https://newtechnologylifestyle.net/> 一番
簡単な単純パーセプトロンについて/

重み：出力に対して、当該の入力ノードがどれだけ**重要**か

バイアス：**信号の通りやすさ**（どれだけ信号の重みつき総和に下駄を履かせるか）

を意味する！

パーセプトロンを用いた単純な論理回路の実装

- ▶ AND gate ($(x_1, x_2) = (1, 1)$ のときのみ $y=1$)
- ▶ NAND gate (ANDの逆)
- ▶ OR gate ((x_1, x_2) の一方に1があれば $y = 1$)

それぞれ、パラメータは何にすれば良い？

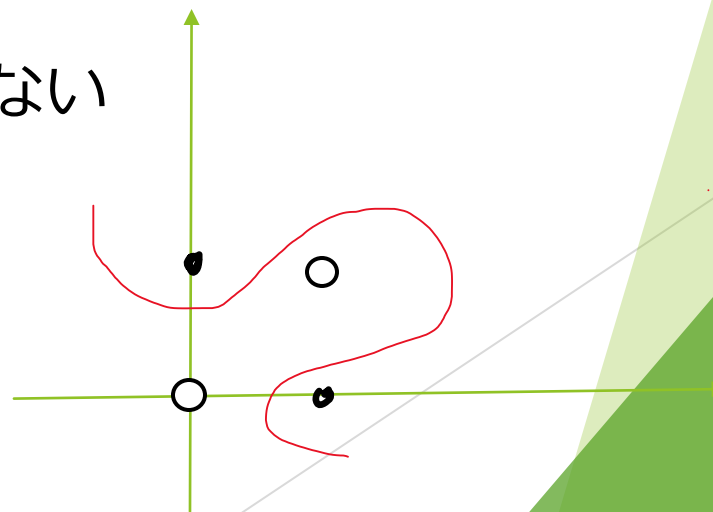
パーセプトロンでXOR回路（排他的論理和）が表せる？：（単層）パーセプトロンの限界

▶ XOR回路 とは

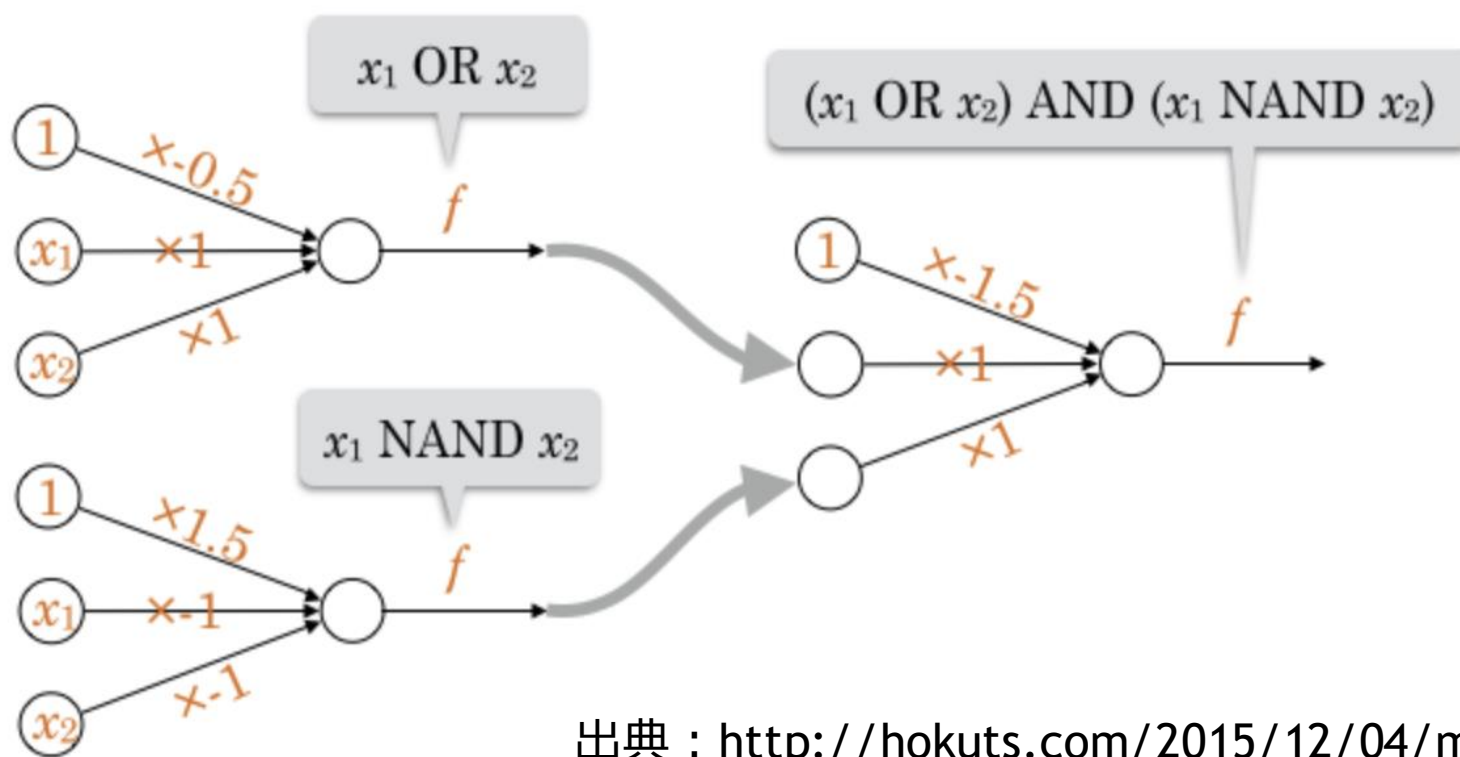
x1	x2	y
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

