

## 3章 ニューラルネットワーク

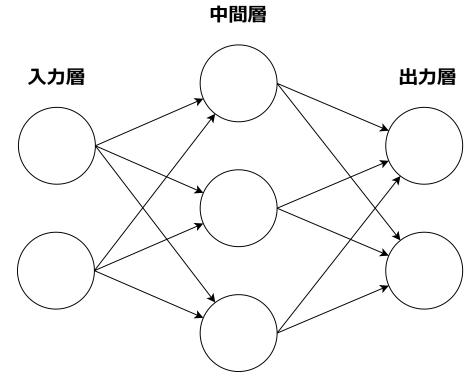
高柳海斗(リュカ)



### ニューラルネットワークとは

- パーセプトロンの応用
- 重みの自動決定ができる

中間層は隠れ層ということも多い



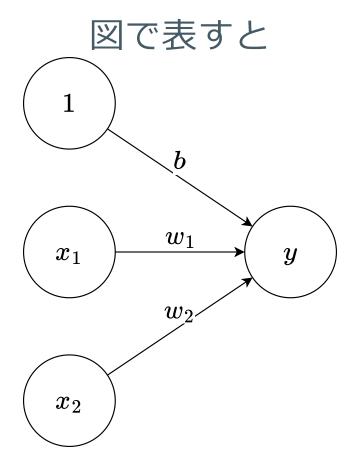
2層ネットワーク



### パーセプトロン

#### 数式で表すと

$$y = egin{cases} 0 & (b+w_1x_1+w_2x_2 \leq 0) \ 1 & (b+w_1x_1+w_2x_2 > 0) \end{cases}$$



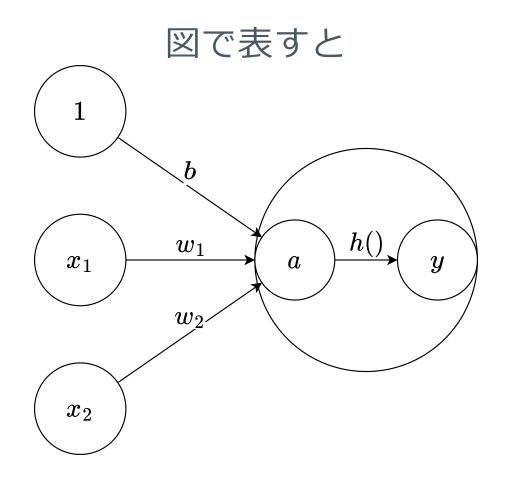


#### パーセプトロン

#### 数式で表すと

$$y = egin{cases} 0 & (b+w_1x_1+w_2x_2 \leq 0) \ 1 & (b+w_1x_1+w_2x_2 > 0) \ = h(b+w_1x_1+w_2x_2) \end{cases}$$

$$h(x)=egin{cases} 0&(x\leq 0)\ 1&(x>0) \end{cases}$$





#### 活性化関数

入力信号の総和がどのように活性化するかを決める

パーセプトロンの場合はステップ関数

$$h(x)=egin{cases} 0&(x\leq 0)\ 1&(x>0) \end{cases}$$

パーセプトロンの活性化関数を一般の非線形関数に拡張したものを ニューラルネットワークと呼ぶ

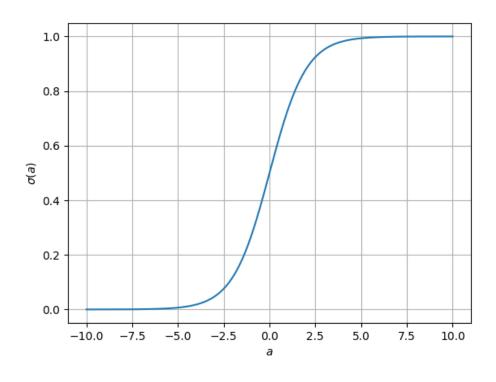


#### シグモイド関数

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

シグモイド関数のいいところ

- 0 < h(x) < 1
- 0.5を中心に対称
- 滑らか・微分可能



シグモイド関数のグラフ

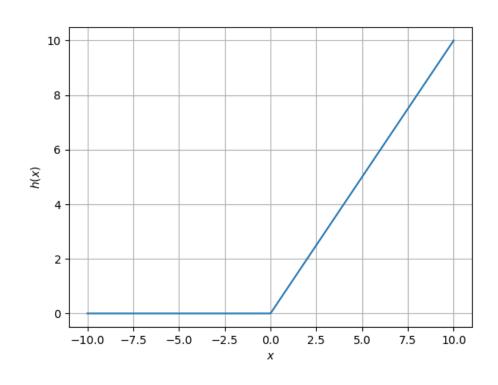


#### ReLU

$$h(x) = egin{cases} x & (x>0) \ 0 & (x\leq 0) \end{cases}$$

ReLU関数のいいところ

- 計算コストが低い
- シグモイドより性能が良くなる ことがある(2011 Xavier Glorot)



ReLU関数のグラフ



### 実装してみよう

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
def step_function(x):
 return np.array(x>0, dtype = np.int)
fig, ax = plt.subplots()
x = np.linspace(-10, 10, 1000)
ax.plot(x, list(map(relu, x)))
ax.set_xlabel('$x$')
ax.set_ylabel('$h(x)$')
ax.grid()
fig.savefig("step.png")
```



### ブロードキャスト

## numpyの機能

by リュカ 9 / 12



# 実装してみよう

#### シグモイド

```
def sigmoid(x):
   return 1 / (1+np.exp(-x))
```

#### ReLU

```
def relu(x):
   return np.maximum(0,x)
```



#### その他の活性化関数

#### Leaky ReLU

$$h(x)=egin{cases} x & (x>0) \ 0.01x & (x\leq 0) \end{cases}$$

#### **Swish**

$$h(x) = x \sigma(eta x) \ \sigma(eta x) = rac{1}{1 + e^{-eta x}}$$

#### ソフトサイン

$$h(x) = \frac{x}{1+|x|}$$

#### Snake

$$h(x) = x + \sin^2 x$$



# 参考文献

- ゼロから作る Deep Learning
- Xavier Glorot; Antoine Bordes; Yoshua Bengio. "Deep Sparse Rectifier Neural Networks". Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS-11) 15: 315-323.