

UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE DE COMPIÈGNE

GÉNIE INFORMATIQUE

Rétropropagation

Authors :

Nacim KHALIS et Antoine COLLAS

28 mars 2018



1 Réseau de neurones : perceptron multicouche

L'objectif est de programmer un perceptron multicouche afin de classer un ensemble de bouteilles de vins en 3 ensembles.

L'architecture de notre perceptron multicouche est la suivante :

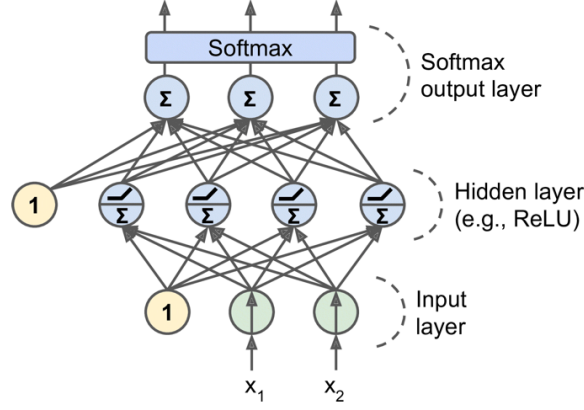


FIGURE 1 – Perceptron multi-couches tiré de 'Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow' de Aurélien Géron.

2 Rétropropagation appliquée à un réseau de classification

2.1 Notation

m est le nombre d'éléments dans notre ensemble d'entraînement.

K est le nombre de classes (et donc de sorties de notre réseau de neurones).

n_{in} est le nombre de neurones de la couche d'entrée (sans le biais). Donc n_{in} correspond à la dimension de nos données d'entrée.

n_{hidden} est le nombre de neurones de la couche cachée (sans le biais).

n_{out} est le nombre de neurones de la couche de sortie. Donc n_{out} correspond au nombre de classes de notre problème.

$b_i^{(l)}$ est le biais de la couche l allant vers le i ème neurone de la couche $l + 1$.

$w_{ij}^{(l)}$ est le poids entre le neurone i de la couche l et le neurone j de la couche $l + 1$.

$x_i^{(l)}$ est la sortie du neurone i de la couche l . Donc $x_i^{(2)} = \text{relu}(\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{ki}^{(1)} x_k^{(1)} + b_i^{(1)})$

$\text{relu}(x) = \max(0, x)$ est la fonction d'activation de la couche cachée.

$softmax(x)_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^n e^{x_k}}$ est la fonction de sortie permettant d'obtenir la probabilité pour chaque classe.

$E = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K (y_k^{(i)} \times \log(\hat{p}_k^{(i)}))$ est l'erreur appelée entropie croisée. $y_k^{(i)}$ vaut 1 si le i ème élément de l'échantillon appartient à la classe k , 0 sinon. $\hat{p}_k^{(i)}$ est la k ème sortie du perceptron pour le i ème élément de l'échantillon.

2.2 Rétropropagation

L'apprentissage d'un réseau de neurones est exécuté à l'aide d'une descente de gradient sur la fonction de coût. Les paramètres de notre réseau sont les poids $w_{ij}^{(l)}$ et les biais $b_j^{(l)}$. Nous cherchons donc à calculer les dérivées partielles de la fonction de coût par rapport à ces différents paramètres. Nous commençons par montrer comment calculer $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}} \forall (i, j) \in \{1, \dots, n_{hidden}\} \times \{1, \dots, n_{out}\}$.

Pour un lot de données entré dans le réseau nous avons les équations suivantes en partant de l'erreur :

$$E = -\frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \sum_{k=1}^K (y_k^{(p)} \times \log(\hat{p}_k^{(p)})) \quad (1)$$

avec

$$\hat{p}_k^{(p)} = softmax(x^{(p,3)})_k \quad (2)$$

où $x^{(p,3)}$ est la sortie de la dernière couche avant le softmax pour la p ème donnée d'entraînement.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}} = -\frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \sum_{k=1}^{n_{out}} y_k^{(p)} \frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(2)}} \quad (3)$$

Règle de la chaîne : si $y = f(u)$ et $u = g(x) = (g_1(x), \dots, g_m(x))$ alors $\frac{\partial y}{\partial x_i} = \sum_{l=1}^m \frac{\partial y}{\partial u_l} \frac{\partial u_l}{\partial x_i}$

Donc en appliquant la règle de la chaîne :

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(2)}} = \sum_{q=1}^{n_{out}} \frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,3)})_q} \frac{\partial (x^{(p,3)})_q}{\partial w_{ij}^{(2)}} \quad (4)$$

or si $q \neq j$

$$\frac{\partial (x^{(p,3)})_q}{\partial w_{ij}^{(2)}} = 0 \quad (5)$$

donc

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(2)}} = \frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,3)})_j} \frac{\partial (x^{(p,3)})_j}{\partial w_{ij}^{(2)}} \quad (6)$$

$$\log(\hat{p}_k^{(p)}) = \frac{\ln(\hat{p}_k^{(p)})}{\ln(10)} = \frac{(x^{(p,3)})_k - \ln(\sum_{q=1}^{n_{out}} e^{(x^{(p,3)})_q})}{\ln(10)} \quad (7)$$

Si $k \neq j$

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,3)})_j} = -\frac{1}{\ln(10)} \frac{e^{(x^{(p,3)})_j}}{\sum_{q=1}^{n_{out}} e^{(x^{(p,3)})_q}} = -\frac{\text{softmax}(x^{(p,3)})_j}{\ln(10)} \quad (8)$$

Sinon (dans le cas où $k = j$) :

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,3)})_j} = \frac{1}{\ln(10)} \left[1 - \text{softmax}(x^{(p,3)})_j \right] \quad (9)$$

Donc $\forall k$:

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,3)})_j} = \frac{1}{\ln(10)} \left[\delta_{kj} - \text{softmax}(x^{(p,3)})_j \right] \quad (10)$$

où $\delta_{kj} = 1$ si $k = j$, 0 sinon.

