

TD 1 — Autodiff, MLP et rétropropagation

Exercice 1: fonction logistique-sigmoide

- 1. Dessiner le graphe de calcul de la fonction sigmoide : $y = f(x, a) = 1/(1 + e^{-ax})$
- 2. Calculer sa dérivée par rapport à x, appelée "dx", en utilisant le graphe et le mode de différentiation automatique "forward"
- 3. Même chose mais en utilisant le mode "reverse"
- 4. Sans faire de nouveau calculs, donner "da"
- 5. Si l'on considère une fonction $f: \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^m$, dans quel cas le mode forward est plus efficace que le mode reverse?

Exercice 2 : Perceptron multicouche (MLP) pour la régression

Un client vous demande de réaliser un réseau de neurones qui prédit l'indice polluant de déchets en plastique, uniquement à partir de deux attributs, par exemple la densité et le pouvoir de réflexion de la lumière des matériaux.

Vous créez un réseau à L=2 couches avec $k_1=2$ neurones pour la couche cachée et $k_2=1$ neurone pour la couche de sortie. Le neurone de sortie (d'indice 3) fait une prédiction d'une valeur réelle dans l'intervalle [-1.0,1.0].

La figure 1 représente ce réseau dans son état initial avec les valeurs initiales de poids et de biais.

On choisit la fonction d'activation sigmoide pour les deux neurones de la couche cachée (neurones 1 et 2) et la fonction tangente hyperbolique (tanh) pour le neurone de la couche de sortie (neurone 3). On rappelle que la fonction sigmoide est définie par $f(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}}$,

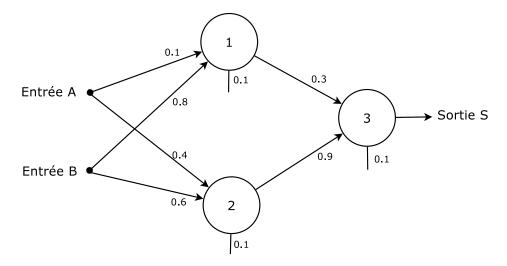


FIGURE 1 – Architecture du modèle.

et sa dérivée peut être calculée en sachant que f'(a)=f(a)(1-f(a)). La fonction tanh est définie par $f(a)=\frac{e^{2a}-1}{e^{2a}+1}$ et sa dérivée peut être calculée en sachant que : $f'(a)=1-f(a)^2$.

La fonction de coût, (la *loss function*), est l'erreur quadratique (*squared error*), donnée par la formule suivante pour un exemple d'apprentissage (x, y):

$$loss(\hat{y}, y) = 0.5 * (y - \hat{y})^2$$

pour le neurone de la couche de sortie (neurone 3) avec la sortie qui est son activation : $\hat{y} = h_3$.

On prendra un taux d'apprentissage $\alpha=1.0$ et la simple règle de descente de gradient stochastique pour actualiser les poids.

Vous disposez d'un premier exemple d'apprentissage : $\{1.0; 1.0; 0.5\}$, où entrée A = entrée B = 1.0 et la sortie désirée pour ces deux valeurs est y = 0.5.

Question 1. Réaliser une passe forward pour cet exemple : calculer toutes les préactivations et activations. Quelle est la valeur \hat{y} prédite par le réseau? Calculer la valeur de la fonction de coût associée.

Question 2. Réaliser une passe backward pour cet exemple : calculer tous les gradients des poids, ainsi que les variations de valeurs associées : ΔW .

Question 3. Actualiser les poids. Dessiner le réseau en reportant les valeurs des poids que vous avez trouvées.

Question 4. Refaire une passe forward. La prédiction est-elle meilleure cette fois-ci?

Exercice 3: Mettre en oeuvre une chaîne de classification

L'INRA souhaiterait pouvoir détecter automatiquement si un canard est malade de la grippe aviaire ou non. Des prélèvements sont réalisés sur une population de canards dont on connaît le diagnostique. Ces prélèvements donnent cinq cents indicateurs par animal, tous à valeur réelle.

Question 1. Décrire toute la chaîne de traitement pour mettre en oeuvre une approche automatique et détailler les phases d'entraînement et d'évaluation de votre système. Quand peut-on arrêter l'entraînement?

Question 2. Proposer une architecture de réseau de neurones qui pourrait servir de classifieur. Quelle loss utiliser pour l'entraînement?

Question 3. Supposons que parmi ces 500 indicateurs, certaines valeurs sont manquantes. Proposer des stratégies pour palier à ce problème.

Question 4. L'initialisation d'un réseau de neurones est aléatoire. Comment peut-on faire pour avoir une mesure un peu fiable sur la performance de notre approche?

Question 5. Décrire le principe de la validation croisée. Dans quel cas la validation croisée est-elle particulièrement intéressante?