

# Introduction aux réseaux de neurones pour l'apprentissage supervisé (suite)

Guillaume Bourmaud

# PLAN

I. Introduction

II. Apprentissage supervisé

III. Approches paramétriques

IV. Réseaux de neurones

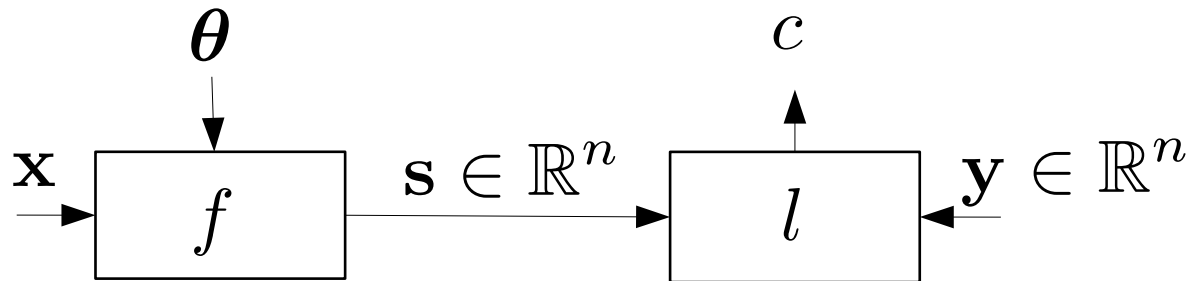
V. Enjeux

VI. Apprentissage des paramètres d'un réseau de neurones

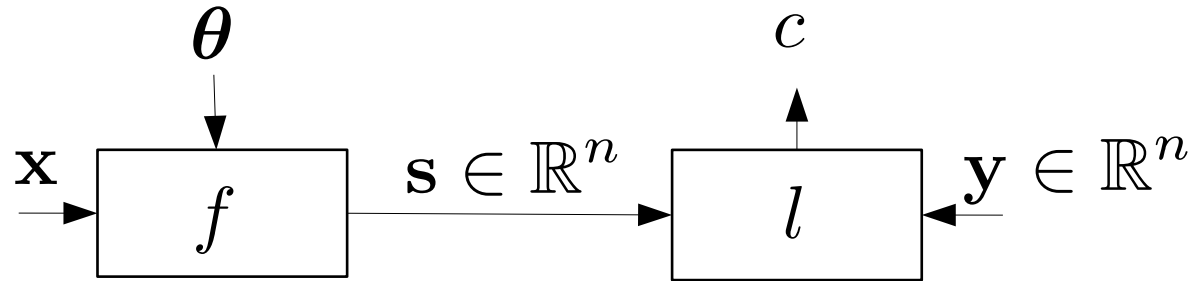
## VI) Apprentissage des paramètres d'un réseau de neurones

VI)

Choix du coût  $l(\mathbf{y}, \mathbf{s})$  : Régression

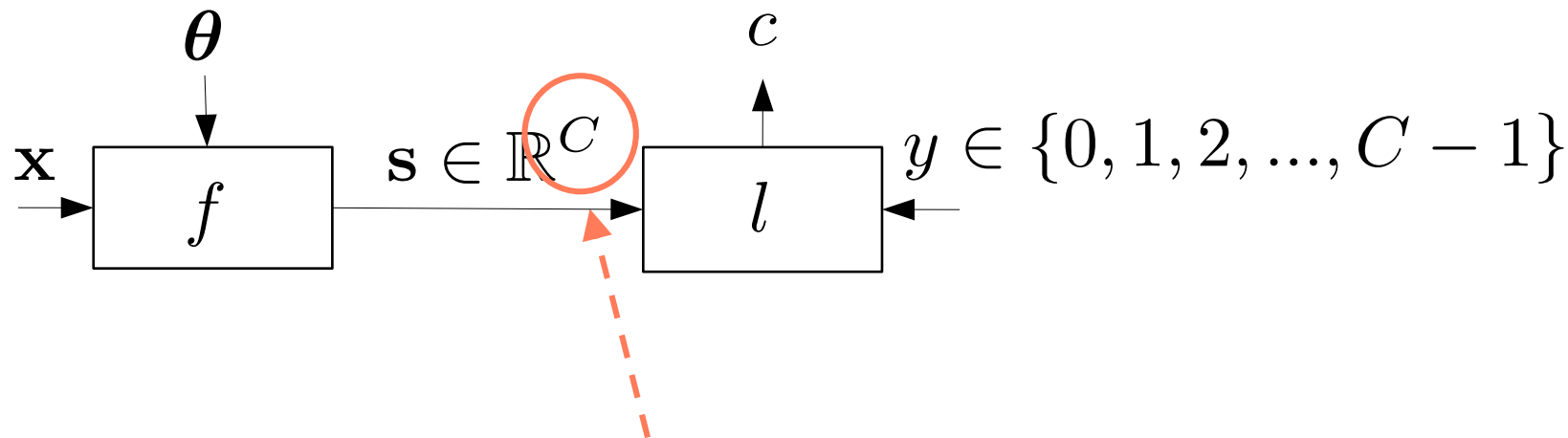


## Choix du coût $l(\mathbf{y}, \mathbf{s})$ : Régression



- Erreur quadratique  $\| \mathbf{y} - \mathbf{s} \|_2^2 = \sum_{i=0}^{n-1} (\mathbf{y}_i - \mathbf{s}_i)^2$
- Somme des valeurs absolues  $\| \mathbf{y} - \mathbf{s} \|_1 = \sum_{i=0}^{n-1} |\mathbf{y}_i - \mathbf{s}_i|$

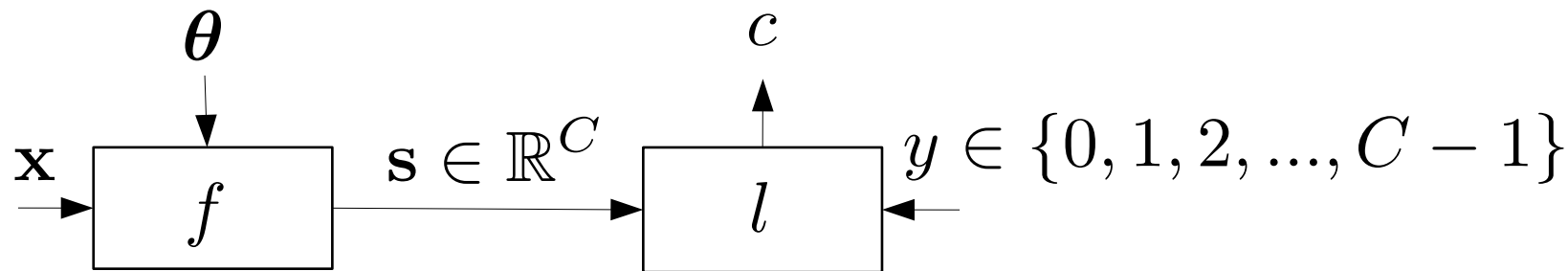
# Choix du coût $l(y, s)$ : Classification



On prédit un score par classe !

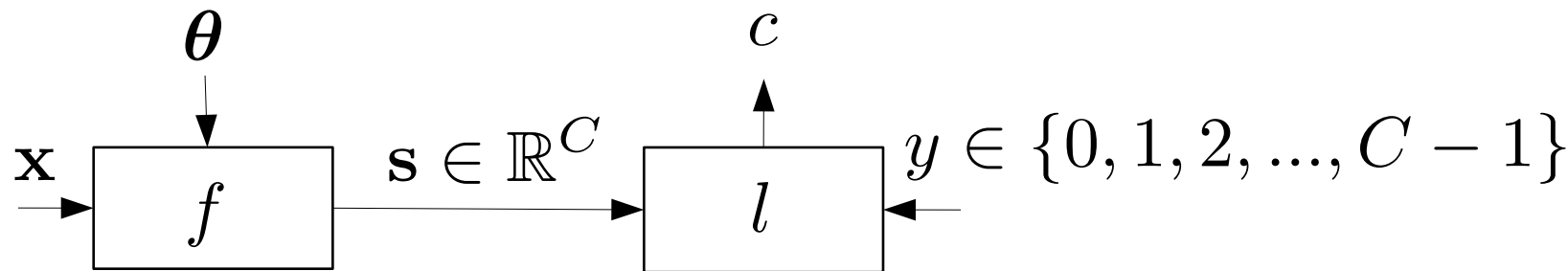
VI)

## Choix du coût $l(y, \mathbf{s})$ : Classification



« Cross-entropy »

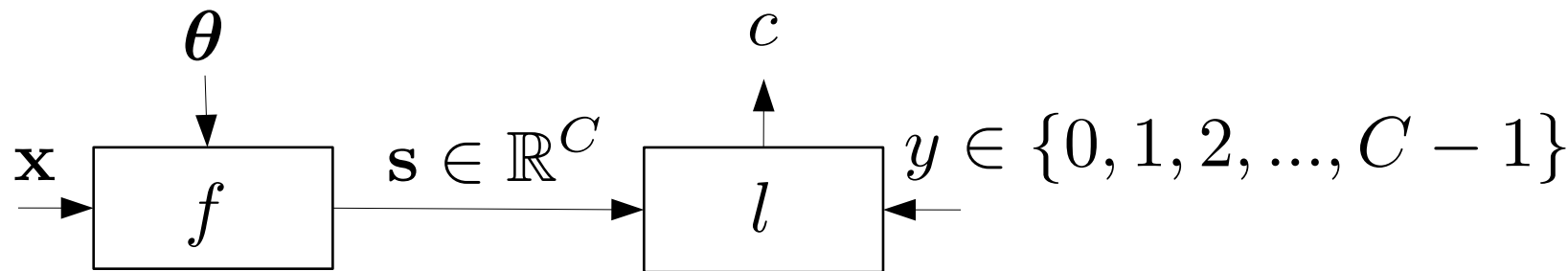
# Choix du coût $l(y, \mathbf{s})$ : Classification



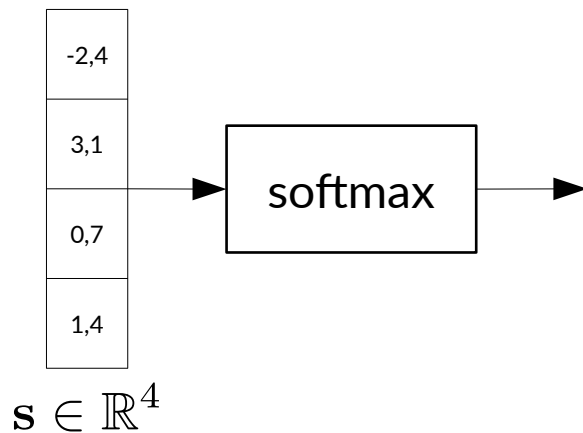
« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \underbrace{\frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}}_{\text{« softmax »}}$



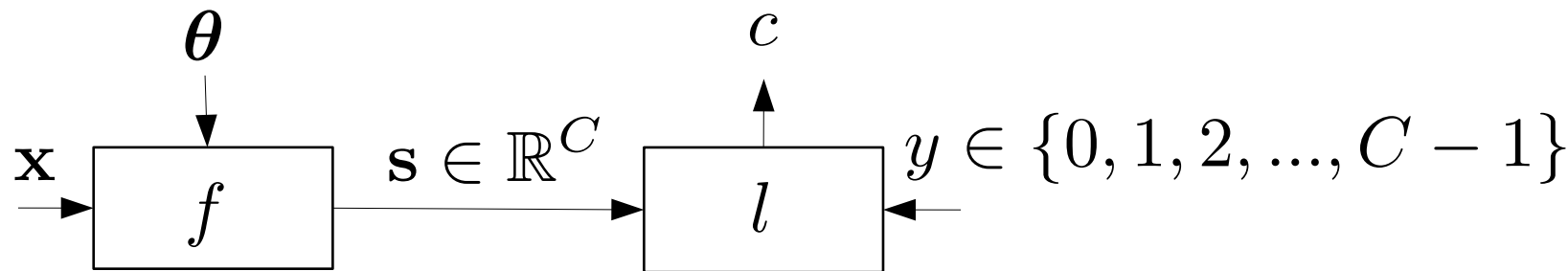
# Choix du coût $l(y, \mathbf{s})$ : Classification



« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \underbrace{\frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}}_{\text{« softmax »}}$

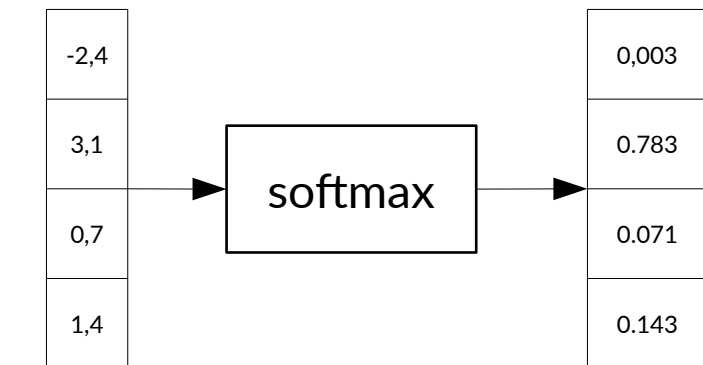


# Choix du coût $l(y, s)$ : Classification



« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$

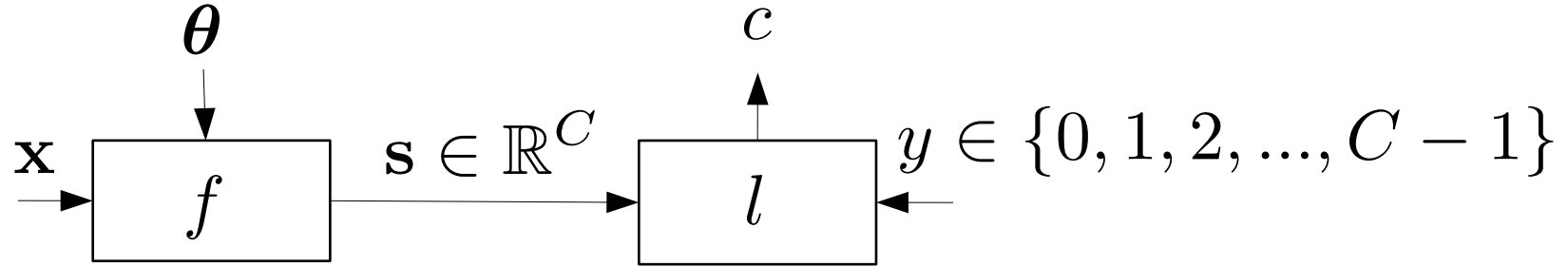
« softmax »



