

Université de Mila  
Département: informatique  
Apprentissage Automatique :Travaux dirigées  
Année universitaire 2025-2026

# exercice01

- Exercice 01 : Montrer que la fonction sigmoïde satisfait la propriété suivante :

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

- et que son inverse est donné par
- 

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

# Exercice01-solution

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

La fonction sigmoïde est définie par :

- **1. Vérification de la propriété**

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

On veut montrer que :  $\sigma(-a) = 1 - \sigma(a)$

On calcule :

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

Puis, en multipliant numérateur et dénominateur par  $e^a$ , on obtient :

Donc :  $\frac{1}{1 + e^a} = \sigma(-a)$   $\sigma(-a) = 1 - \sigma(a)$

# Exercice01-solution

- 2. Détermination de l'inverse

- On a:  $y = \frac{1}{1 + e^{-a}}$

- Ensuite:  $y(1 + e^{-a}) = 1$

$$y + ye^{-a} = 1$$

$$ye^{-a} = 1 - y$$

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

- On applique **le logarithme naturel** :

$$-a = \ln\left(\frac{1 - y}{y}\right)$$

- $a = -\ln\left(\frac{1 - y}{y}\right)$

D'où l'inverse :  $\sigma^{-1}(y) = \ln\left(\frac{y}{1 - y}\right)$

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

# exercice02

- Soit la fonction sigmoïde définie par :  $\sigma(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$
- Vérifier que la relation pour la dérivée de la fonction sigmoïde définie par :

$$\frac{d\sigma}{da} = \sigma(1 - \sigma)$$

# Exercice02-solution

$$\frac{d\sigma}{da} = \sigma(1 - \sigma)$$

- La fonction sigmoïde est donnée par :
- Exprimer  $\sigma(a)$  sous une forme différente
- Calculer la dérivée  $d\sigma/da$

$$\sigma(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$$

$$\sigma(a) = (1 + e^{-a})^{-1}$$

$$\begin{aligned}\frac{d\sigma}{da} &= \frac{d}{da} ((1 + e^{-a})^{-1}) = -1 \cdot (1 + e^{-a})^{-2} \cdot \frac{d}{da}(1 + e^{-a}) \\ &= -(1 + e^{-a})^{-2} \cdot (-e^{-a}) = \frac{e^{-a}}{(1 + e^{-a})^2}\end{aligned}$$

- On a:  $1 - \sigma(a) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-a}} = \frac{e^{-a}}{1 + e^{-a}}$
- Multiplions maintenant  $\sigma(a)$  et  $1 - \sigma(a)$ :

$$\sigma(a)(1 - \sigma(a)) = \left(\frac{1}{1 + e^{-a}}\right) \left(\frac{e^{-a}}{1 + e^{-a}}\right) = \frac{e^{-a}}{(1 + e^{-a})^2}$$

- On voit que :

$$\frac{d\sigma}{da} = \frac{e^{-a}}{(1 + e^{-a})^2} = \sigma(a)(1 - \sigma(a))$$

# Exercice03

Pour un ensemble  $\{\phi_n, t_n\}$ , où  $t_n \in \{0,1\}$  et  $\phi_n = \phi(x_n)$ , avec  $n = 1, \dots, N$ , la fonction de vraisemblance peut être écrite sous la forme :

$$p(\mathbf{t}|\mathbf{w}) = \prod_{n=1}^N y_n^{t_n} \{1 - y_n\}^{1-t_n}$$

avec  $t = (t_1, \dots, t_N)^T$  et  $y_n = p(C_1|\phi_n)$ . On peut définir une fonction d'erreur par prendre le logarithme négatif de la fonction de vraisemblance, qui va donner la fonction d'erreur (cross entropy) de la forme :

$$E(\mathbf{w}) = -\ln p(\mathbf{t}|\mathbf{w}) = -\sum_{n=1}^N \{t_n \ln y_n + (1 - t_n) \ln(1 - y_n)\}$$

