Machine Learning

$$\sigma\left(\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_d \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} ?_{11} & ?_{12} & \dots & ?_{1n} \\ ?_{21} & ?_{22} & \dots & ?_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ?_{d1} & ?_{d2} & \dots & ?_{dn} \end{bmatrix}\right) = \begin{bmatrix} o_1 & o_2 & \dots & o_n \end{bmatrix}$$

où:

X est une donnée en entrée de dimension d,

 $?_{??}$ sont les paramètres à trouver des \mathbf{n} neurones de notre modèle.

 σ la fonction d'activation et

O la sortie du réseau



Calcul de l'erreur

$$\frac{1}{2} \begin{pmatrix} \left[o_1^* & o_2^* & \dots & o_n^* \right] - \begin{bmatrix} o_1 & o_2 & \dots & o_n \end{bmatrix} \end{pmatrix}^2 = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & \dots & e_n \end{bmatrix}$$

où:

 O^* représente la sortie attendue du réseau,

O la sortie du réseau et

E l'erreur commise par chaque neurone de sortie.



Mise à jour des poids (backward)

$$\Delta w_i = -\gamma * \frac{\partial E}{\partial w_i}$$

où:

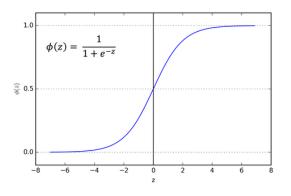
 Δw_i est l'update du paramètre w_i et γ est un méta-paramètre du modèle (learning rate)



- Sigmoïde
- Tanh
- Softmax
- ReLU
- ..



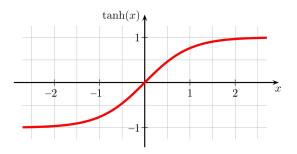
Sigmoïde



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



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



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



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

donc:

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

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

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

où D_jS_i est la dérivée partielle de la i-ième sortie par rapport à la j-ième entrée

 δ_{ij} est le delta de Kronecker