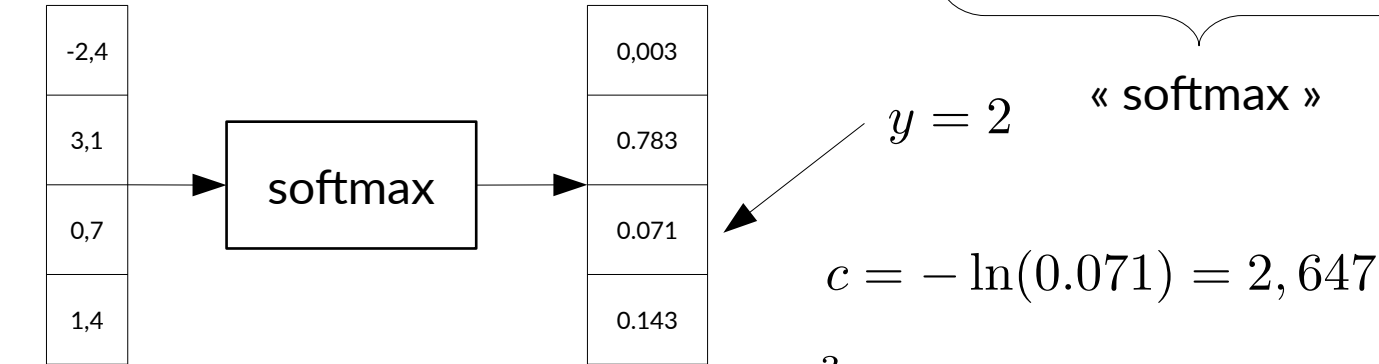
$\mathbf{s} \in \mathbb{R}^4$

$\mathbf{p} \in \Delta^3 : \sum_{i=0}^3 \mathbf{p}_i = 1 \text{ et } \mathbf{p}_i \geq 0 \text{ pour } i = 0, \dots, 3$  11

# Choix du coût $l(y, s)$ : Classification



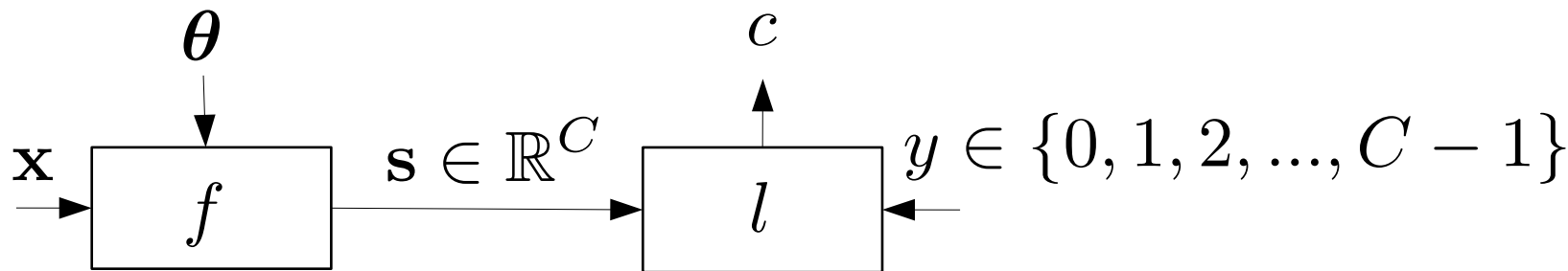
« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$



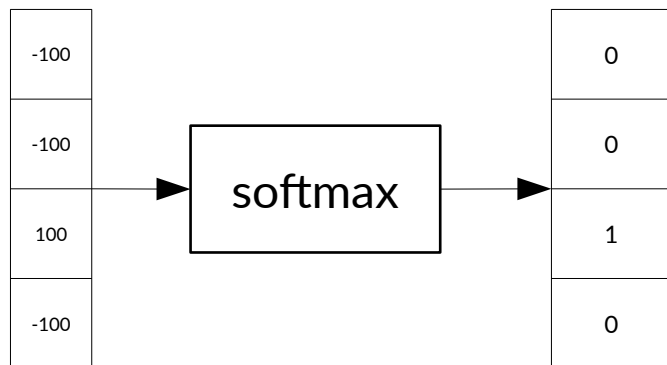
$\mathbf{s} \in \mathbb{R}^4$

$\mathbf{p} \in \Delta^3 : \sum_{i=0}^3 \mathbf{p}_i = 1 \text{ et } \mathbf{p}_i \geq 0 \text{ pour } i = 0, \dots, 3$

# Choix du coût $l(y, s)$ : Classification



« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$



$y = 2$

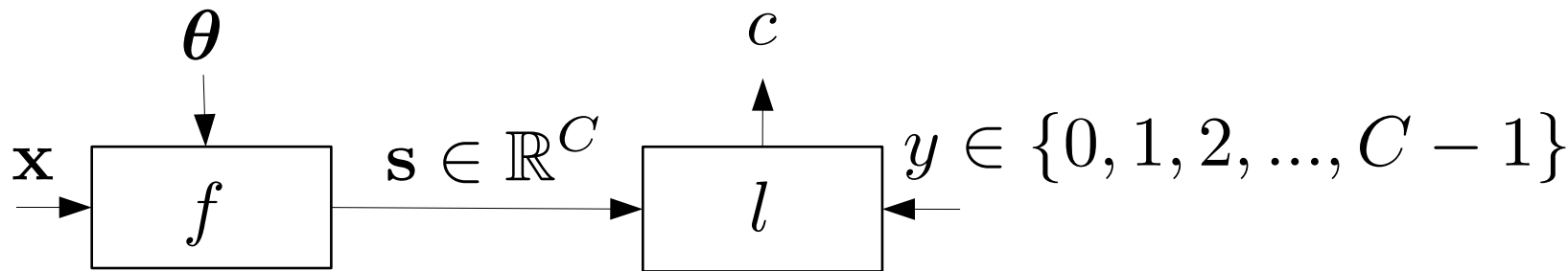
« softmax »

$c = -\ln(1) = 0$

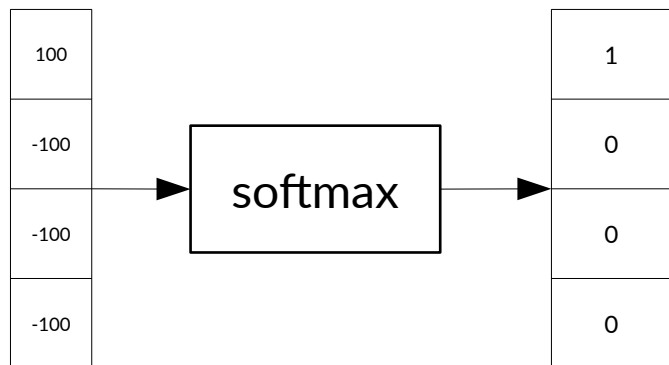
$\mathbf{p} \in \Delta^3 : \sum_{i=0}^3 \mathbf{p}_i = 1 \text{ et } \mathbf{p}_i \geq 0 \text{ pour } i = 0, \dots, 3$

Exemple : prédiction « parfaite »

# Choix du coût $l(y, s)$ : Classification



« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$



$y = 2$

« softmax »

$c = -\ln(0) = +\infty$

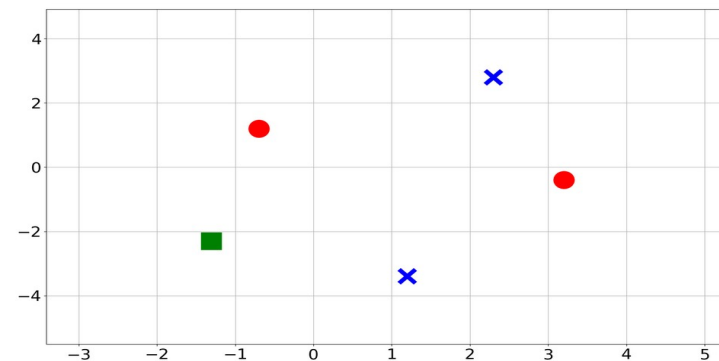
$\mathbf{p} \in \Delta^3 : \sum_{i=0}^3 \mathbf{p}_i = 1 \text{ et } \mathbf{p}_i \geq 0 \text{ pour } i = 0, \dots, 3$

Exemple : prédiction «très mauvaise»

VI)

Exemple de classification : 5 données,  $X \in \mathbb{R}^2$  et  $Y \in \{0, 1, 2\}$

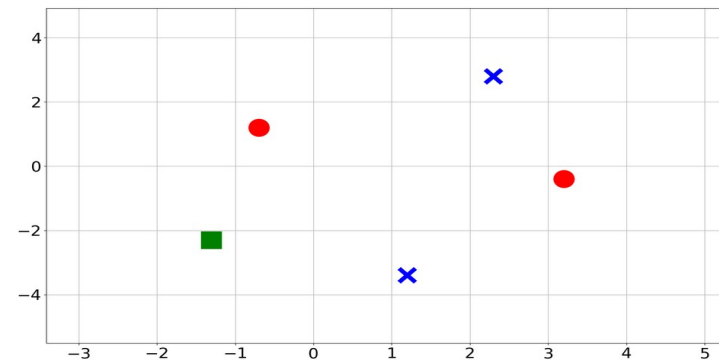
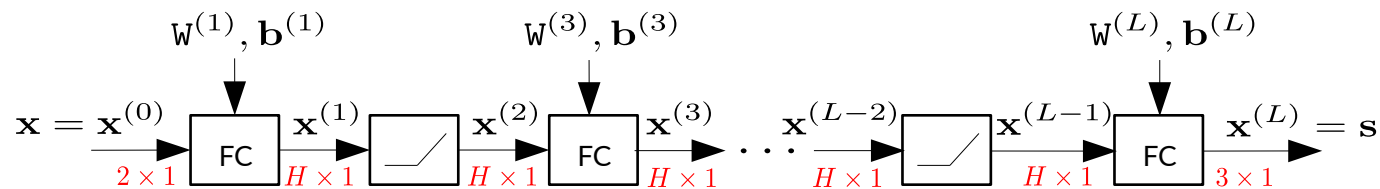
$$\begin{array}{lllll} X_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & X_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & X_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & X_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & X_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ Y_{\text{train},1} = 0 & Y_{\text{train},2} = 0 & Y_{\text{train},3} = 1 & Y_{\text{train},4} = 1 & Y_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$



# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

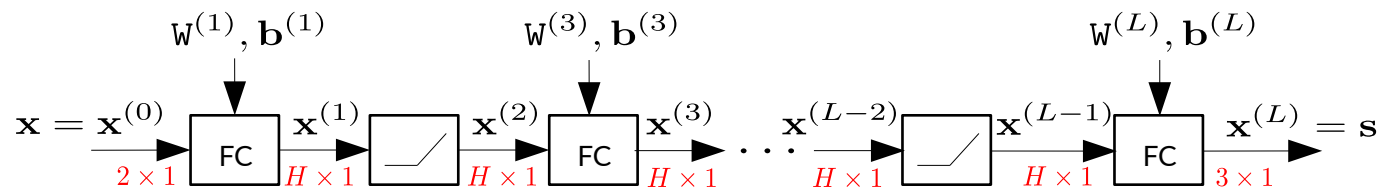
Choix de la fonction



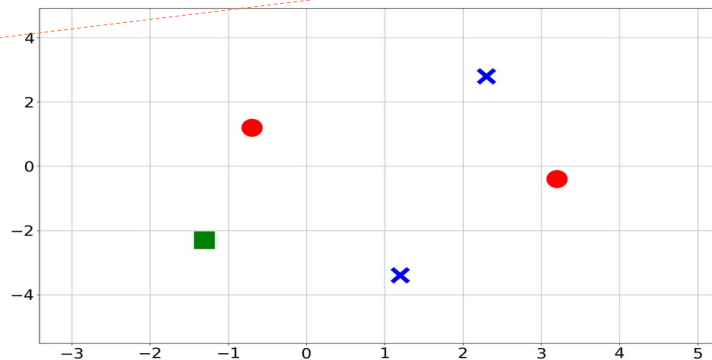
# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

Choix de la fonction



**Problème : on souhaite prédire une valeur discrète, mais la sortie du MLP est continue.**

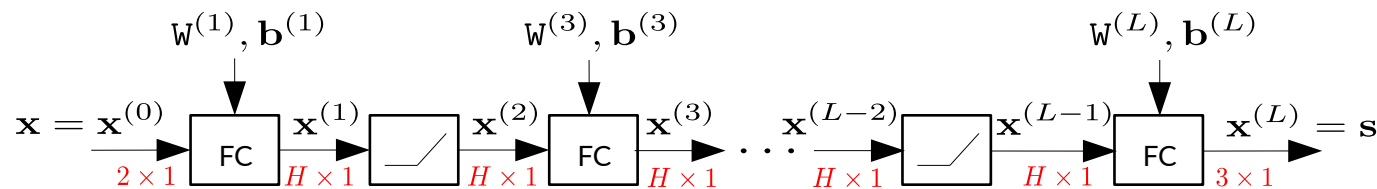




# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

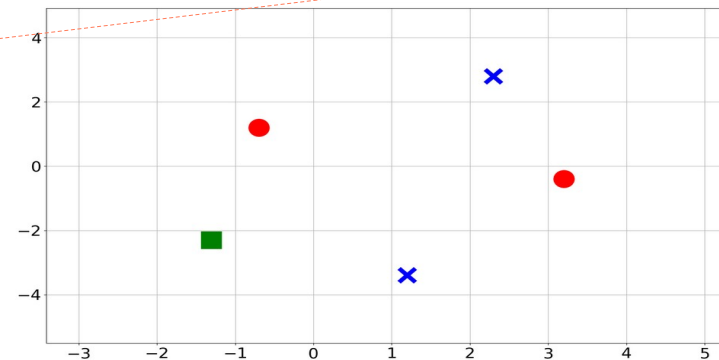
$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

Choix de la fonction



**Problème :** on souhaite prédire une valeur discrète, mais la sortie du MLP est continue.

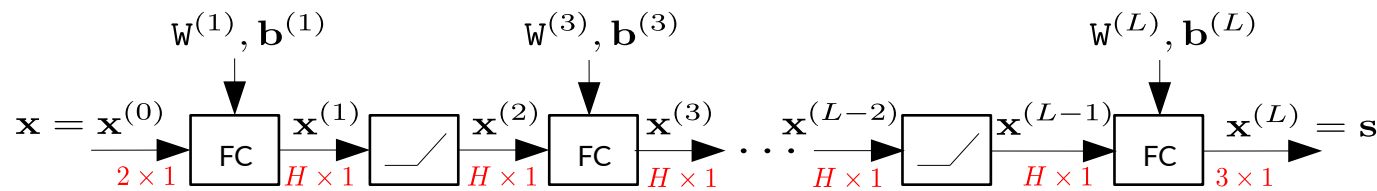
**Solution :** on prédit un score par classe, et la classe prédite sera celle du score maximum.



# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

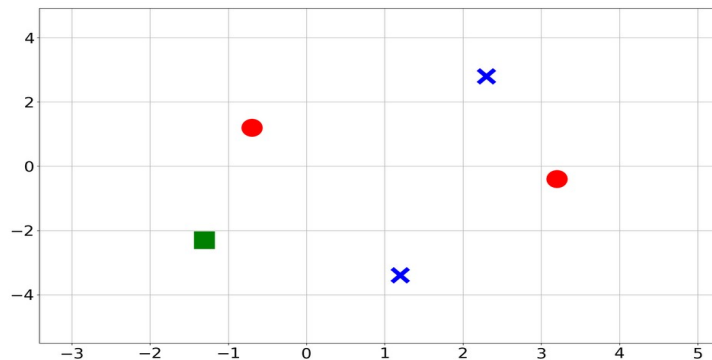
$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

Choix de la fonction



$$f(x; \theta) = \text{MLP} \left( x; \theta = \{ \mathbf{W}^{(l)}, \mathbf{b}^{(l)} \}_l \right)$$

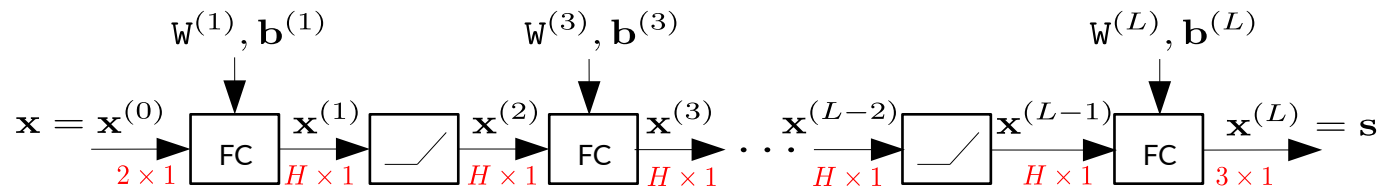
hyper-paramètres :  $L, H$



# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

## Choix de la fonction



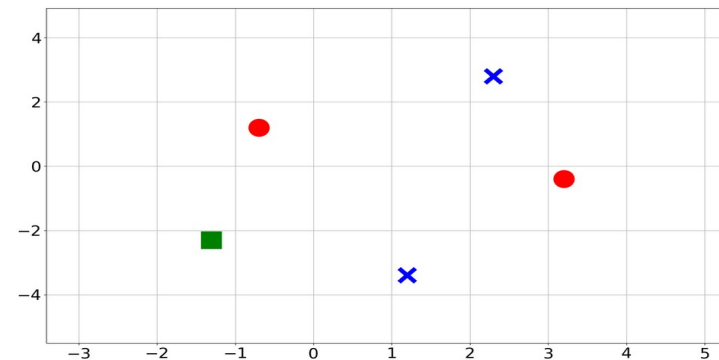
$$f(x; \theta) = \text{MLP} \left( x; \theta = \{ \mathbf{W}^{(l)}, \mathbf{b}^{(l)} \}_l \right)$$

hyper-paramètres :  $L, H$

## Apprentissage

Choix du coût  $l(y, \mathbf{s}) = -\ln(\text{softmax}(\mathbf{s})[y])$

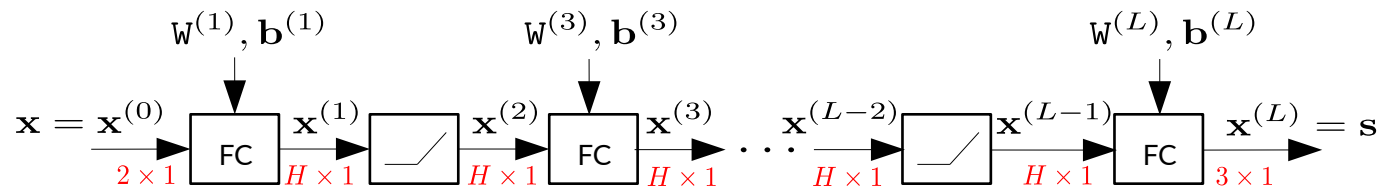
« Cross-entropy »



# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

## Choix de la fonction



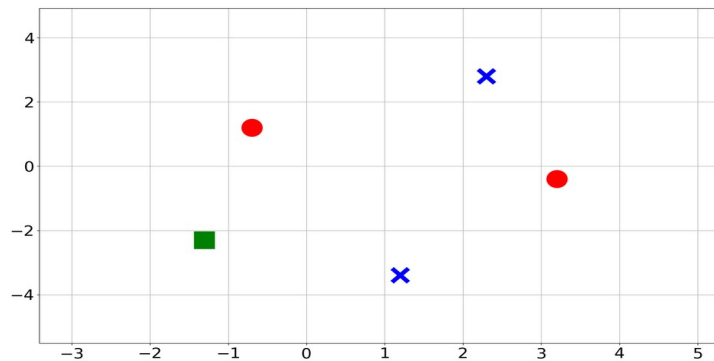
$$f(x; \theta) = \text{MLP} \left( x; \theta = \{ \mathbf{W}^{(l)}, \mathbf{b}^{(l)} \}_l \right)$$

hyper-paramètres :  $L, H$

## Apprentissage

Choix du coût  $l(y, \mathbf{s}) = -\ln(\text{softmax}(\mathbf{s})[y])$

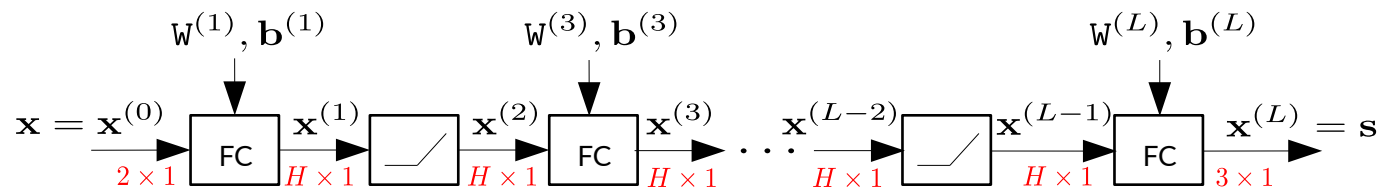
Optimisation  $\theta^* = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^5 -\ln(\text{softmax}(\text{MLP}(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \theta))[\mathbf{y}_{\text{train},i}])$



# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

## Choix de la fonction



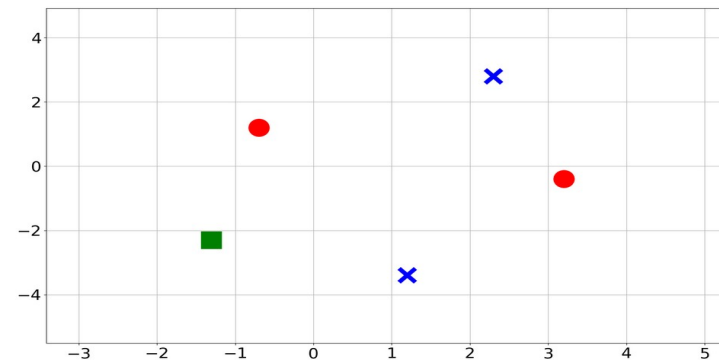
$$f(x; \theta) = \text{MLP} \left( x; \theta = \{ \mathbf{W}^{(l)}, \mathbf{b}^{(l)} \}_l \right)$$

hyper-paramètres :  $L, H$

## Apprentissage

Choix du coût  $l(y, \mathbf{s}) = -\ln(\text{softmax}(\mathbf{s})[y])$

Optimisation  $\theta^* = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^5 -\ln(\text{softmax}(\text{MLP}(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \theta))[\mathbf{y}_{\text{train},i}])$



## Inférence

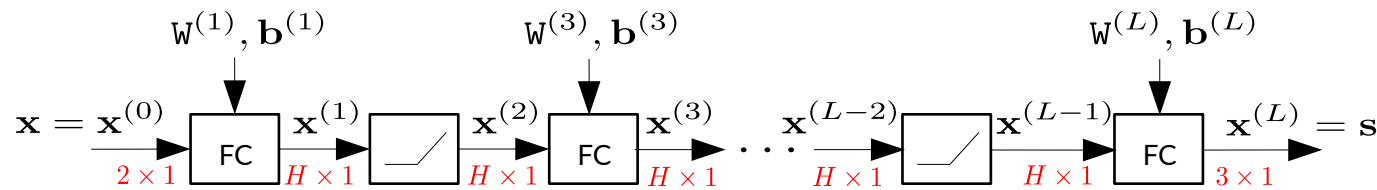
$$\mathbf{s}_{\text{test}} = \text{MLP}(x_{\text{test}}; \theta^*)$$

Classe prédite :  $\arg \max \mathbf{s}_{\text{test}}$

# Exemple de classification : 5 données, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^2$ et $\mathbf{Y} \in \{0, 1, 2\}$

$$\begin{array}{lllll} \mathbf{x}_{\text{train},1} = [1.2, -3.4] & \mathbf{x}_{\text{train},2} = [2.3, 2.8] & \mathbf{x}_{\text{train},3} = [-0.7, 1.2] & \mathbf{x}_{\text{train},4} = [3.2, -0.4] & \mathbf{x}_{\text{train},5} = [-1.3, 2.3] \\ \mathbf{y}_{\text{train},1} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},2} = 0 & \mathbf{y}_{\text{train},3} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},4} = 1 & \mathbf{y}_{\text{train},5} = 2 \end{array}$$

## Choix de la fonction



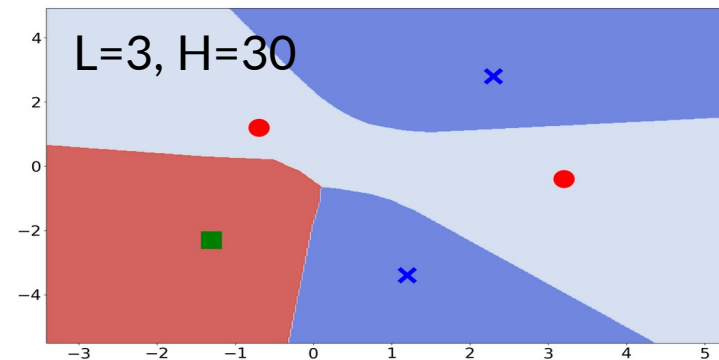
$$f(x; \theta) = \text{MLP} \left( x; \theta = \{W^{(l)}, \mathbf{b}^{(l)}\}_l \right)$$

hyper-paramètres :  $L, H$

## Apprentissage

Choix du coût  $l(y, \mathbf{s}) = -\ln(\text{softmax}(\mathbf{s})[y])$

Optimisation  $\theta^* = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^5 -\ln(\text{softmax}(\text{MLP}(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \theta))[\mathbf{y}_{\text{train},i}])$

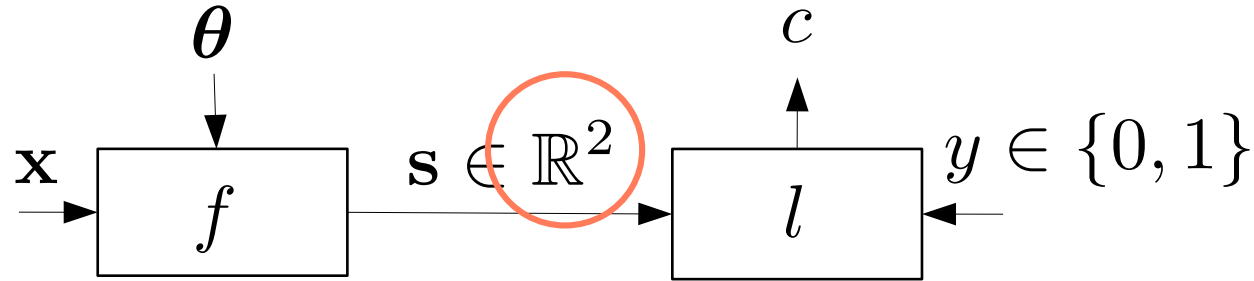


## Inférence

$$\mathbf{s}_{\text{test}} = \text{MLP}(x_{\text{test}}; \theta^*)$$

Classe prédite :  $\arg \max \mathbf{s}_{\text{test}}$

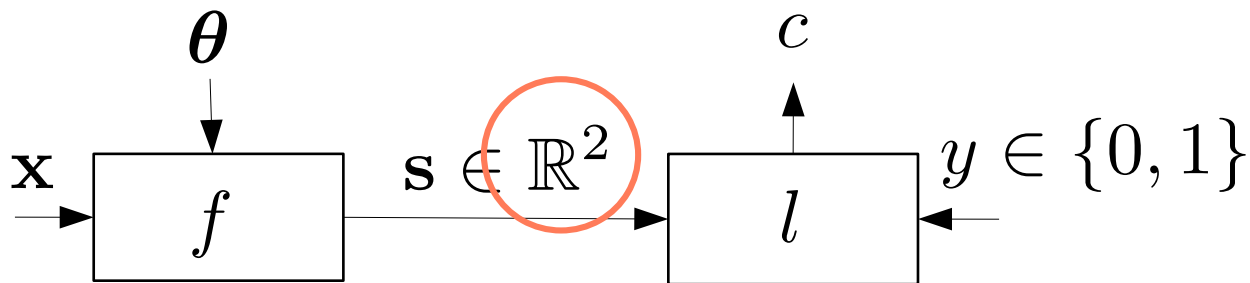
# « Cross-entropy » à deux classes vs « Binary cross-entropy »



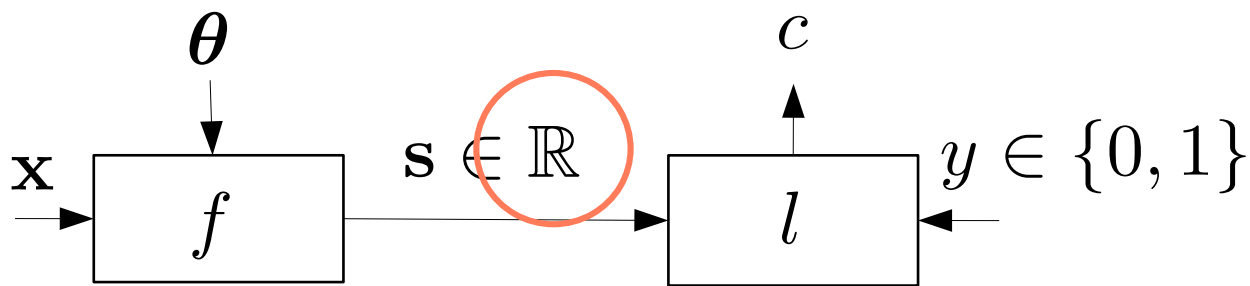
« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$

VI)

## « Cross-entropy » à deux classes vs « Binary cross-entropy »



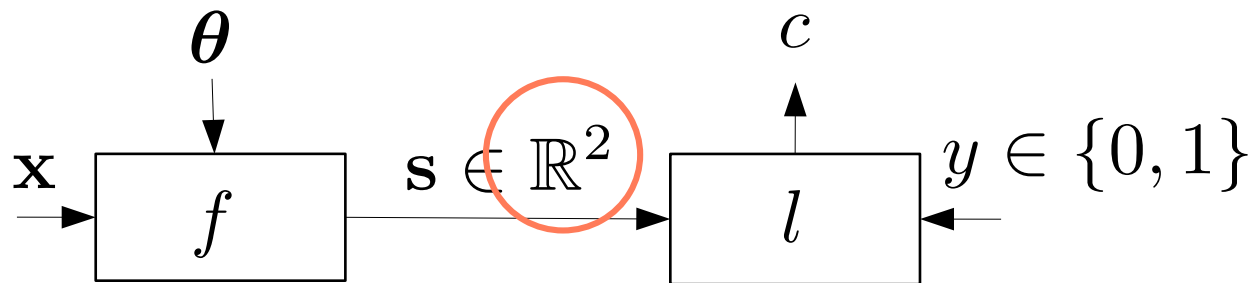
« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$



