

# Régression Linéaire et Généralisation

14 mars 2017

## 1 Contexte

### 1.1 Régression Linéaire, Erreur de Généralisation

Soit  $f : E \subset [0, 1]^d \rightarrow [0, 1]$  une fonction inconnue avec  $E$  **fini**. On suppose que l'on connaît  $f$  en quelques points : On dispose de  $D = \{(x_i, y_i) \mid y_i = f(x_i)\}$  fini avec  $m = |D| \ll |E|$ . Le but de la **régression linéaire** est d'approcher  $f$  au mieux avec  $f_\theta$ , modèle linéaire, défini par :

$$f_\theta(x) = \theta^T x$$

Avec  $\theta \in \mathbb{R}$  le paramètre de  $f_\theta$ . Plus formellement on veut trouver  $\theta$  qui minimise l'**erreur absolue** :

$$J(\theta) = \sum_{x \in E} (f(x) - f_\theta(x))^2$$

Cependant comme on ne connaît pas  $E$ , on doit se contenter d'approcher  $J$  par  $\hat{J}$  l'**erreur empirique** sur  $D$  :

$$\hat{J}(\theta) = \sum_i (y_i - f_\theta(x_i))^2 = \sum_i (y_i - \theta^T x_i)^2$$

1) Que signifie  $J(\theta) = 0$  ?  $\hat{J}(\theta) = 0$  ?

2) Montrer

$$\hat{J}(\theta) \leq J(\theta)$$

3) Minimiser  $\hat{J}(\theta)$  revient-il à minimiser  $J(\theta)$  ?

Dans l'idéal on voudrait donc minimiser  $J(\theta)$ , cependant c'est  $\hat{J}(\theta)$  que l'on

peut minimiser en pratique. Ce qui nous intéresserait ce serait trouver un terme  $M > 0$  tel que :

$$J(\theta^*) \leq \hat{J}(\theta^*) + M$$

Avec  $\theta^*$  qui minimise  $\hat{J}$ .

4) En quoi peut-on qualifier  $M$  d'erreur de généralisation ?

## 1.2 Régression Linéaire Ridge-Régularisée

Pour des raisons passées sous silence, on considère ici les minimisations de :

$$J_r(\theta) = J(\theta) + \lambda \|\theta\|_2^2$$

$$\hat{J}_r(\theta) = \hat{J}(\theta) + \lambda \|\theta\|_2^2$$

Avec  $\lambda$  un scalaire donné. On parle alors de **régression linéaire ridge-régularisée**. On admet qu'il existe un algorithme capable de fournir  $\theta^*$  qui minimise  $\hat{J}_r$ . On cherche toujours une inégalité du type :

$$J_r(\theta^*) \leq \hat{J}_r(\theta^*) + M$$

## 2 Stabilité Uniforme

Dans la suite on note :

- $\theta$  qui minimise  $\hat{J}_r$  sur  $D$
- $\theta^{\setminus i}$  qui minimise  $\hat{J}_r$  sur  $D \setminus \{(x_i, y_i)\}$

Pour trouver la borne  $M$  on dispose du théorème suivant :

**Théorème :** S'il existe  $\beta$  tel que :

$$\forall i \in \{1 \dots m\}, \quad \sup_{x \in E} |l(\theta, x) - l(\theta^{\setminus i}, x)| \leq \frac{\beta}{m}$$

Avec  $l(\theta, x) = (\theta^T x - f(x))^2$  et  $l(\theta^{\setminus i}, x) = (\theta^{\setminus i T} x - f(x))^2$

Et si  $l(\theta, x)$  est bornée par  $M$

**Alors :**

Avec probabilité  $1 - \delta$  :

$$J_r(\theta) \leq \hat{J}_r(\theta) + 2\frac{\beta}{m} + (4\beta + M)\sqrt{\frac{\ln(\frac{1}{\delta})}{2m}}$$

5) Que se passe-t-il lorsque  $m$  est grand ? Comment l'interprétez vous ?

### 3 Trouvons $\beta$

Nous avons toujours

- $\theta$  qui minimise  $\hat{J}_r$  sur  $D$
- $\theta^{\setminus i}$  qui minimise  $\hat{J}_r$  sur  $D \setminus \{(x_i, y_i)\}$

- 6) Montrer que  $\|\theta\|_2^2 \leq \frac{1}{\lambda}$
- 7) En déduire  $l(\theta, x) \leq 1$

On remplit donc la deuxième condition du théorème avec  $M=1$ . Passons à la première.

- 8) Montrer que  $l$  est convexe en son premier argument
- 9) Montrer qu'il existe  $\sigma > 0$  tel que :

$$\forall \theta_1, \theta_2 \forall x \quad |l(\theta_1, x) - l(\theta_2, x)| \leq \sigma |(\theta_1 - \theta_2)^T x|$$

- 10) En déduire ce **lemme** :

$$\forall t \in [0, 1] \quad \|\theta\|_2^2 - \|\theta + t\Delta\theta\|_2^2 + \|\theta^{\setminus i}\|_2^2 - \|\theta^{\setminus i} - t\Delta\theta\|_2^2 \leq \frac{t\sigma}{\lambda m} |\Delta\theta^T x_i|$$

Avec  $\Delta\theta = \theta^{\setminus i} - \theta$ . 11) Constater que pour  $t = \frac{1}{2}$  on a  $\|\theta\|_2^2 - \|\theta + t\Delta\theta\|_2^2 + \|\theta^{\setminus i}\|_2^2 - \|\theta^{\setminus i} - t\Delta\theta\|_2^2 = \frac{1}{2} \|\Delta\theta\|_2^2$

- 12) En déduire une majoration de :

$$|l(\theta, x) - l(\theta^{\setminus i}, x)|$$

- 13) Conclure

### 4 Correction

Coming soon

### 5 Sources

— Sujet (adapté) : [http : //perso.univ-st-etienne.fr/habrarda/ENSMML/td\\_uniformstab](http://perso.univ-st-etienne.fr/habrarda/ENSMML/td_uniformstab)

- Correction : [http : //perso.univ-st-etienne.fr/habrarda/ENSMML/recap\\_uniformStab](http://perso.univ-st-etienne.fr/habrarda/ENSMML/recap_uniformStab)
- Papier d'origine : Olivier Bousquet, André Elisseeff : Stability and Generalization. Journal of Machine Learning Research 2 : 499-526 (2002)