

①

Leçon n° 4: EMMT Lien forte proba - espérance,
Complexité de Mademacher, application aux
modèles Linéaires

Contexte: Contrôle de $2 \sup_{f \in F} |\hat{M}(f) - M(f)|$
 (Erreur d'estimation)

I. Lien forte Proba - Espérance.

$$\hat{M}(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(y_i, x_i)$$

Hypothèse: $\forall f \in F, \forall (x, y) \in \text{Supp}(P_i \text{ des données}),$
 $0 \leq f(y_i, x_i) \leq P_\infty.$

Remarque: En changeant un couple (x_i, y_i) par n'importe
 quoi qui reste dans le support de la P_i des données, $\hat{M}(f)$
 change au plus de $\frac{P_\infty}{n}$ (vrai $\forall f$).

Et donc, $\left(\sup_{f \in F} |\hat{M}(f) - M(f)| \right)$ change au plus de $\frac{P_\infty}{n}$.

②

Il est alors possible d'appliquer l'inégalité de McDiarmid à $\sup_{f \in F} |\hat{M}(f) - M(f)|$, ce qui donne, avec probabilité $1 - \delta$,
(pour $\delta \in (0, 1)$),

$$\left| \sup_{f \in F} |\hat{M}(f) - M(f)| - \mathbb{E} \left(\sup_{f \in F} |\hat{M}(f) - M(f)| \right) \right| \leq \frac{P_\infty}{\sqrt{2n}} \sqrt{\log \frac{1}{\delta}}$$

Donc Pour obtenir des bornes avec forte proba, il suffit d'être capable de donner des bornes d'espérance.

(3) II Complexité de Rademacher

Idee Pour donner des bornes sur $E\left(\sup_{f \in F} |\tilde{M}(f) - M(f)|\right)$,
il existe un outil générique appelé la complexité de Rademacher.

Reformulation On reparamétrise les fonctions f (et F) par des
fonctions h (et H). Nous sommes alors intéressés par

$$\sup_{h \in H} \left\{ E\left(\sup_{h \in H} h(z) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i)\right) \right\}$$

Définition: $M_n(H) \equiv E_{\varepsilon, z} \left(\sup_{h \in H} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i h(z_i) \right)$

où $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ est une suite de variables de Rademacher
indépendantes entre elles et de toutes les autres quantités.

$M_n(H)$ s'appelle la complexité de Rademacher de la
classe H .

(9)

Théorème (Propriété de symétrisation).

Les deux inégalités suivantes sont vérifiées :

$$\bullet \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i) - \mathbb{E}(h(z)) \right) \right) \leq 2R_n(H)$$

~~$$\bullet \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\mathbb{E}(h(z)) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i) \right) \right) \leq 2R_n(H)$$~~

$$\bullet \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\mathbb{E}(h(z)) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i) \right) \right) \leq 2R_n(H).$$

preuve : L'idée est d'introduire des variables aléatoires z_1, \dots, z_n qui sont indépendantes entre elles et des autres quantités du problème.

$$\begin{aligned} \text{Alors } & \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i) - \mathbb{E}(h(z)) \right) \right) \\ &= \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(h(z_i)) \right) \right) \\ &= \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\mathbb{E} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h(z_i) - h(z_i')) \right) \right) \right) \\ &\leq \mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h(z_i) - h(z_i')) \right) \right) \end{aligned}$$

- ⑤ De plus, z_i et z_i' ont des lois interchangeables (car $h(z_i) - h(z_i')$ est symétrique) et ε_i est symétrique.

donc

$$\mathbb{E} \left(\sup_{h \in H} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(z_i) - \mathbb{E}(h(z_i)) \right| \right)$$

$$\leq \mathbb{E} \left(\sup_{\substack{z_1, \dots, z_n \\ z'_1, \dots, z'_n \\ \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i (h(z_i) - h(z'_i)) \right| \right)$$

$$\leq \mathbb{E} \left(\sup_{\substack{z_1, \dots, z_n \\ \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i h(z_i) \right| \right) + \mathbb{E} \left(\sup_{\substack{z'_1, \dots, z'_n \\ \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i h(z'_i) \right| \right)$$

$$= 2M_n(H)$$

□

III Analyse des modèles linéaires contraints via la complexité de Rademacher

~~1) Calcul de la complexité de Rademacher~~
 → À présent après le calcul de complexité.

Lemme: Lorsque la fonction $f(y, \cdot)$ est G -Lipschitz

~~P.S.~~, alors

$$\mathbb{E} \left(\sup_{f \in F} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i f(y_i, \cdot) \right| \right) \leq G \cdot \mathbb{E} \left(\sup_{f \in F} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i f(u_i) \right| \right)$$

preuve: Admis, voir Bach 2024

□

⑥

Modèles linéaires contraints :

$$\mathcal{F} = \left\{ f_{\theta}(x) = \theta^T \varphi(x), \Omega(\theta) \leq D \right\}$$

Ω : norme sur \mathbb{R}^d .

$$M_n(F) = \mathbb{E} \left[\sup_{\Omega(\theta) \leq D} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \theta^T \varphi(x_i) \right) \right]$$

$$= \mathbb{E} \left[\sup_{\Omega(\theta) \leq D} \frac{1}{n} \varepsilon^T \Phi \theta \right] \quad (\text{Notation leçon 2})$$

$$= \frac{D}{n} \mathbb{E} \left(\Omega^* \left(\Phi^T \varepsilon \right) \right) \quad (\Omega^* : \text{norme duale de } \Omega).$$

Lorsque $\Omega(\cdot) = \|\cdot\|_2$:

$$M_n(F) = \frac{D}{n} \mathbb{E} \left(\|\Phi^T \varepsilon\|_2 \right)$$

$$\leq \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E} \left(\|\Phi^T \varepsilon\|_2^2 \right)}$$

Jensen

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E} \left(\varepsilon^T \Phi \Phi^T \varepsilon \right)}$$

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E} \left(\text{tr} \left(\varepsilon^T \Phi \Phi^T \varepsilon \right) \right)}$$

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E} \left(\text{tr} \left(\Phi^T \varepsilon \varepsilon^T \Phi \right) \right)}$$

⑦

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E}(\text{tr}(\Phi^T \varepsilon \varepsilon^T \Phi) | \Phi)}$$

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E}(\text{tr}(\Phi^T \underbrace{\mathbb{E}(\varepsilon \varepsilon^T | \Phi)}_{= I} \Phi) | \Phi)}$$

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\mathbb{E}(\text{tr}(\Phi^T \Phi))} = \frac{D}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbb{E}(\Phi^T \Phi)_i)}$$

$$= \frac{D}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbb{E}(\|\phi(x_i)\|_2^2)}$$

$$= \frac{D}{\sqrt{n}} \sqrt{\mathbb{E}(\|\phi(x)\|_2^2)}$$

$$\text{donc } M_n(F) \leq \frac{D}{\sqrt{n}} \sqrt{\mathbb{E}(\|\phi(x)\|_2^2)}$$

Indep de la dimension.

Conclusion: Lorsque $\phi(y, \cdot)$ est G -Lipschitz p.s.

Soit $\bigcup_{f \in F} \text{Supp}(x)$, alors

$$\mathbb{E}(M(P_{\hat{\sigma}})) \leq \inf_{\|x\|_2 \leq D} M(P_{\sigma}) + \frac{4GD\sqrt{\mathbb{E}(\|\phi(x)\|_2^2)}}{\sqrt{n}}$$