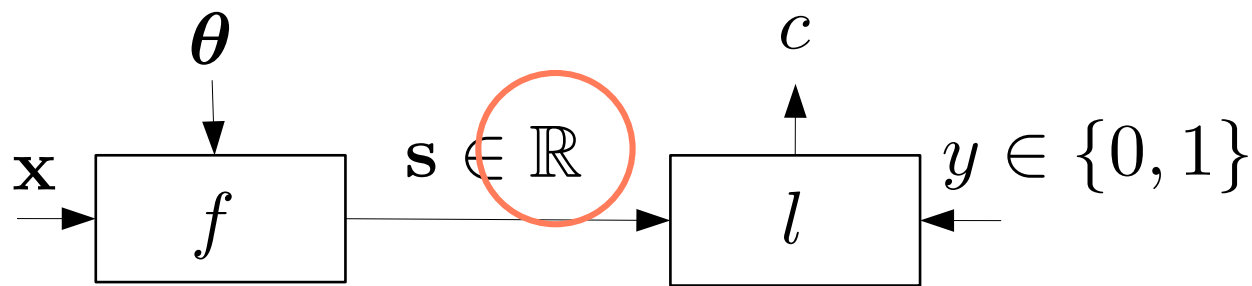
« Binary cross-entropy »  $-y\ln(\mathbf{p}) - (1 - y)\ln(1 - \mathbf{p})$  où  $\mathbf{p} = \overbrace{\frac{1}{1 + \exp(-s)}}^{\text{« sigmoïde »}}$ <sup>25</sup>



# « Cross-entropy » à deux classes vs « Binary cross-entropy »



« Cross-entropy »  $\text{CE}(\mathbf{s}, y) = -\ln(\mathbf{p}_y)$  où  $\mathbf{p}_i = \frac{\exp(\mathbf{s}_i)}{\sum_{c=0}^{C-1} \exp(\mathbf{s}_c)}$

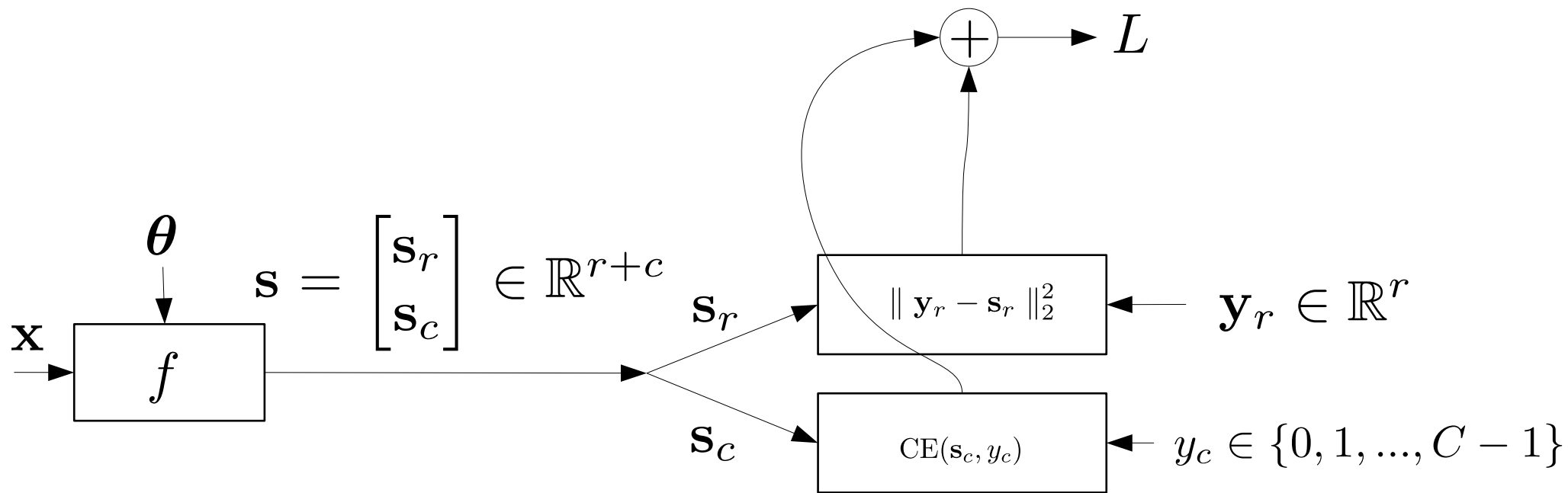


« Binary cross-entropy »  $-y\ln(\mathbf{p}) - (1 - y)\ln(1 - \mathbf{p})$  où

Strictement équivalent !  
Juste une question  
d'implémentation.

« sigmoïde »  
 $\mathbf{p} = \frac{1}{1 + \exp(-s)}$  <sup>26</sup>

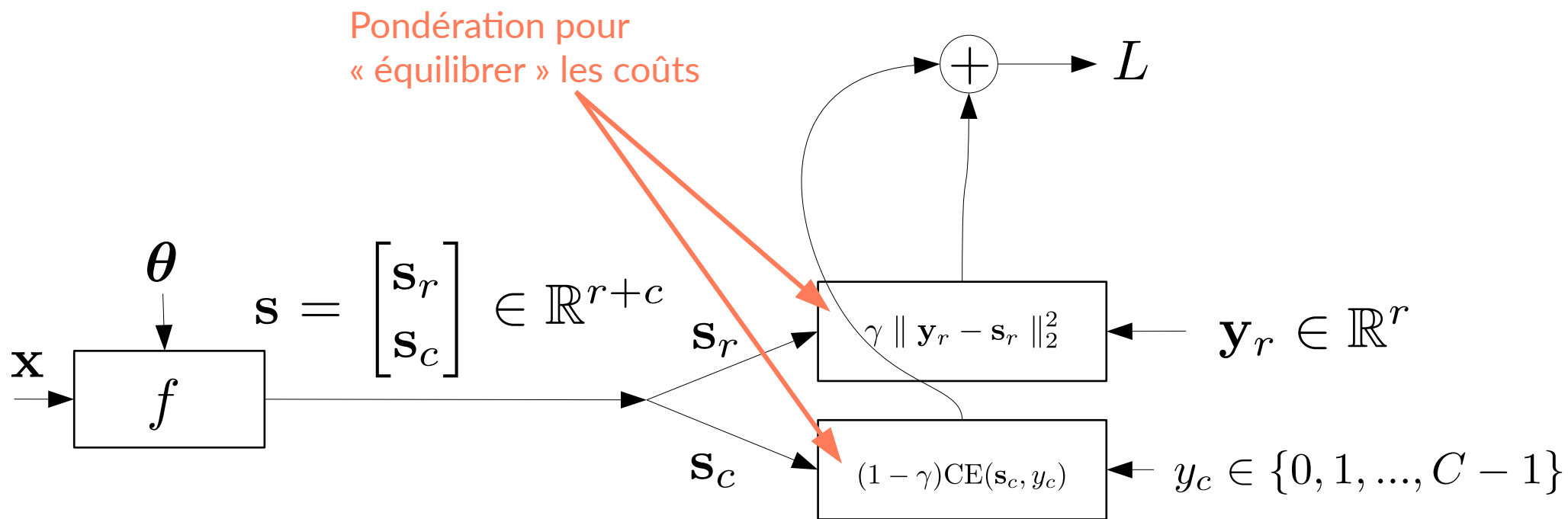
# Choix du coût $l(\mathbf{y}, \mathbf{s})$ : Combinaison de coûts



Exemple : classification et régression conjointe

Permet à un réseau d'apprendre à réaliser plusieurs tâches.

# Choix du coût $l(\mathbf{y}, \mathbf{s})$ : Combinaison de coûts



Exemple : classification et régression conjointe

Permet à un réseau d'apprendre à réaliser plusieurs tâches.

# Optimisation des paramètres

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} L(\boldsymbol{\theta}) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^N l(\mathbf{Y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{X}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))$$

où

$$f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}) = f_L \left( f_{L-1} \left( \dots f_2 \left( f_1 \left( \mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}^{(1)} \right); \boldsymbol{\theta}^{(2)} \right) \dots; \boldsymbol{\theta}^{(L-1)} \right); \boldsymbol{\theta}^{(L)} \right)$$

# Optimisation des paramètres

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} L(\theta) = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))$$

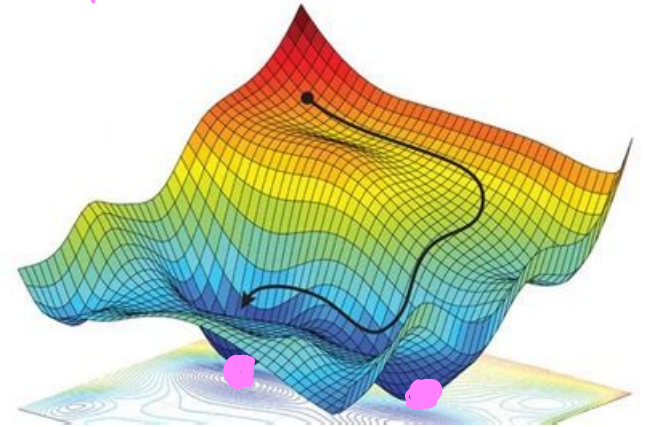
où  $f(\mathbf{x}; \theta) = f_L \left( f_{L-1} \left( \dots f_2 \left( f_1 \left( \mathbf{x}; \theta^{(1)} \right); \theta^{(2)} \right) \dots; \theta^{(L-1)} \right); \theta^{(L)} \right)$

*on vient bouger les paramètres pour voir dans quel direction on descend dans le gradient*

*il doit être petit*

Descente de gradient

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$



Pas d'apprentissage (« learning rate » en anglais)

# Calcul du gradient

## Objectif

Calculer le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres du réseau de neurones.

# Calcul du gradient

## Objectif

Calculer le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres du réseau de neurones.

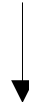
---

## Comment faire ?

Un réseau de neurones est une **composition de fonctions**.



Application du **théorème de dérivation d'une fonction composée** (« **chain rule** »).

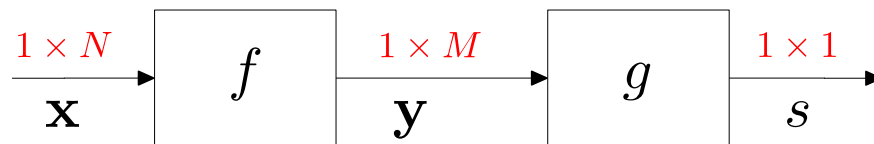


L'implémentation qui en résulte s'appelle la **rétropropagation du gradient** (« **backpropagation** »)

# Calcul du gradient

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$



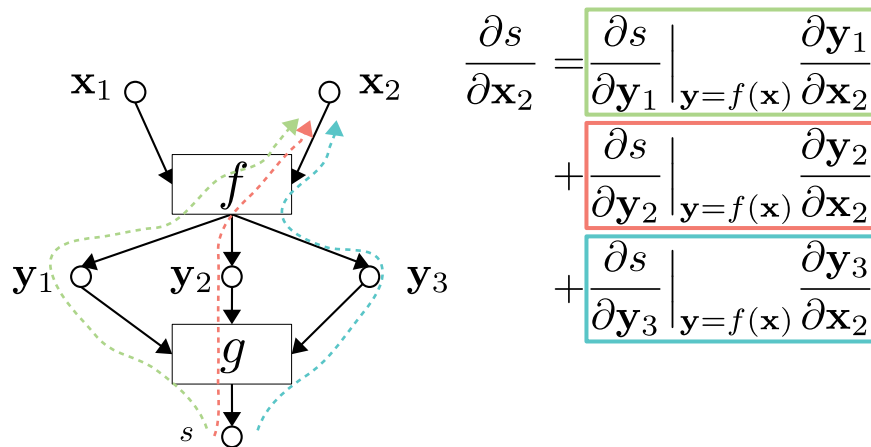
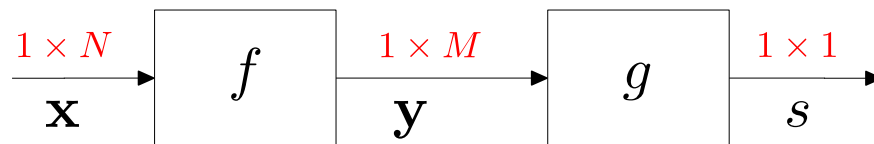
**Remarque importante :** l'objectif est de dériver le **coût**, c'est-à-dire **un scalaire**.



# Calcul du gradient

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$



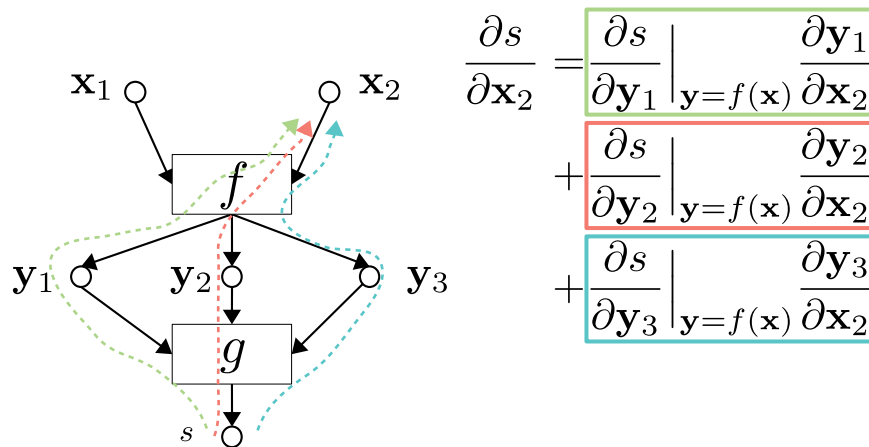
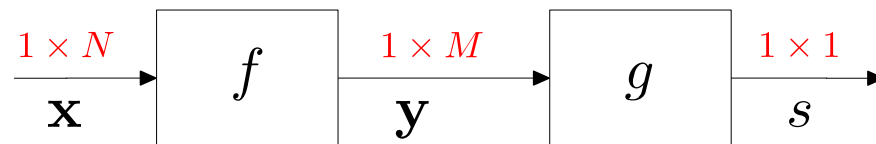
$$\frac{\partial s}{\partial x_2} = \frac{\partial s}{\partial y_1} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial y_1}{\partial x_2} + \frac{\partial s}{\partial y_2} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial y_2}{\partial x_2} + \frac{\partial s}{\partial y_3} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial y_3}{\partial x_2}$$

Exemple

# Calcul du gradient

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$



Exemple

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_i} = \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_i}$$

Formule : dérivation élément par élément

# Calcul du gradient (suite)

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_1} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_2} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_3} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_1} \\ \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_2} \\ \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_3} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_1} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_2} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_1} & \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_2} & \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_3} & \dots \\ \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_1} & \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_2} & \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_3} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} = \underbrace{\frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})}}_{\doteq \tilde{f}(\mathbf{x}, \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})})} \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$$

