

Corrigé type de l'interrogation 2 en apprentissage automatique

Exercice 01 :

Montrer que la fonction sigmoïde satisfait la propriété suivante :

$$\mathbf{sigm}(-a) = \mathbf{1} - \mathbf{sigm}(a)$$

et que son inverse est donné par

$$\mathbf{sigm}^{-1}(y) = \ln\{y/(1 - y)\}$$

Solution :

Soit

$$\mathbf{sigm}(a) = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1} + e^{-a}}$$

Donc on a

$$\begin{aligned} \mathbf{1} - \mathbf{sigm}(a) &= \mathbf{1} - \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1} + e^{-a}} = \frac{\mathbf{1} + e^{-a} - \mathbf{1}}{\mathbf{1} + e^{-a}} \\ &= \frac{e^{-a}}{\mathbf{1} + e^{-a}} = \frac{e^a e^{-a}}{e^a(\mathbf{1} + e^{-a})} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1} + e^a} = \mathbf{sigm}(-a) \end{aligned}$$

L'inverse de la fonction sigmoid peut être facilement trouvé comme suit

$$y = \mathbf{sigm}(a) = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1} + e^{-a}}$$

$$\Rightarrow \frac{\mathbf{1}}{y} - \mathbf{1} = e^{-a}$$

$$\Rightarrow \ln\left\{\frac{\mathbf{1}}{y} - \mathbf{1}\right\} = -a$$

$$\Rightarrow \ln\{y/(1 - y)\} = a = \mathbf{sigm}^{-1}(y)$$

Exercice 02 :

Soit la fonction d'erreur pour une classification binaire dérivée pour un réseau de neurones ayant une fonction d'activation sigmoïde suivante :

$$E(\tilde{\mathbf{w}}) = \sum_{i=1}^N -y^{(i)} \ln(g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \ln(1 - g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)}))$$

Où $0 \leq g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)}) \leq 1$, et les étiquettes des données $y^{(i)} \in \{0,1\}$.

Dériver la fonction d'erreur correspondante si on considère un réseau ayant $-1 \leq g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)}) \leq 1$ et les valeurs des étiquettes $y^{(i)} = 1$ pour la classe C_1 et $y^{(i)} = -1$ pour la classe C_2 . Quel est le meilleur choix pour la fonction d'activation de l'unité de sortie ?

Solution :

Cette transformation correspond simplement à un échelonnement et un décalage des sorties binaires, ce qui donne directement la fonction d'activation, sous la forme

$$y = 2\text{sigm}(x) - 1$$

La fonction d'erreur correspondante peut être construite en appliquant la fonction inverse à $g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)})$ et $y^{(i)}$, ce qui va donner

$$E(\tilde{\mathbf{w}}) = \sum_{i=1}^N -\frac{1 + y^{(i)}}{2} \ln\left(\frac{1 + g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)})}{2}\right) - \left(1 - \frac{1 + y^{(i)}}{2}\right) \ln\left(1 - \frac{1 + g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)})}{2}\right)$$
$$E(\tilde{\mathbf{w}}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left\{ -(1 + y^{(i)}) \ln(1 + g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \ln(1 - g(\tilde{\mathbf{x}}^{(i)})) \right\} + N \ln(2)$$

où le dernier terme peut être abandonné, car il est indépendant de w .

Pour trouver la fonction d'activation correspondante, nous appliquons simplement une transformation linéaire à la fonction sigmoïde, ce qui donne

$$g(x) = 2\text{sigm}(x) - 1 = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$$
$$= \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} = \frac{e^{x/2} - e^{-x/2}}{e^{x/2} + e^{-x/2}}$$
$$= \tanh(x/2)$$