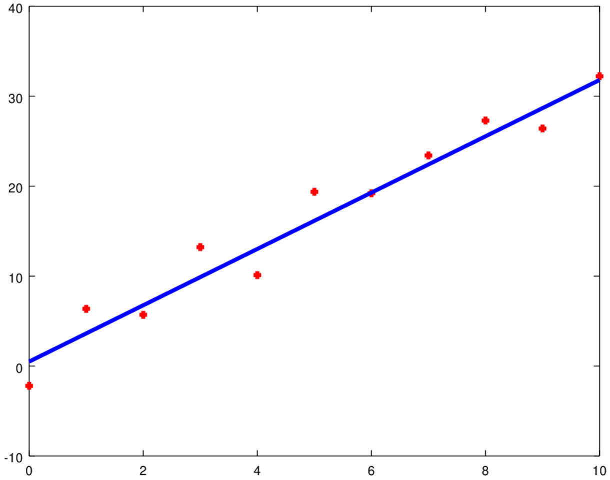
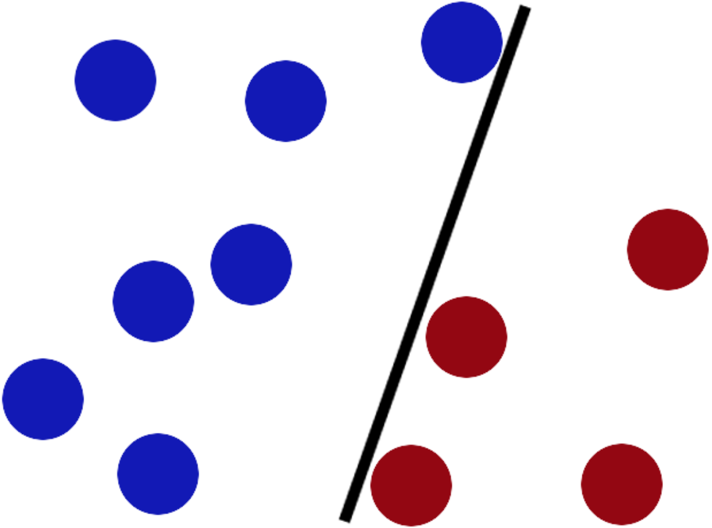
Machine Learning