# Calcul du gradient (suite)

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_1} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_2} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_3} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_1} \\ \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_2} \\ \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_3} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_1} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_2} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_1} & \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_2} & \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_3} & \dots \\ \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_1} & \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_2} & \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_3} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} = \underbrace{\frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})}}_{\doteq \tilde{f}(\mathbf{x}, \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} \big|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})})} \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_1} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_2} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \underbrace{1 \cdot \frac{\partial g(\mathbf{y})}{\partial \mathbf{y}}}_{\doteq \tilde{g}(\mathbf{y}, 1)}$$

# Calcul du gradient (suite)

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_1} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_2} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}_3} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_1} \\ \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_2} \\ \sum_{j=1}^M \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_j} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \frac{\partial \mathbf{y}_j}{\partial \mathbf{x}_3} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_1} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_2} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_1} & \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_2} & \frac{\partial \mathbf{y}_1}{\partial \mathbf{x}_3} & \cdots \\ \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_1} & \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_2} & \frac{\partial \mathbf{y}_2}{\partial \mathbf{x}_3} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} = \underbrace{\frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})}}_{\doteq \tilde{f}(\mathbf{x}, \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} \bigg|_{\mathbf{y}=f(\mathbf{x})})} \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_1} \\ \frac{\partial s}{\partial \mathbf{y}_2} \\ \vdots \end{bmatrix}^\top = 1 \cdot \underbrace{\frac{\partial g(\mathbf{y})}{\partial \mathbf{y}}}_{\doteq \tilde{g}(\mathbf{y}, 1)}$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}} = \tilde{f}(\mathbf{x}, \tilde{g}(\mathbf{y}, 1))$$

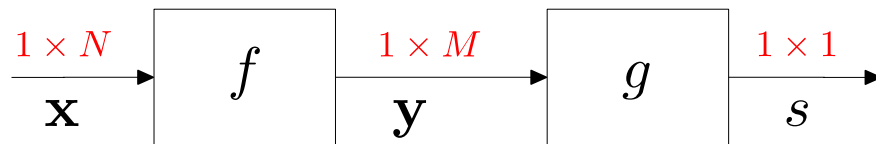
Composition de fonctions

## Calcul du gradient (suite)

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}} = \tilde{f}(\mathbf{x}, \tilde{g}(\mathbf{y}, 1))$$

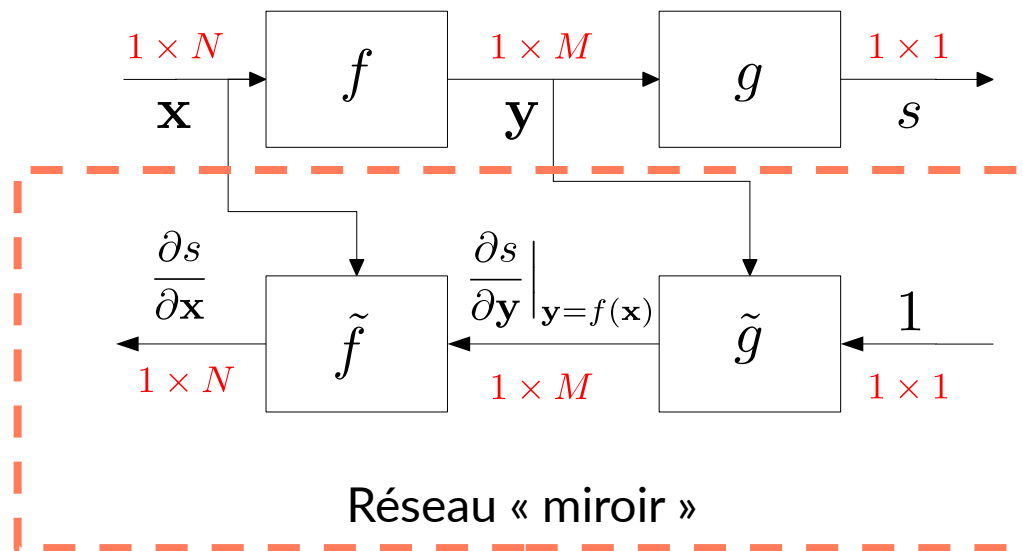


# Calcul du gradient (suite)

Rappel : Théorème de dérivation des fonctions composées

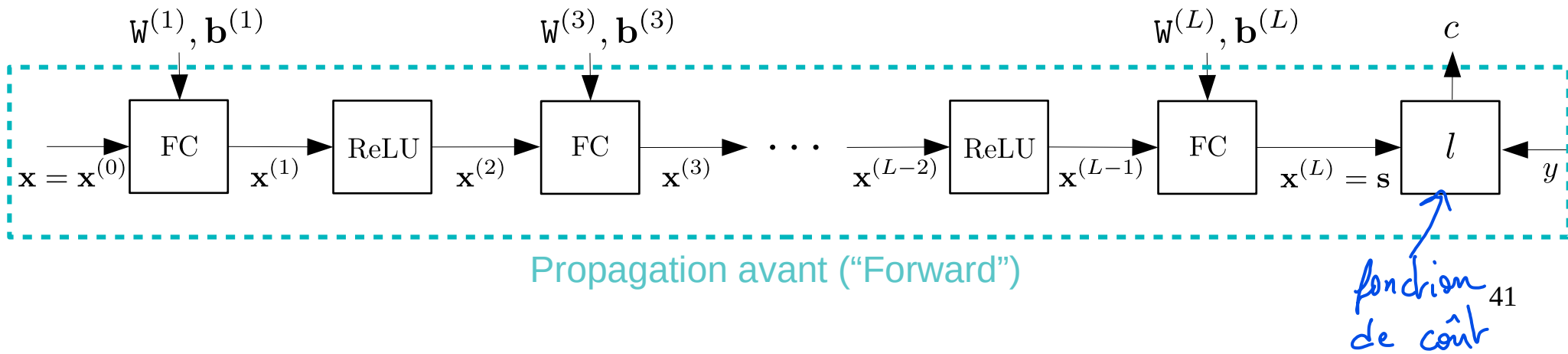
$$s = g(f(\mathbf{x})) \quad \text{avec} \quad s = g(\mathbf{y}) \quad \text{et} \quad \mathbf{y} = f(\mathbf{x})$$

$$\frac{\partial s}{\partial \mathbf{x}} = \tilde{f}(\mathbf{x}, \tilde{g}(\mathbf{y}, 1))$$



VI)

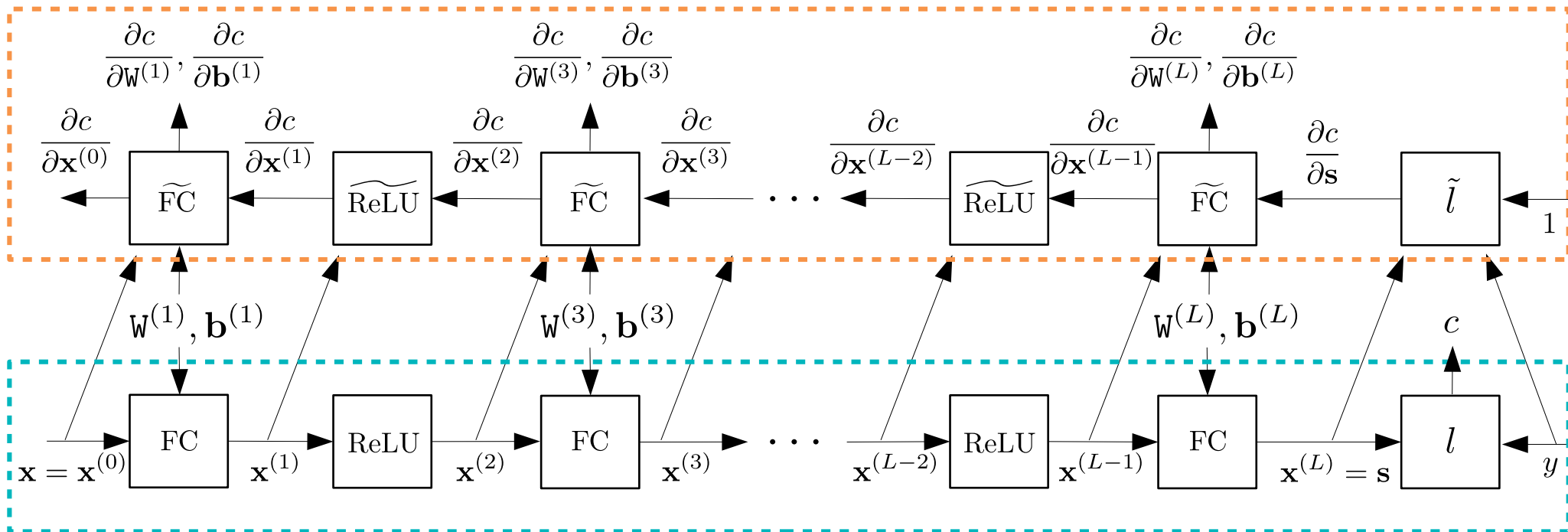
# Calcul automatique du gradient du MLP





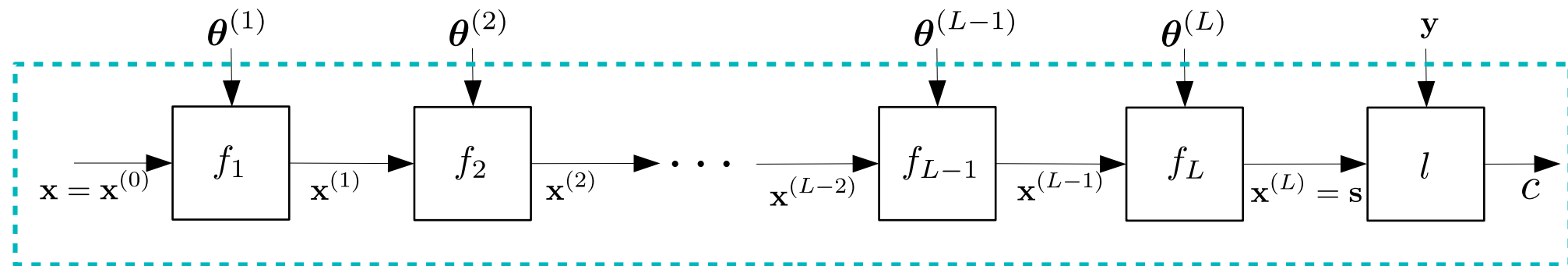
# Calcul automatique du gradient du MLP

## Rétropropagation ("Backward")



## Propagation avant ("Forward")

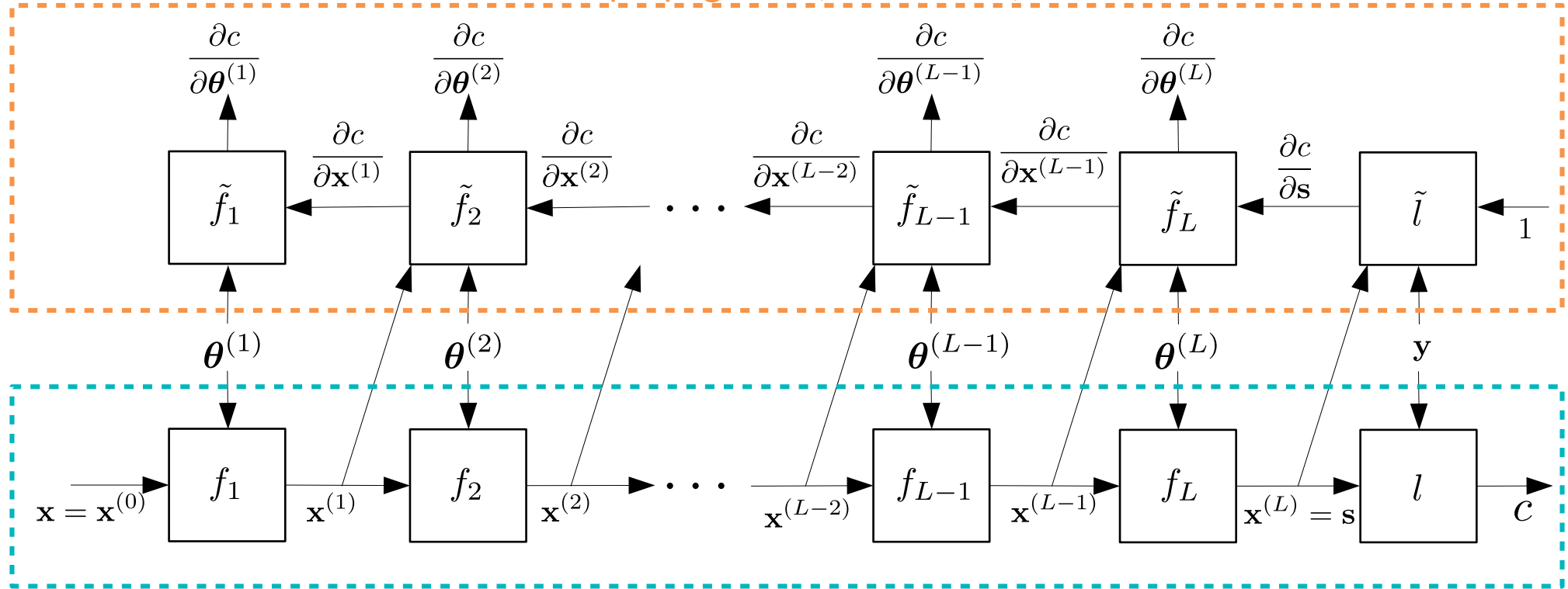
# Calcul automatique du gradient



Propagation avant ("Forward")

# Calcul automatique du gradient

Rétropropagation ("Backward")



Propagation avant ("Forward")

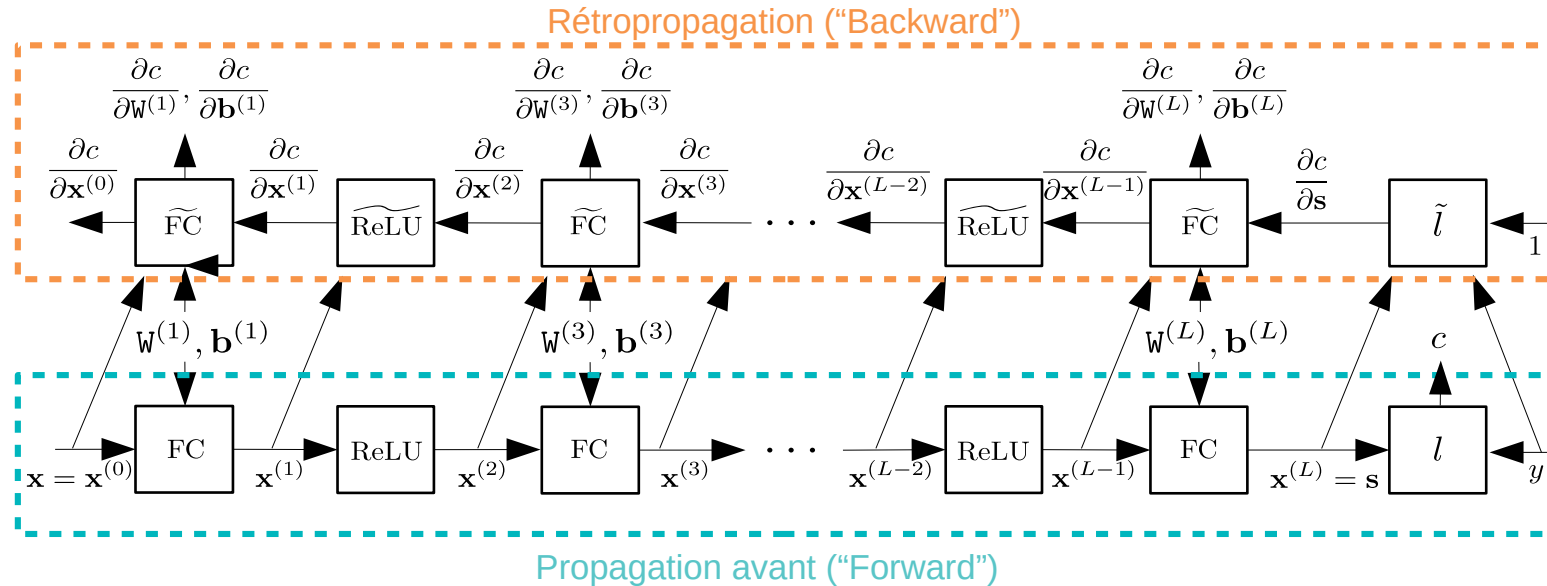
"Differentiable Programming"

# Calcul automatique du gradient (suite)

## Implémentation

$$\left. \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_k} = \sum_{i=1}^N \left. \frac{\partial l(\mathbf{Y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{X}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_k}$$

Le plus économe en mémoire : on calcule les gradients l'un après l'autre en les accumulant.