これは、1層のパーセプトロンでは表せない
（理由：境界が非線形だから！）

単層パーセプトロンでは、境界が線形のものしか扱えないという意味で限界がある。



XORをパーセプトロンの構造を使って表すには？→層を増やす！



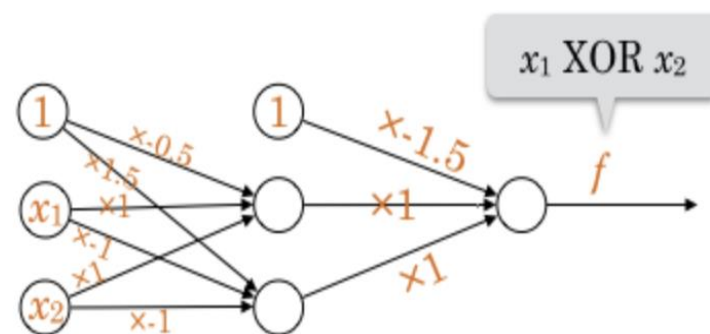
出典 : <http://hokuts.com/2015/12/04/ml3-mlp/>

本当にそうなのかな？

- ▶ 中間層のノードをs1,s2とすると
うまくいってそう！
(実装はGoogle Colaboratoryで
行います)

つまり、層を増やすことによって、
非線形なモデルの表現も可能になる！

x1	x2	s1	s2	y
1	1	1	0	0
1	0	1	1	1
0	1	1	1	1
0	0	0	1	0



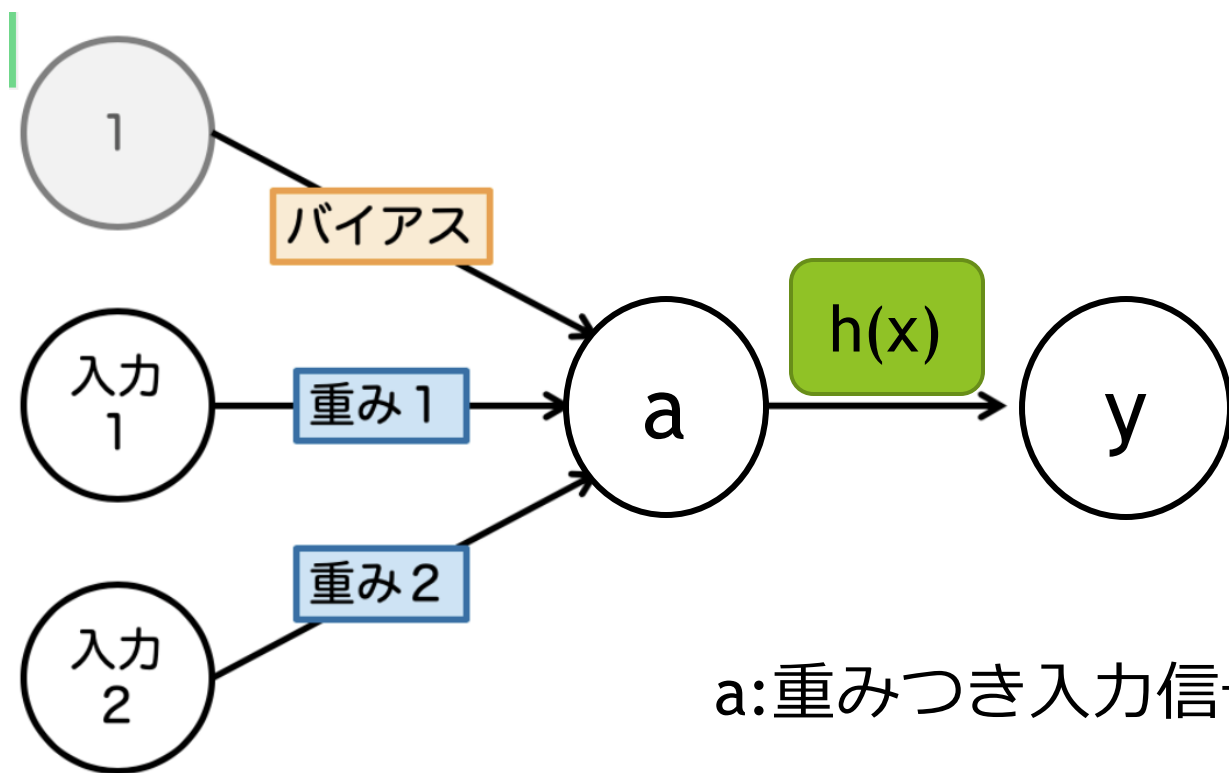
(c.f.) コンピューターは、NAND gateの組み合わせによって信号を伝達しているそうです。

じゃあ、これだけで十分？

- ▶ 層が深くなってくると、パラメータ（重み、バイアス）の数も多くなる・・・
- ▶ それに、関数が複雑になればなるほど、適切なパラメータを人の手で決定するのは難しい・・・

→ 機械自身で適切なパラメータを決めてもらおう！（＝Deep Learning）
そのような構造を持つモデルを構築するためには、パーセプトロンをどのように拡張させたらいいんだろう？