De plus,

$$(x^{(p,3)})_j = \sum_{i=1}^{n_{hidden}} w_{ij}^{(2)} (x^{(p,2)})_i + b_j^{(2)} \quad (11)$$

Donc,

$$\frac{\partial (x^{(p,3)})_q}{\partial w_{ij}^{(2)}} = (x^{(p,2)})_i \quad (12)$$

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(2)}} = \frac{1}{\ln(10)} \left[\delta_{kj} - \text{softmax}(x^{(p,3)})_j \right] (x^{(p,2)})_i \quad (13)$$

Ce qui donne finalement :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}} = -\frac{1}{m \times \ln(10)} \sum_{p=1}^m \sum_{k=1}^{n_{out}} y_k^{(p)} \left[\delta_{kj} - \text{softmax}(x^{(p,3)})_j \right] (x^{(p,2)})_i \quad (14)$$

Cette formule peut être interprétée de la manière suivante :

- Si la classe à prédire pour la p^{eme} donnée entrée dans le réseau est j alors le poids $w_{ij}^{(2)}$ est augmenté en fonction de la performance de la prédiction et de $(x^{(p,2)})_i$. Si la prédiction est déjà très bonne, $w_{ij}^{(2)}$ n'est que légèrement augmenté sinon il est fortement augmenté pour augmenter la probabilité sortante du réseau.
- Si la classe à prédire est $k \neq j$ alors il y a une diminution du poids en fonction de la probabilité sortante et de $(x^{(p,2)})_i$. Si la probabilité sortante est faible, le poids n'est que légèrement diminué. Si elle est élevée (alors qu'elle devrait être faible), le poids est fortement diminué.

Nous appliquons le même procédé pour calculer $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}}$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}} = -\frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \sum_{k=1}^{n_{out}} y_k^{(p)} \frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(1)}} \quad (15)$$

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,2)})_j} \frac{\partial (x^{(p,2)})_j}{\partial w_{ij}^{(1)}} \quad (16)$$

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,2)})_j} = \sum_{k=1}^{n_{out}} \frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,3)})_k} \frac{\partial (x^{(p,3)})_k}{\partial (x^{(p,2)})_j} \quad (17)$$

$$\frac{\partial (x^{(p,3)})_k}{\partial (x^{(p,2)})_j} = w_{jk}^{(2)} \quad (18)$$

D'après les équations (10), (17), (18) :

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial (x^{(p,2)})_j} = \frac{1}{\ln(10)} \sum_{k=1}^{n_{out}} \left[\delta_{kj} - \text{softmax}(x^{(p,3)})_j \right] w_{jk}^{(2)} \quad (19)$$

$$(x^{(p,2)})_j = \text{relu} \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right] \quad (20)$$

Si $\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} > 0$:

$$\frac{\partial (x^{(p,2)})_j}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \frac{\partial \text{relu} \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right]}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \frac{\partial \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right]}{\partial w_{ij}^{(1)}} = (x^{(p,1)})_i \quad (21)$$

Si $\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} < 0$:

$$\frac{\partial (x^{(p,2)})_j}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \frac{\partial \text{relu} \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right]}{\partial w_{ij}^{(1)}} = 0 \quad (22)$$

Donc :

$$\frac{\partial (x^{(p,2)})_j}{\partial w_{ij}^{(1)}} = H \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right] (x^{(p,1)})_i \quad (23)$$

où $H(x) = 1$ si $x > 0$, et 0 si $x < 0$.

D'après les équations (16), (19), (23) :

$$\frac{\partial \log(\hat{p}_k^{(p)})}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \frac{1}{\ln(10)} \sum_{k=1}^{n_{out}} \left[\delta_{kj} - \text{softmax}(x^{(p,3)})_j \right] w_{jk}^{(2)} H \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right] (x^{(p,1)})_i \quad (24)$$

D'après les équations (15) et (24) :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}} = -\frac{1}{m \times \ln(10)} \sum_{k=1}^{n_{out}} \sum_{p=1}^m \left[y_k^{(p)} \sum_{k=1}^{n_{out}} \left[[\delta_{kj} - softmax(x^{(p,3)})_j] w_{jk}^{(2)} \right] H \left[\sum_{k=1}^{n_{in}} w_{kj}^{(1)} (x^{(p,1)})_k + b_j^{(1)} \right] (x^{(p,1)})_i \right] \quad (25)$$

Interprétation : d'après la formule précédente, le changement de $w_{ij}^{(1)}$ est déterminé de la façon suivante :

- nous réunissons tous les éléments d'entraînement par classe (interprétation de la double somme et de $y_k^{(p)}$)
- pour chaque élément de la classe nous calculons la responsabilité de $w_{ij}^{(1)}$ dans l'erreur finale : si pour l'élément choisi, la somme pondérée est négative alors le poids n'est pas modifié (pas de responsabilité dans l'erreur, représenté par H dans l'équation)
- sinon la modification est proportionnelle à $(x^{(p,1)})_i$ (la variable d'entrée pour le p^{eme} élément d'entraînement)
- la modification est aussi proportionnelle aux erreurs de toutes les sorties (les couches sont totalement connectées ce qui est visible dans $\sum_{k=1}^{n_{out}} \left[[\delta_{kj} - softmax(x^{(p,3)})_j] w_{jk}^{(2)} \right]$)