*lenk*

$\times N$

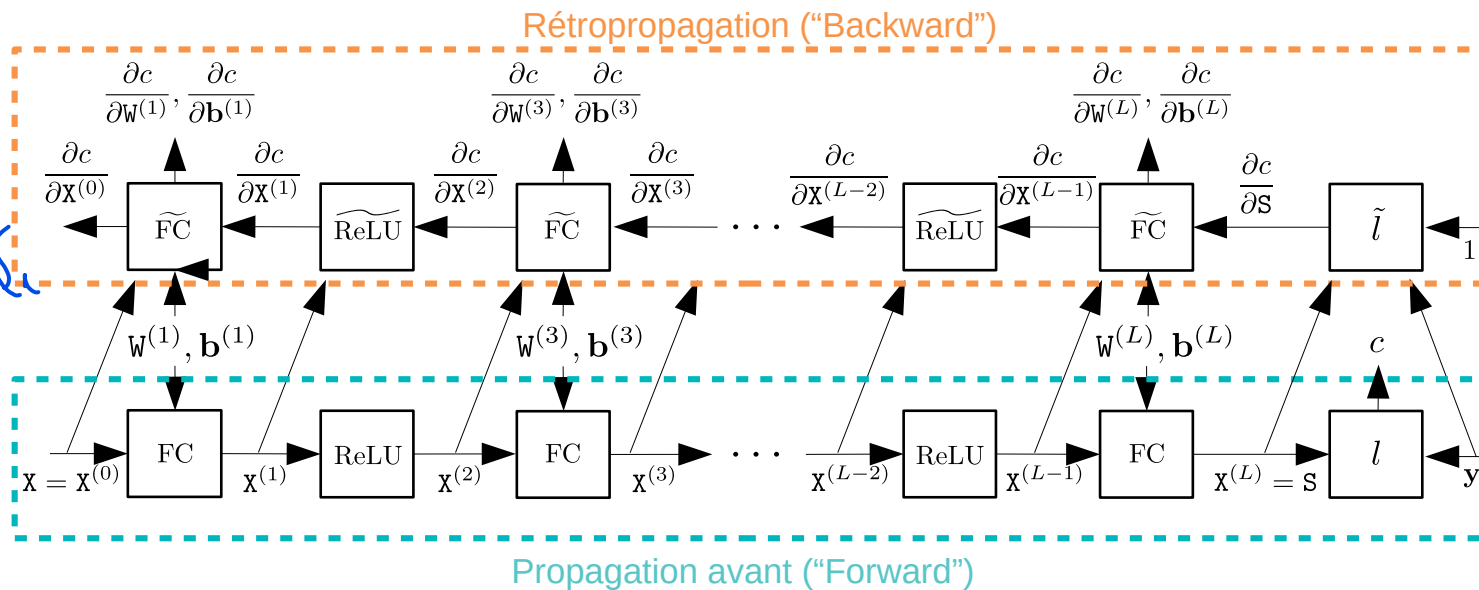
*une seule  
valeur en  
mémoire  
à la fois*

# Calcul automatique du gradient (suite)

## Implémentation

$$\left. \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_k} = \sum_{i=1}^N \left. \frac{\partial l(\mathbf{Y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{X}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_k}$$

Le plus rapide : on calcule tous les gradients en parallèle, puis on les somme.



Rapide

$\times 1$

Mémoire Explode

VI)

$n_{in} \equiv$  taille vecteur d'entrée  
 $n_{out} \equiv$  taille vecteur de sortie

## Initialisation des paramètres

- La méthode la plus utilisée consiste à initialiser les paramètres des FC aléatoirement (distribution normale ou uniforme).

Kaiming init.

$$W_0 = \sqrt{\frac{6}{n_{in}}} \mathcal{U}_{[-1,1]}(n_{out}, n_{in}) \quad \mathbf{b}_0 = \frac{1}{\sqrt{n_{in}}} \mathcal{U}_{[-1,1]}(n_{out})$$

He, K., et al. "Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification." ICCV 2015.

- D'autres méthodes existent mais sont moins utilisées (car la précédente fonctionne bien en pratique).

Mishkin, D., & Matas, J. All you need is a good init. 2015

# Apprendre sur une grande base de données annotées

Descente de gradient  
(GD) :

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_k}$$

# Apprendre sur une grande base de données annotées

Descente de gradient  
(GD) :

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Descente de gradient  
stochastique (SGD) :

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

1	2	3	4	5	6	7	8

$X_{\text{train}}$

1	2	3	4	5	6	7	8

$Y_{\text{train}}$

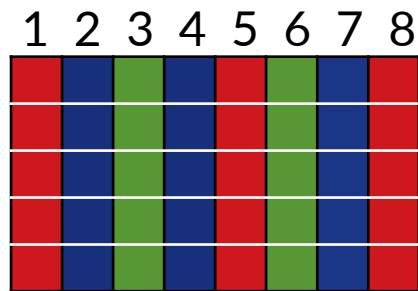
Tirage aléatoire, à chaque itération, de  $|\Omega_k|$   
éléments dans la base de données



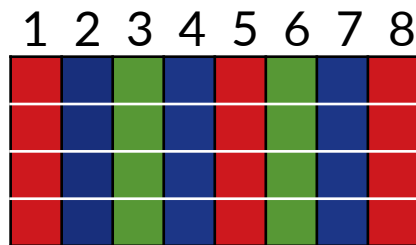
# Apprendre sur une grande base de données annotées (suite)

Descente de gradient stochastique (SGD) :

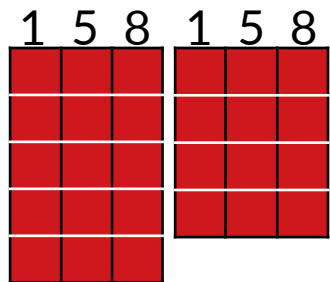
$$\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta = \theta_k}$$



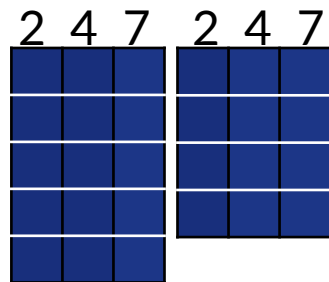
$X_{\text{train}}$



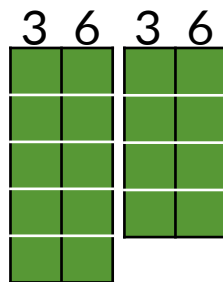
$Y_{\text{train}}$



Minibatch 1



Minibatch 2



Minibatch 3

Une « epoch » :

- 1) Découper aléatoirement la base de données en  $|\Omega_k|$  « minibatches » de taille
- 2) Faire une itération de SGD sur chaque « minibatch »
- 3) Fin de l'« epoch », aller à 1)

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

Inconvénient : l'apprentissage peut être compliqué/lent si le « bruit » est trop important  
(exemple : taille du « minibatch » trop faible)

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

Inconvénient : l'apprentissage peut être compliqué/lent si le « bruit » est trop important  
(exemple : taille du « minibatch » trop faible)

Avantage 1 : ce « bruit » peut permettre de sortir ou d'éviter de mauvais minima locaux

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

Inconvénient : l'apprentissage peut être compliqué/lent si le « bruit » est trop important  
(exemple : taille du « minibatch » trop faible)

Avantage 1 : ce « bruit » peut permettre de sortir ou d'éviter de mauvais minima locaux

Avantage 2 : le gradient est très rapide à calculer

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

Inconvénient : l'apprentissage peut être compliqué/lent si le « bruit » est trop important  
(exemple : taille du « minibatch » trop faible)

Avantage 1 : ce « bruit » peut permettre de sortir ou d'éviter de mauvais minima locaux

Avantage 2 : le gradient est très rapide à calculer

Avantage 3 (empirique) : l'utilisation de petits « minibatches » (32-512) conduit à une meilleure généralisation que l'utilisation de grands « minibatches »

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

En pratique, on choisit une taille de « minibatch » de manière à **occuper entièrement le GPU**.

# Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

En pratique, on choisit une taille de « minibatch » de manière à **occuper entièrement le GPU**.

Si on a **besoin d'un « minibatch » plus grand...**

- on peut faire de l'**accumulation de gradient**, c'est-à-dire faire plusieurs « forward » + « backward »



## Avantages et inconvénients de la SGD

$$\sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \sum_{i \notin \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Gradient SGD  
(« minibatch »)

Gradient GD  
(« base de données »)

« bruit »

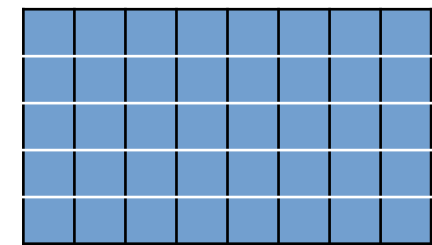
En pratique, on choisit une taille de « minibatch » de manière à **occuper entièrement le GPU**.

Si on a **besoin d'un « minibatch » plus grand...**

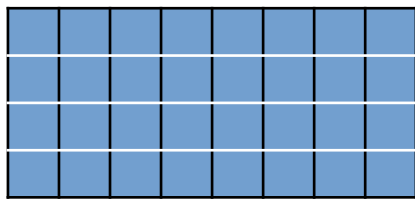
- on peut faire de l'**accumulation de gradient**, c'est-à-dire faire plusieurs « forward » + « backward »
- ou on peut utiliser **plusieurs GPUs** qui traitent des « minibatches » en parallèle !

VI)

# Apprendre à « bien » prédire... sur de nouvelles données

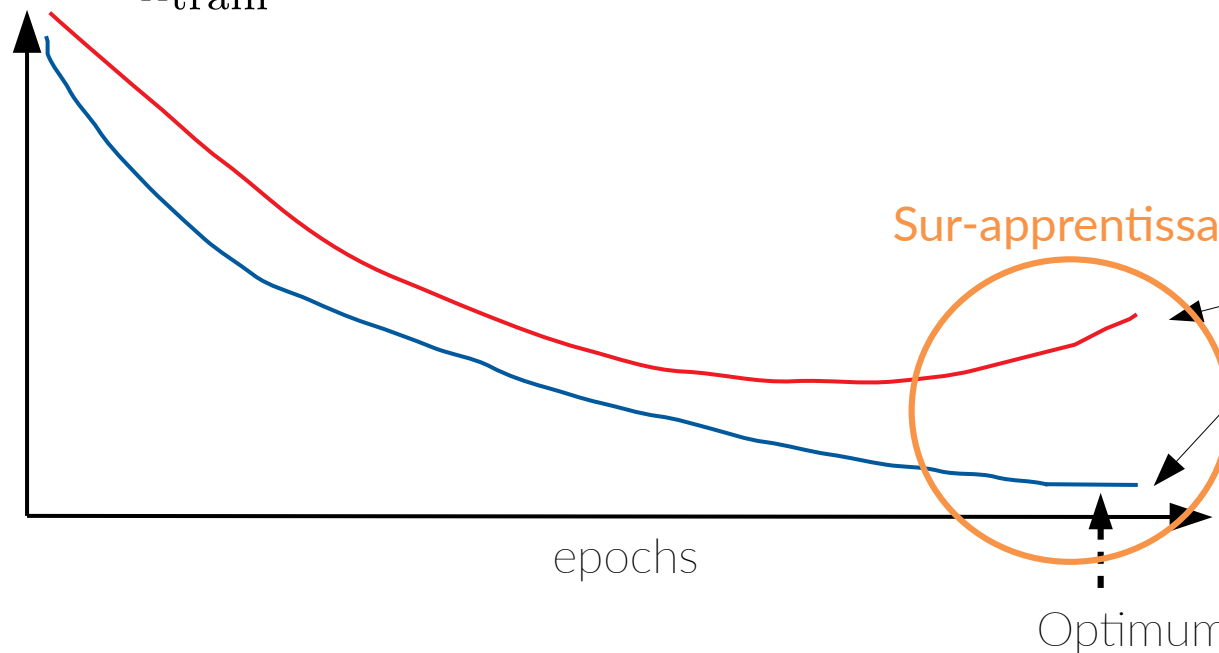


$\mathbf{X}_{\text{train}}$



$\mathbf{Y}_{\text{train}}$

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} L_{\text{train}}(\theta)$$