Réseau de Neurones

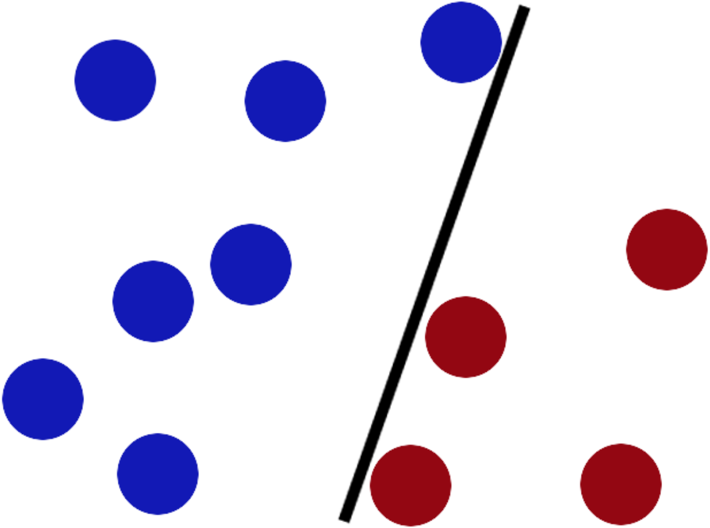
Lien avec la régression linéaire



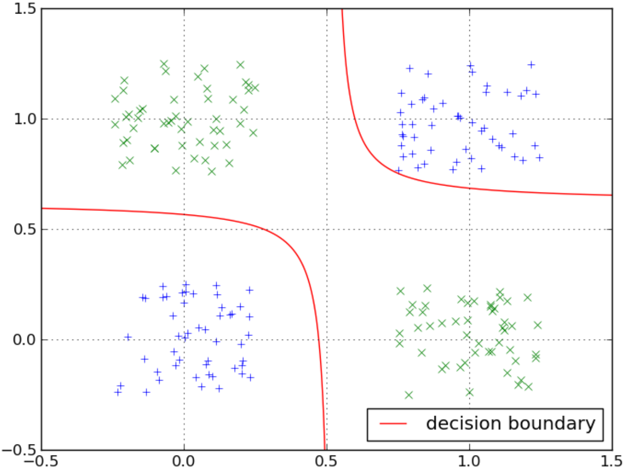
Lien avec la régression linéaire



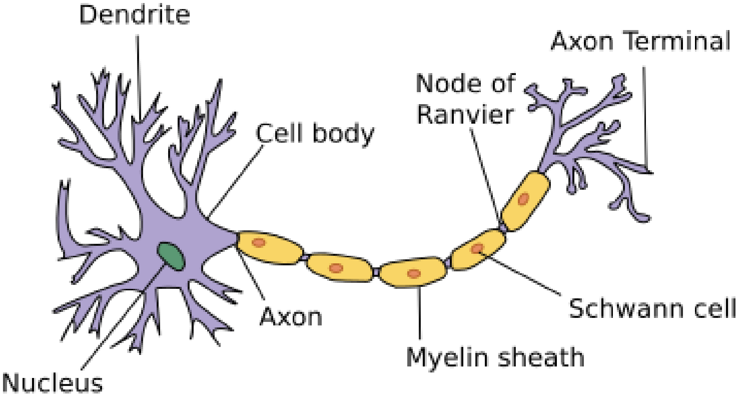
Lien avec la régression linéaire



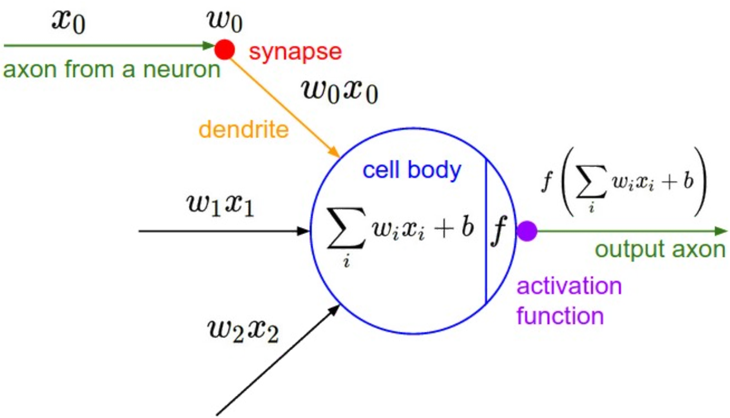
Lien avec la régression linéaire



Réseau de Neurones



Réseau de Neurones



Réseau de Neurones

$$\sigma\left(\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_d \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{d1} & w_{d2} & \dots & w_{dn} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & \dots & b_n \end{bmatrix}\right)$$

$$= \begin{bmatrix} o_1 & o_2 & \dots & o_n \end{bmatrix}$$

où :

X est une donnée en entrée de dimension **d**,

w et b sont les paramètres à trouver des **n** neurones de notre modèle.

σ la fonction d'activation et

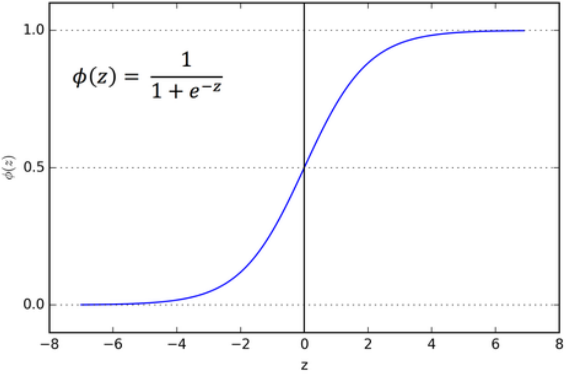
O la sortie du réseau

Réseaux de neurones : Fonction d'activation σ

- Sigmoïde
- Tanh
- Softmax
- ReLU
- ...