En utilisant le résultat de l'exercice 02 pour la dérivée du sigmoïde logistique, montrer que la dérivée de la fonction d'erreur pour le modèle de régression logistique est donnée par

$$\nabla E(\mathbf{w}) = \sum_{n=1}^N (1 - t_n) \phi_n$$

Avec  $y_n = \sigma(a_n)$  et  $a_n = \mathbf{w}^T \phi_n$

# Exercice 03-solution

- La fonction d'erreur peut être écrite comme :

$$E(\mathbf{w}) = - \sum_{n=1}^N \{t_n \ln y_n + (1 - t_n) \ln(1 - y_n)\}.$$

Pour un échantillon  $n$  donné, la contribution à l'erreur est :

$$E_n = - [t_n \ln y_n + (1 - t_n) \ln(1 - y_n)].$$

- 1.** Nous commençons par calculer la dérivée partielle de  $E_n$  par rapport à  $y_n$  :

$$\frac{\partial E_n}{\partial y_n} = \frac{\partial}{\partial y_n} (-t_n \ln y_n - (1 - t_n) \ln(1 - y_n)).$$

# Exercice 03-solution $\frac{\partial E_n}{\partial y_n} = \frac{\partial}{\partial y_n} (-t_n \ln y_n - (1 - t_n) \ln(1 - y_n))$ .

- En appliquant la règle des dérivées, nous obtenons :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_n}{\partial y_n} &= -t_n \cdot \frac{1}{y_n} - (1 - t_n) \cdot \frac{-1}{1 - y_n} = -\frac{t_n}{y_n} + \frac{1 - t_n}{1 - y_n} \\ &= \frac{(1 - t_n)y_n - t_n(1 - y_n)}{y_n(1 - y_n)} = \frac{y_n - t_n}{y_n(1 - y_n)}. \end{aligned} \quad \text{Equ:1}$$

## 2. Calcul de $\frac{\partial y_n}{\partial a_n}$

La probabilité  $y_n$  est définie comme :  $y_n = \sigma(a_n) = \frac{1}{1 + \exp(-a_n)}$ .

# Exercice 03-solution

- Nous savons que la dérivée de la fonction sigmoïde est

$$y_n = \sigma(a_n) = \frac{1}{1 + \exp(-a_n)}. \quad \frac{\partial \sigma(a_n)}{\partial a_n} = \sigma(a_n)(1 - \sigma(a_n)).$$

$$\frac{\partial y_n}{\partial a_n} = \frac{\partial \sigma(a_n)}{\partial a_n} = y_n(1 - y_n).$$

← **Equation: 02**

- Calcul de  $\nabla a_n$  :
- Le score linéaire  $a_n$  est défini comme :  $a_n = \mathbf{w}^T \phi_n$ ,
- où  $\phi_n$  est le vecteur de caractéristiques associé à l'échantillon  $n$ . La dérivée de  $a_n$  par rapport à  $\mathbf{w}$  est :

$$\nabla a_n = \frac{\partial a_n}{\partial \mathbf{w}} = \phi_n.$$

← **Equation: 03**

# Exercice 03-solution

- En combinant (1), (2) et (3) utilisant **la règle de chaîne**, on obtient :

$$\nabla E = \sum_{n=1}^N \frac{\partial E}{\partial y_n} \cdot \frac{\partial y_n}{\partial a_n} \cdot \nabla a_n.$$

$$\nabla E = \sum_{n=1}^N \left( \frac{y_n - t_n}{y_n(1 - y_n)} \cdot y_n(1 - y_n) \cdot \phi_n \right).$$

$$\nabla E = \sum_{n=1}^N (y_n - t_n) \phi_n.$$

---

# Rappelle

**Appliquer la règle de la chaîne((dérivation des fonctions composées).)**

La règle de la chaîne dit que :

$$\frac{d}{da} [(u(a))^n] = n \cdot (u(a))^{n-1} \cdot \frac{du}{da}.$$

# rappelle

$$\frac{d}{dy_n} \ln(1 - y_n) = \frac{1}{1 - y_n} \cdot \frac{d}{dy_n}(-y_n)$$

**Dérivée de  $-y_n$  :**

La dérivée de  $-y_n$  par rapport à  $y_n$  est simplement  $-1$ .

**Résultat final :**

En combinant tout cela, nous obtenons la dérivée de  $\ln(1 - y_n)$  par rapport à  $y_n$  :

$$\frac{d}{dy_n} \ln(1 - y_n) = \frac{-1}{1 - y_n}$$