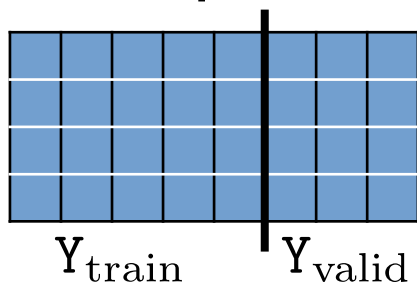
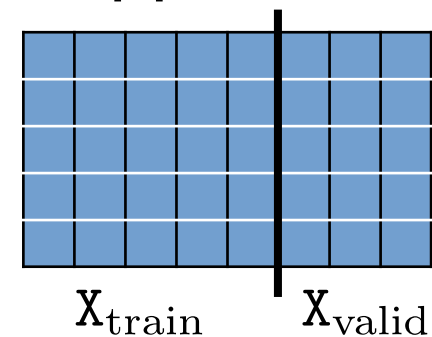


$$l(y_{\text{new}}, f(\mathbf{x}_{\text{new}}; \theta))$$

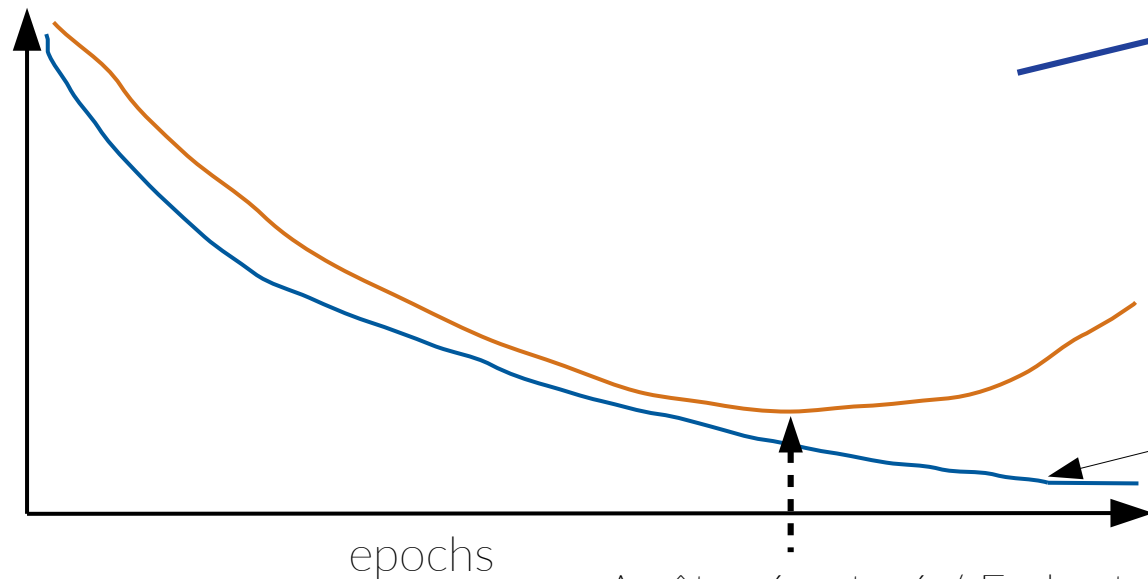
$$L_{\text{train}}(\theta) = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} l(\mathbf{Y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{X}_{\text{train},i}; \theta))$$

VI)

# Apprendre à « bien » prédire... sur de nouvelles données (suite)



$$\theta^* = \arg \min_{\theta} L_{\text{train}}(\theta)$$

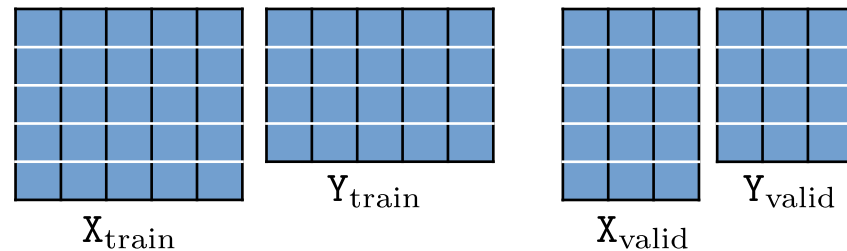


$$L_{\text{valid}}(\theta) = \sum_{i=1}^{N_{\text{valid}}} l(Y_{\text{valid},i}, f(X_{\text{valid},i}; \theta))$$

$$L_{\text{train}}(\theta) = \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))$$

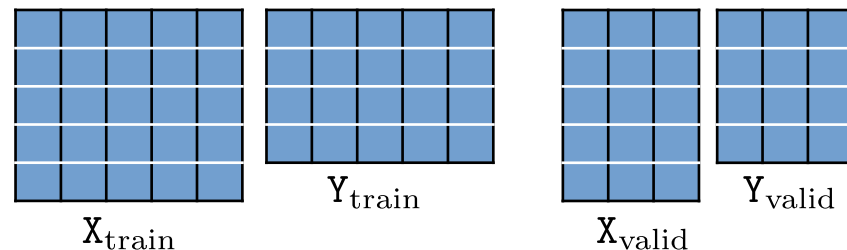
# Résumé de l'étape d'apprentissage

- 1) Découper **une fois pour toutes** la base de données en  
une base d'apprentissage (« training set »)  
une base de validation (« validation set »)



# Résumé de l'étape d'apprentissage

- 1) Découper **une fois pour toutes** la base de données en  
une base d'apprentissage (« training set »)  
une base de validation (« validation set »)



- 2) Lancer une descente de gradient stochastique (SGD) avec arrêt prématuré

Au début d'une « epoch », découper la base d'apprentissage aléatoirement en « minibatches »

Faire une itération de SGD sur chaque « minibatch » :  $\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta = \theta_k}$

A la fin d'une « epoch », calculer  $L_{\text{valid}}(\theta) = \sum_{i=1}^{N_{\text{valid}}} l(Y_{\text{valid},i}, f(X_{\text{valid},i}; \theta))$

Stocker la valeur actuelle de  $\theta$  si le coût de validation est plus faible que le précédent meilleur coût

Stopper l'entraînement lorsqu'on est en régime de « sur-apprentissage »

## Bonnes pratiques

- Lancer un apprentissage sur un seul « minibatch » jusqu'à obtention d'un coût d'apprentissage de zéro

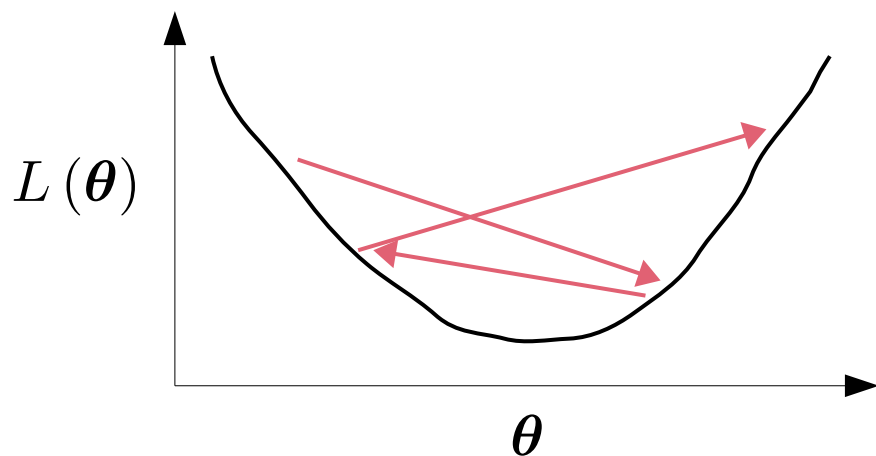
## Bonnes pratiques

- Lancer un apprentissage sur un seul « minibatch » jusqu'à obtention d'un coût d'apprentissage de zéro
  
- Visualiser tout ce qu'il est possible de visualiser
  - Entrées → plage de valeurs (erreur classique : les données ne sont pas normalisées)
  - Sorties
  - Valeurs des paramètres
  - Valeur du pas d'apprentissage
  - Coûts (d'apprentissage, de validation, ...)
  - Gradients
  - ...

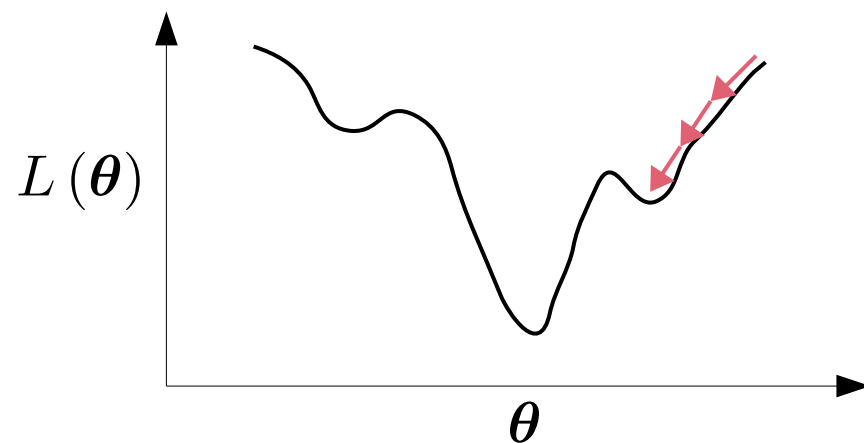
# Définir la valeur du pas d'apprentissage

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}$$

Pas d'apprentissage



Pas d'apprentissage trop grand



Pas d'apprentissage trop petit



## Définir la valeur du pas d'apprentissage (suite)

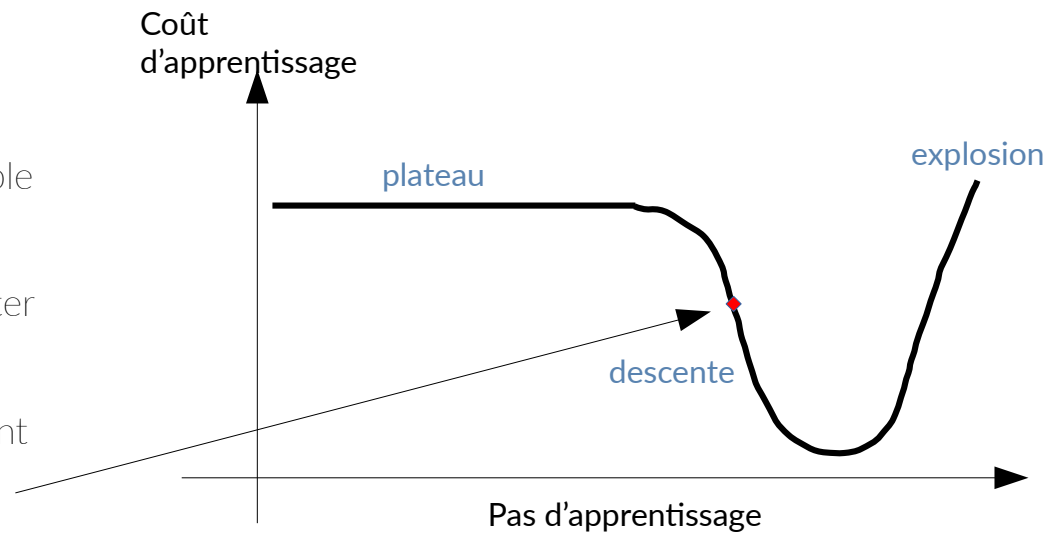
Solution 1 (la plus utilisée) : Tester différentes valeurs du pas d'apprentissage (« grid search ») en visualisant à chaque fois l'évolution du coût d'apprentissage (et du coût de validation)

# Définir la valeur du pas d'apprentissage (suite)

**Solution 1 (la plus utilisée) :** Tester différentes valeurs du pas d'apprentissage (« grid search ») en visualisant à chaque fois l'évolution du coût d'apprentissage (et du coût de validation)

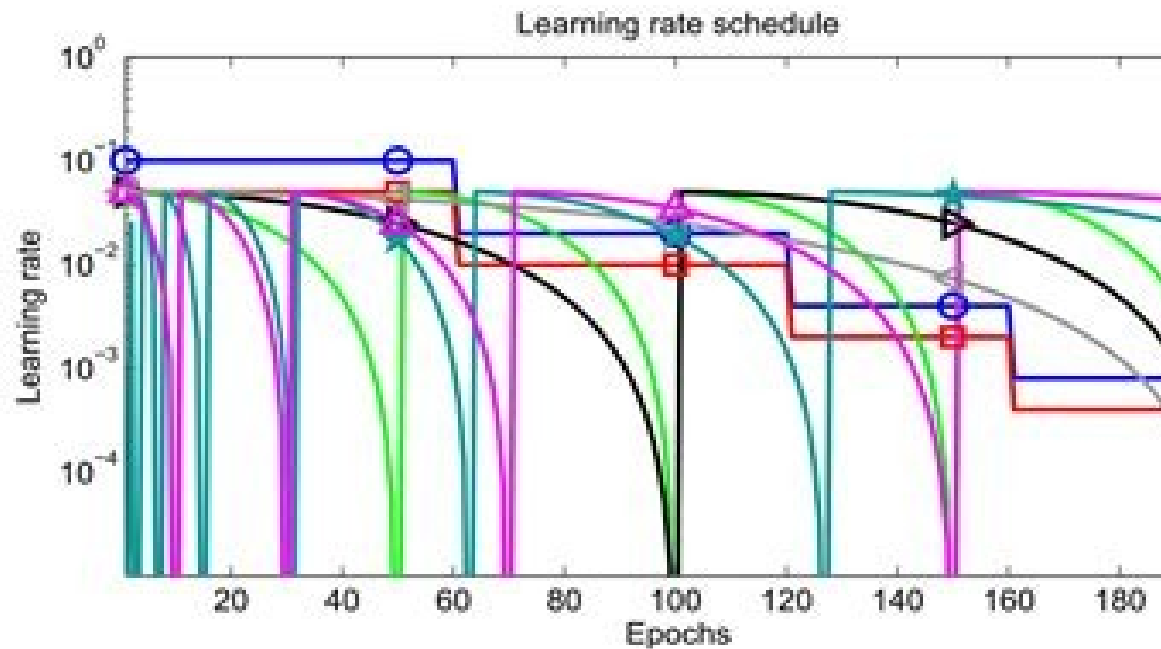
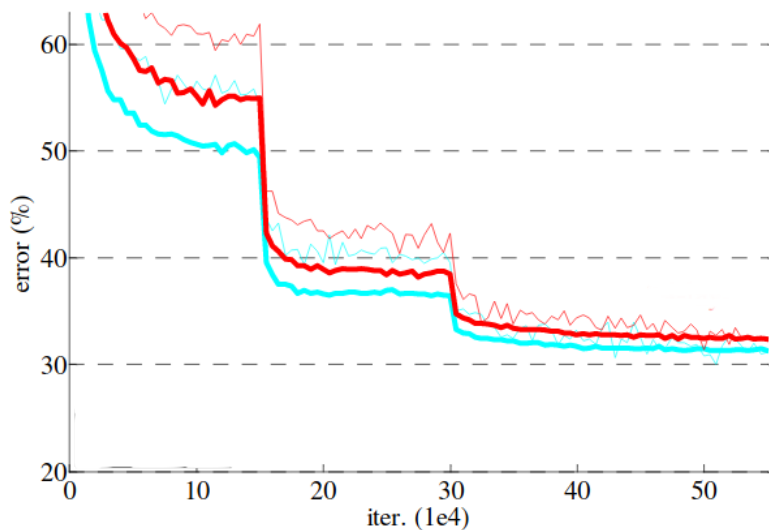
## Solution 2 (rarement utilisée) :

- Lancer un entraînement en partant d'un pas très faible (e.g.  $1e-7$ ).
- A chaque itération (i.e à chaque minibatch), augmenter le pas.
- Récupérer la valeur du pas correspondant au gradient le plus négatif.