パーセプトロンをもっと細かく分解してみる



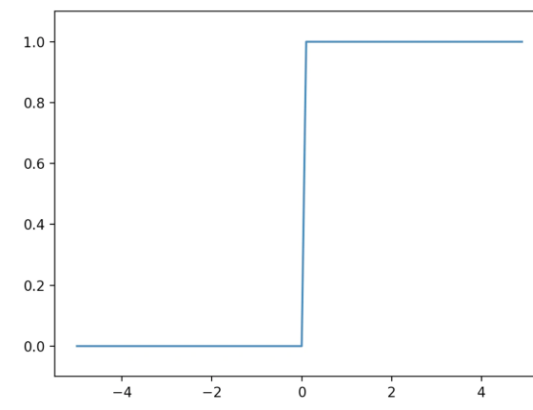
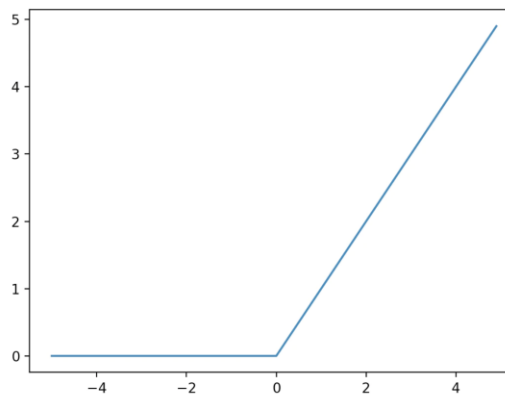
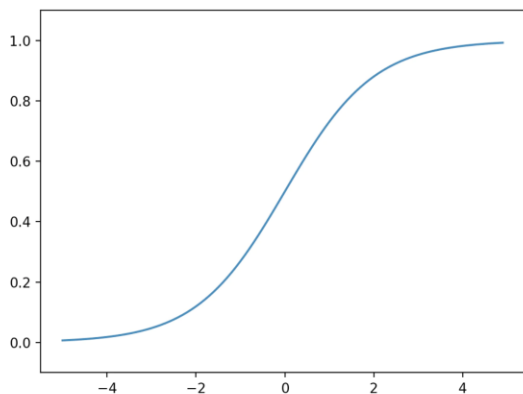
$$\begin{aligned} h(x) &= 0 \quad (x \leq 0) \\ &= 1 \quad (x > 0) \end{aligned}$$

a: 重みつき入力信号の総和

$h(x)$: 活性化関数

(実装はGoogle Colabで)

- ▶ 活性化関数：どのように入力信号の総和を発火 (=実行) させるかを決める関数
- ▶ パーセプトロンにおける活性化関数はStep関数といい、右のような不連続関数をいう。
- ▶ ニューラルネットワークでよく使う活性化関数は、Sigmoid (左) や Relu (右) といった連続関数である。

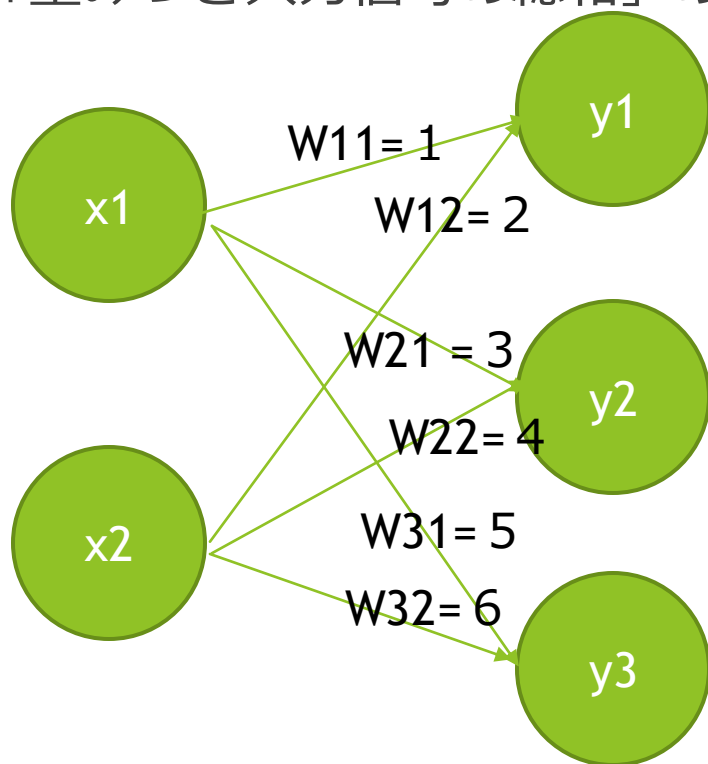


出典：
<https://qiita.com/namitop/items/d3d5091c7d0ab669195f>

ニューラルネットワークの実装

- ▶ 多次元配列の計算
- ▶ 実際の入力ノード、出力ノードは2個、1個よりもだいぶ多い

→ 1回の「重みつき入力信号の総和」の計算を行列でまとめて行いたい！！



$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & y_3 \end{bmatrix}$$

ニューラルネットワークの実装

- ▶ 入力のノードのベクトルを $X = [x_1, x_2, \dots, x_{n1}]$ とする
- ▶ 重みつき入力信号の総和を $A = [a_1, a_2, \dots, a_{n2}]$ とする
- ▶ 重みパラメータを $W = [[w_{11}, w_{21}, \dots, w_{n11}],$