Réseaux de neurones : Fonction d'activation σ

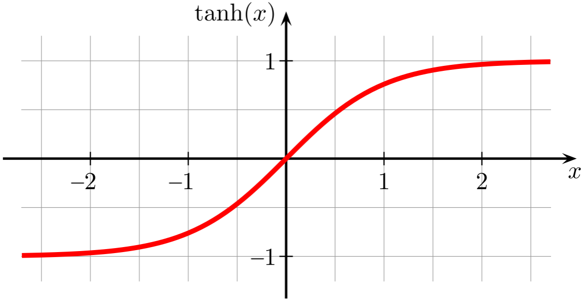
Sigmoïde



$$\frac{\partial \phi(x)}{\partial x} = \phi(x) * (1 - \phi(x))$$

Réseaux de neurones : Fonction d'activation σ

$$\tanh(x) = \frac{1 - \exp -2 * x}{1 + \exp -2 * x}$$



$$\frac{\partial \tanh(x)}{\partial x} = 1 - \tanh^2(x)$$

Réseaux de neurones : Fonction d'activation σ

$$Softmax(x_j) = \frac{\exp x_j}{\sum_{i=1}^{n} \exp x_i}$$

donc :

$$\sum_{j=1}^{n} Softmax(x_j) = 1$$

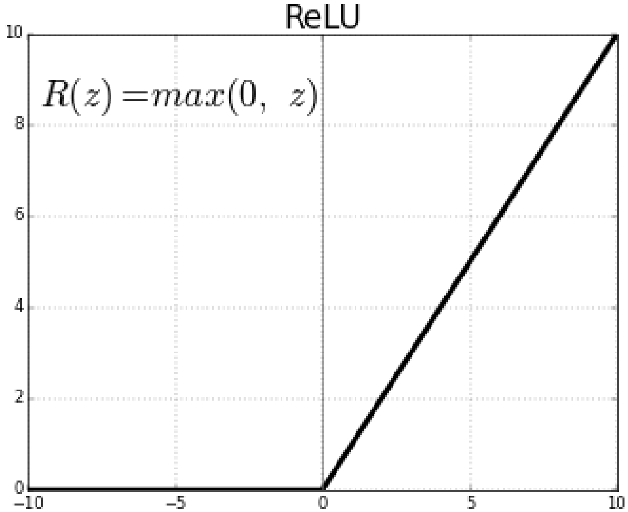
dérivée (ou jacobien car le softmax est une fonction de $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$) :

$$D_j S_i = S_i(\delta_{ij} - S_j)$$

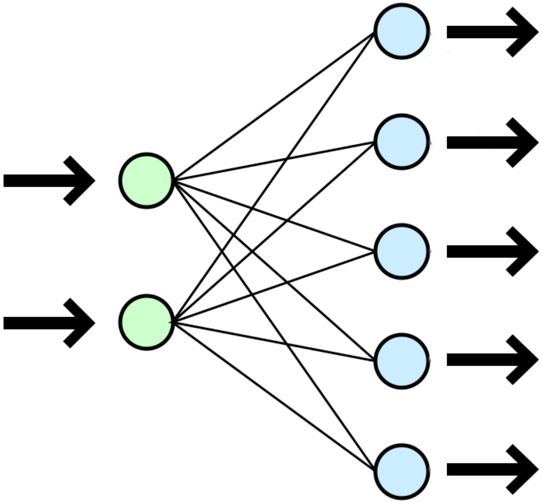
où $D_j S_i$ est la dérivée partielle de la i-ième sortie par rapport à la j-ième entrée

δ_{ij} est le delta de Kronecker

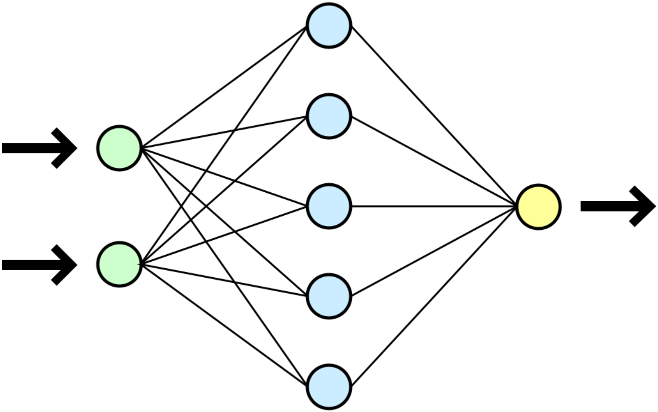
Réseaux de neurones : Fonction d'activation σ



Réseau de Neurones



Réseau de Neurones



Réseau de Neurones