# Evolution du pas d'apprentissage durant l'optimisation

- Constant
- Décroissant
- Cyclique
- Réduction sur plateau



Loshchilov, I., & Hutter, F. "SGDR: Stochastic gradient descent with warm restarts." 2016

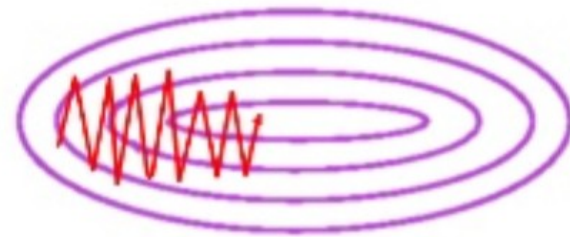
VI)

## SGD avec moment (« SGD with momentum »)

$$\mathbf{g}_{k+1} = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(\mathbf{y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_k}$$

SGD

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \mathbf{g}_{k+1}$$



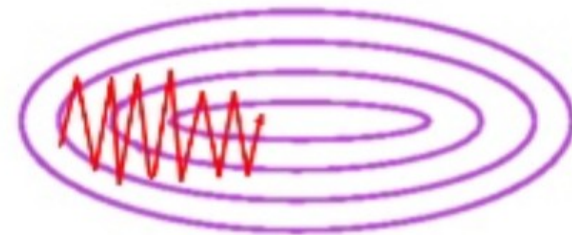
VI)

## SGD avec moment (« SGD with momentum »)

$$\mathbf{g}_{k+1} = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(\mathbf{y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_k}$$

SGD

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \mathbf{g}_{k+1}$$

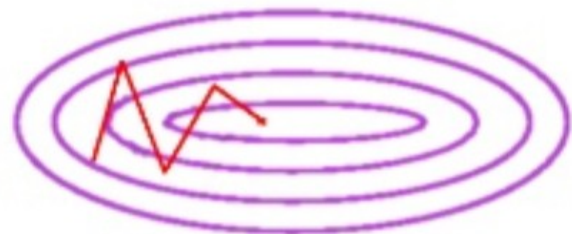


SGD avec moment

$$\mathbf{g}_{k+1} = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(\mathbf{y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_k}$$

$$\mathbf{m}_{k+1} = \beta \mathbf{m}_k + (1 - \beta) \mathbf{g}_{k+1}$$

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \mathbf{m}_{k+1}$$



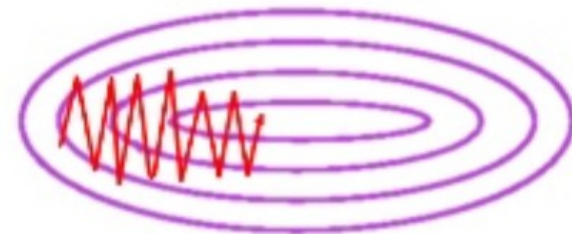
VI)

## SGD avec moment (« SGD with momentum »)

$$\mathbf{g}_{k+1} = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(\mathbf{y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_k}$$

SGD

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \mathbf{g}_{k+1}$$



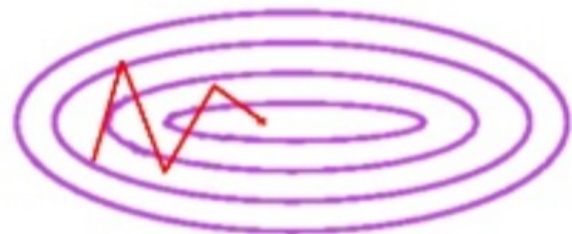
SGD avec moment

$$\mathbf{g}_{k+1} = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(\mathbf{y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{x}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_k}$$

$$\mathbf{m}_{k+1} = \beta \mathbf{m}_k + (1 - \beta) \mathbf{g}_{k+1}$$

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \mathbf{m}_{k+1}$$

← Moyenne mobile exponentielle du gradient  
(permet de « lisser » le gradient)



# « Adam: A Method for Stochastic Optimization »

$$\mathbf{g}_{k+1} = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{\partial l(\mathbf{Y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{X}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_k}$$

$$\mathbf{m}_{k+1} = \frac{1}{1 - \beta_1^k} (\beta_1 \mathbf{m}_k + (1 - \beta_1) \mathbf{g}_{k+1})$$

$$\mathbf{v}_{k+1} = \frac{1}{1 - \beta_2^k} (\beta_2 \mathbf{v}_k + (1 - \beta_2) \mathbf{g}_{k+1}^2)$$

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k - \alpha \frac{\mathbf{m}_{k+1}}{\sqrt{\mathbf{v}_{k+1}} + \epsilon}$$

Carré de chaque élément de  $\mathbf{g}_k$

Racine carrée de chaque élément de  $\mathbf{V}_{k+1}$

## Autres techniques de régularisation

**Régularisation** : technique permettant de réduire le sur-apprentissage

Exemple déjà vu → « Early Stopping »



## Autres techniques de régularisation

**Régularisation** : technique permettant de réduire le sur-apprentissage

Exemple déjà vu → « Early Stopping »

« Dropout » d'une couche FC

Lors de l'entraînement, mettre aléatoirement  $p$  % des colonnes de  $W$  à zéro (équivalent à mettre à zéro aléatoirement  $p$  % des « neurones » d'entrée)

# Autres techniques de régularisation

**Régularisation** : technique permettant de réduire le sur-apprentissage

Exemple déjà vu → « Early Stopping »

« Dropout » d'une couche FC

Lors de l'entraînement, mettre aléatoirement p % des colonnes de  $W$  à zéro (équivalent à mettre à zéro aléatoirement p % des « neurones » d'entrée)

« Weight decay »

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \alpha \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} - \lambda \theta_k$$

→ AdamW

Tire les paramètres vers zéro

A priori un tel apprentissage ne devrait **PAS** fonctionner

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} L_{\text{train}}(\boldsymbol{\theta}) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} l(\mathbf{Y}_{\text{train},i}, f(\mathbf{X}_{\text{train},i}; \boldsymbol{\theta}))$$

où  $f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}) = f_L \left( f_{L-1} \left( \dots f_2 \left( f_1 \left( \mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}^{(1)} \right); \boldsymbol{\theta}^{(2)} \right) \dots; \boldsymbol{\theta}^{(L-1)} \right); \boldsymbol{\theta}^{(L)} \right)$

Raisonnement a priori

descente de gradient où

$f$  est non-convexe



mauvais minimum local

# A priori un tel apprentissage ne devrait **PAS** fonctionner

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} L_{\text{train}}(\theta) = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} l(Y_{\text{train},i}, f(X_{\text{train},i}; \theta))$$

où  $f(\mathbf{x}; \theta) = f_L \left( f_{L-1} \left( \dots f_2 \left( f_1 \left( \mathbf{x}; \theta^{(1)} \right); \theta^{(2)} \right) \dots; \theta^{(L-1)} \right); \theta^{(L)} \right)$

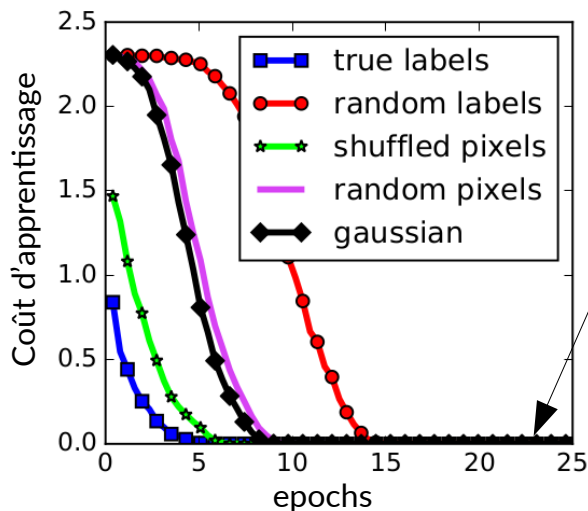
## Raisonnement a priori

descente de gradient où  $f$  est non-convexe



mauvais minimum local

## Résultats empiriques sur CIFAR10



Zéro !

Un des minima globaux a été atteint.

# A priori un tel apprentissage ne devrait **PAS** fonctionner (suite)

## Raisonnement a priori

Coût d'apprentissage atteint zéro



Le réseau a appris « par cœur » à associer la bonne étiquette pour chaque exemple de la base d'apprentissage



Les performances de généralisation seront très mauvaises

# A priori un tel apprentissage ne devrait **PAS** fonctionner (suite)

## Raisonnement a priori

Coût d'apprentissage atteint zéro

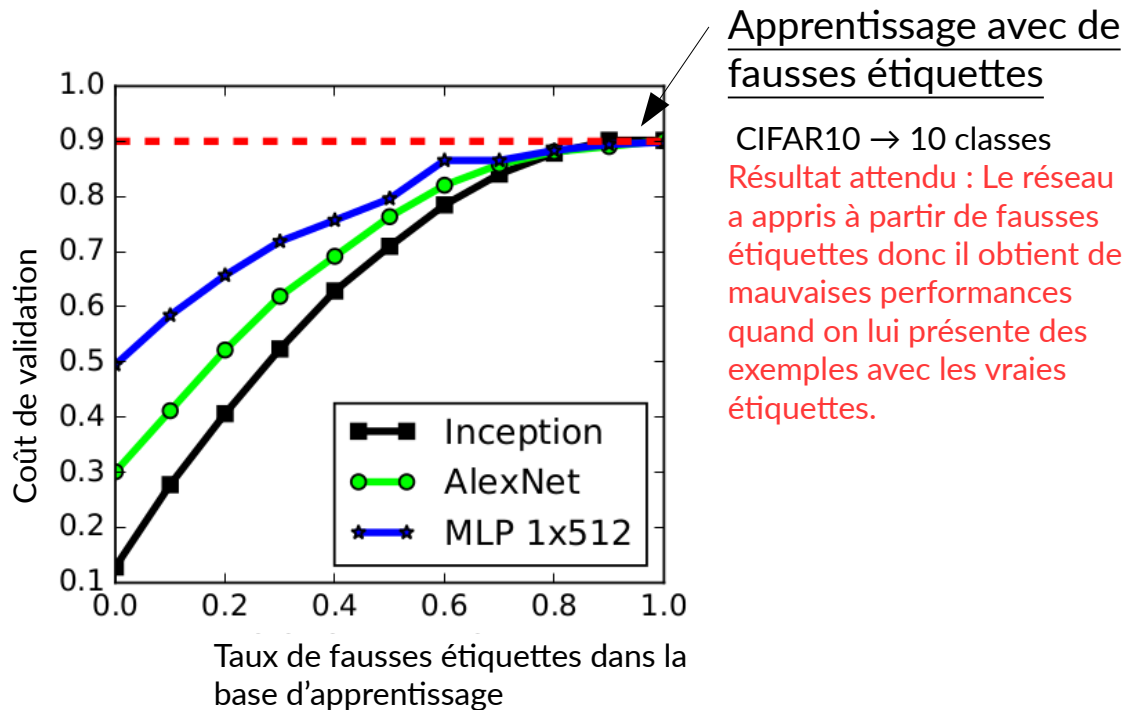


Le réseau a appris « par cœur » à associer la bonne étiquette pour chaque exemple de la base d'apprentissage



Les performances de généralisation seront très mauvaises

## Résultats empiriques sur CIFAR10



# A priori un tel apprentissage ne devrait PAS fonctionner (suite)

## Raisonnement a priori

Coût d'apprentissage atteint zéro



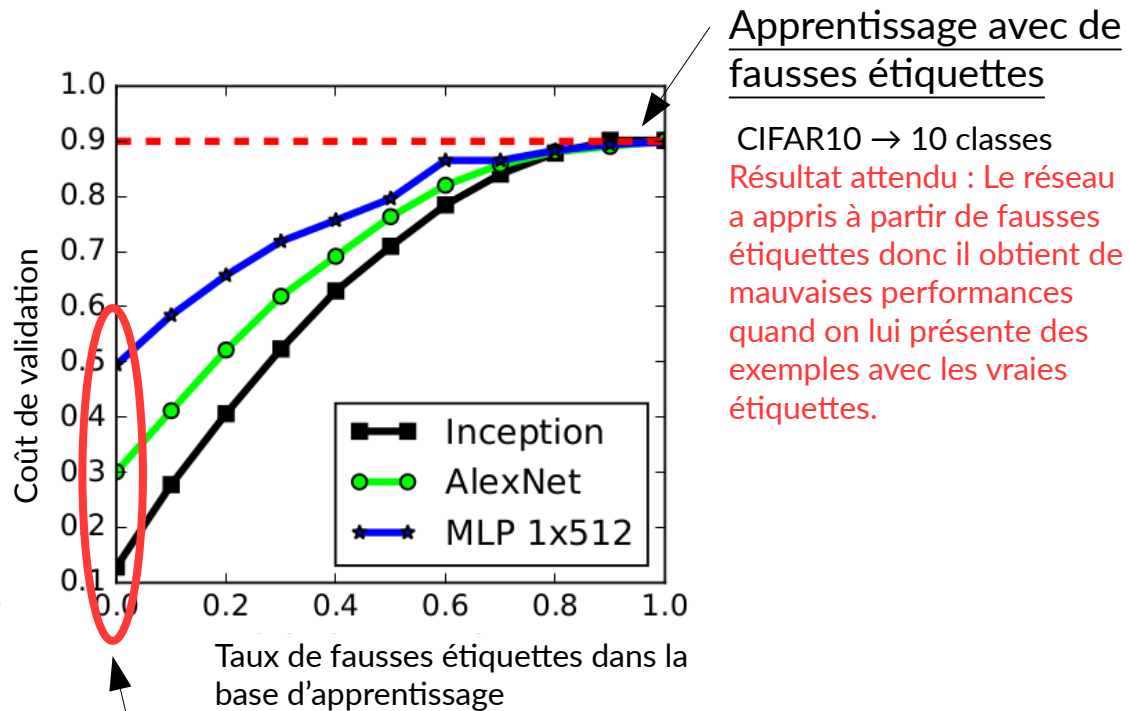
Le réseau a appris « par cœur » à associer la bonne étiquette pour chaque exemple de la base d'apprentissage



Les performances de généralisation seront très mauvaises

Zhang, C et al. (2017). Understanding Deep Learning requires rethinking generalization. ICLR

## Résultats empiriques sur CIFAR10



## Apprentissage avec les vraies étiquettes

→ Résultat inattendu : Quand le réseau apprend à partir de vraies étiquettes, il a une bonne capacité de généralisation.

# A priori un tel apprentissage ne devrait **PAS** fonctionner (suite)

Comment se fait-il que l'étape d'apprentissage ait permis de trouver un minimum global qui généralise bien (sachant qu'il existe des minima globaux qui généralisent mal) ?

- 1) Biais introduit par l'architecture (« inductive bias »)
- 2) Biais introduit par la descente de gradient stochastique

<https://guillefix.me/nnbias/>

[https://hackmd.io/75gt3X6WQbu1\\_A3pF8svWg](https://hackmd.io/75gt3X6WQbu1_A3pF8svWg)

Valle-Pérez. G et al. (2019). Deep learning generalizes because the parameter-function map is biased towards simple functions. ICLR

Smith, S., et al. (2021). On the origin of implicit regularization on stochastic gradient descent. ICLR



# Résumé des ingrédients du « Deep Learning »

1) Grande base de données étiquetées

2) « Bonne » architecture de réseau de neurones profond

- ▶ « Perceptron » multicouche, Réseau de neurones à convolution, Transformer
- ▶ Et optimisation par descente de gradient stochastique (AdamW, etc.)

3) Grande capacité de calculs en parallèle (GPU)