$[w_{12}, w_{22}, \dots, w_{n12}],$

$[w_{1n1}, w_{2n1}, \dots, w_{n1n1}]]$ とする

バイアスを $B = [b_1, b_2, \dots, b_{n2}]$ とする

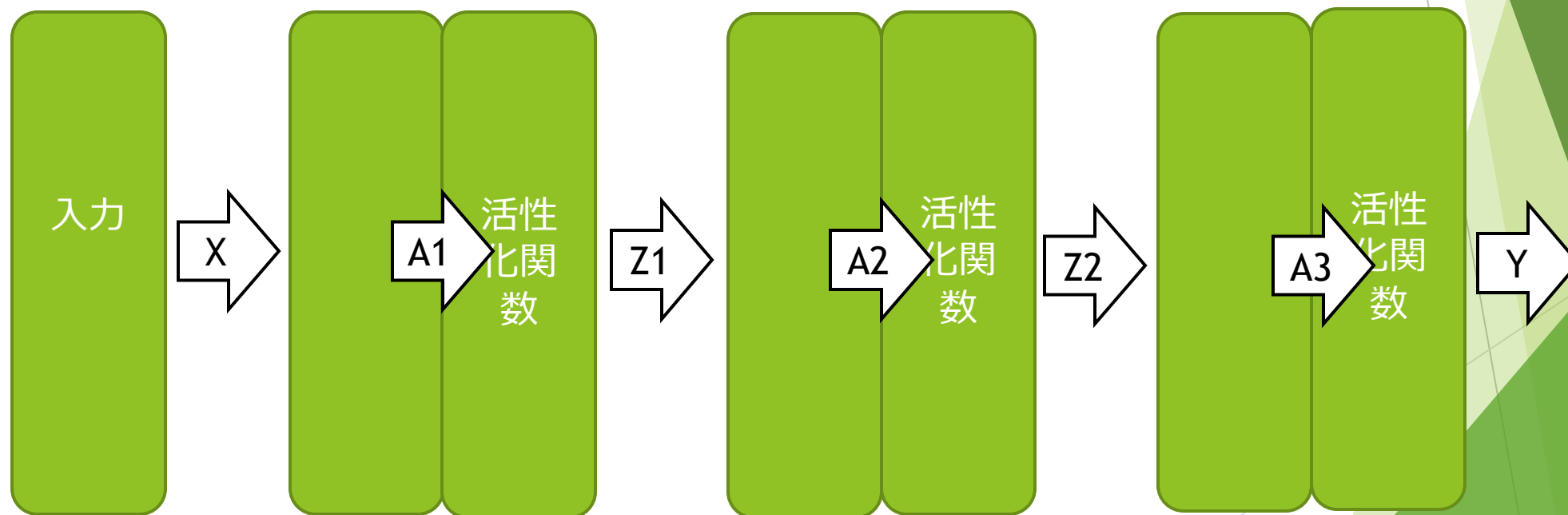
- ▶ 出力ノードのを $Y = [y_1, y_2, \dots, y_{n2}]$ とすると
- ▶ ニューラルネットワーク1層分 :

$$Z = XW + B \quad (A=XW)$$

$$Y = h(Z)$$

3層のニューラルネットワークを実装してみよう

- ▶ (注意) ニューラルネットワークの層を数える時は、入力層を省くことが多い。



(おまけ) どうしてニューラルネットワークではStep関数を使わないのか？