Université Mohammed Premier Faculté des Sciences Département d'Informatique Ouida



Année universitaire : 2023- 2024 Master : Ingénierie Informatique Module : Ingénierie Linguistique Série 1 : Réseaux de neurones

Nous examinons dans ce TP la méthodologie de construction pas à pas d'un perceptron comme illustré dans la figure ci-dessous.

Backward Propagation

On dispose d'un ensemble d'apprentissage de données $(x^i, e_i)_{i=1, \dots, N}$ où $x^i = (x^i_j)_{j=1, \dots, k} \in \mathbb{R}^k$ est la $i^{\grave{e}me}$ entrée et $e_i \in \mathbb{R}$ est l'étiquette de cette entrée.

La fonction d'activation φ est la fonction *sigmoïde* définie par : $\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$.

La fonction erreur globale est définie pour le vecteur de poids $w=(w_0, \cdots, w_k)$ par

$$Err(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} Err_i(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (F(x^i) - e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[\varphi \left(\sum_{j=0}^{k} w_j x_j^i \right) - e_i \right]^2$$

L'ajustement des poids du modèle se fera selon la formule de descente de gradient suivante :

$$w^{m+1} = w^m - \delta \operatorname{grad} \operatorname{Err}(w^m)$$

où le vecteur des poids initiaux $w^0 = (w_0^0, w_1^0, \dots, w_k^0)$ est choisi aléatoirement, et le pas δ est choisi entre 0 et 1.

Pour calculer grad Err(w) défini par :

$$grad(Err(w)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} grad(Err_i(w))$$
 avec $grad(Err_i(w)) = \left(\frac{\partial Err_i(w)}{\partial w_i}\right)_{0 \le l \le k}$

on pose pour une donnée (x, e), où $x = (x_j)_{1 \le j \le k}$ et e est l'étiquette de x:

$$z(w) = \sum_{j=0}^{k} w_j x_j$$
 $(x_0 = 1)$ et $s(z) = \varphi(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$

Ainsi, l'erreur relative à cette donnée est exprimée par :

$$Err(w) = \left[\varphi\left(\sum_{j=0}^{k} w_j x_j\right) - e\right]^2 = [s(z) - e]^2$$

Comme

$$\frac{\partial Err}{\partial s} = 2(s - e), \quad \frac{\partial s}{\partial z} = \frac{e^{-z}}{(1 + e^{-z})^2} = s(1 - s), \quad \frac{\partial z}{\partial w_l} = x_l$$

alors

$$\frac{\partial Err(w)}{\partial w_l} = \frac{\partial E(w)}{\partial s} \times \frac{\partial S(w)}{\partial z} \times \frac{\partial Z(w)}{\partial w_l}$$
$$= 2(s - e)s(1 - s)x_l$$

et par suite,

$$\begin{split} grad \Big(Err_i(w) \Big) &= \left(\frac{\partial Err_i(w)}{\partial w_l} \right)_{0 \leq l \leq k} \\ &= \left(2 \left(\varphi \left(\sum_{j=0}^k w_j x_j^i \right) - e \right) \varphi \left(\sum_{j=0}^k w_j x_j^i \right) \left(1 - \varphi \left(\sum_{j=0}^k w_j x_j^i \right) \right) x_l^i \right)_{0 \leq l \leq k} \\ &= 2 \left(\varphi \left(\sum_{j=0}^k w_j x_j^i \right) - e_i \right) \varphi \left(\sum_{j=0}^k w_j x_j^i \right) \left(1 - \varphi \left(\sum_{j=0}^k w_j x_j^i \right) \right) x^i \end{split}$$

- 1. Créer les fonctions *sigmoïde(x)* et *derivee_sigmoide(s)* qui calculent respectivement les valeurs de la fonction d'activation sigmoïde et de sa dérivée en un point donné.
- 2. Créer la fonction *sortie_Perceptron(x,w)* qui calcule la sortie du perceptron à partir des vecteurs x et w.
- 3. Créer la fonction *initialisation(k)* qui génère aléatoirement le vecteur $w^0 = (w_0^0, w_1^0, \dots, w_k^0)$ des poids initiaux.
- 4. Créer la fonction *gradient_local(x, e, w)* qui calcule le gradient de la fonction erreur appliqué à l'exemple *x* ayant l'étiquette *e*.
- 5. Créer la fonction *gradient_Globale(X, E, w)* qui calcule le gradient de la fonction erreur globale relative à tous les exemples x^i du corpus X et au vecteur des étiquettes $E = (e_i)_{i=1,\dots,N}$.
- 6. Créer la fonction *perceptron(X, E, pas, n_iter)* qui permet de construire un perceptron à partir du corpus d'apprentissage *X* et du vecteur des étiquettes *E*. le pas de la méthode de descente de gradient est *pas*, et *iter* représente le nombre d'itération.
- 7. Créer une fonction $get_IO_data()$ qui permet de construire la matrice des exemples X, et le vecteur des étiquettes E, et tester la fonction perceptron() sur ces données :

	X				Е
Exemple 1	1	0	1	0	1
Exemple 2	1	0	1	1	1
Exemple 3	0	1	0	1	0