

# Atour d'une inégalité de concentration de la mesure

Djalil Chafaï

Paris-Dauphine

Exposé culturel

Groupe de travail statistique et imagerie

Lundi 20 janvier 2014

# Plan de l'exposé

## 1 Inégalité de Azuma-Hoeffding

# Plan de l'exposé

- 1 Inégalité de Azuma-Hoeffding
- 2 Application aux matrices aléatoires

# Plan de l'exposé

- 1 Inégalité de Azuma-Hoeffding
- 2 Application aux matrices aléatoires
- 3 Application au voyageur de commerce

# Outline

- 1** Inégalité de Azuma-Hoeffding
- 2 Application aux matrices aléatoires
- 3 Application au voyageur de commerce

## Théorème (Inégalité de concentration de Azuma-Hoeffding)

■ *Variable aléatoire intégrable*  $Y : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow \mathbb{R}$

## Théorème (Inégalité de concentration de Azuma-Hoeffding)

- *Variable aléatoire intégrable*  $Y : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow \mathbb{R}$
- *Filtration interpolation*  $\{\emptyset, \Omega\} = \mathcal{F}_0 \subset \dots \subset \mathcal{F}_n = \mathcal{F}$

## Théorème (Inégalité de concentration de Azuma-Hoeffding)

- Variable aléatoire intégrable  $Y : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow \mathbb{R}$
- Filtration interpolation  $\{\emptyset, \Omega\} = \mathcal{F}_0 \subset \dots \subset \mathcal{F}_n = \mathcal{F}$
- Accroissements  $d_1, \dots, d_n$  de la martingale de Doob :

$$Y - \mathbb{E}(Y) = \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = \sum_{k=1}^n d_k.$$

## Théorème (Inégalité de concentration de Azuma-Hoeffding)

- *Variable aléatoire intégrable*  $Y : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow \mathbb{R}$
- *Filtration interpolation*  $\{\emptyset, \Omega\} = \mathcal{F}_0 \subset \dots \subset \mathcal{F}_n = \mathcal{F}$
- *Accroissements*  $d_1, \dots, d_n$  *de la martingale de Doob* :

$$Y - \mathbb{E}(Y) = \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = \sum_{k=1}^n d_k.$$

- *Alors pour tout*  $r \geq 0$ ,

$$\mathbb{P}(|Y - \mathbb{E}(Y)| \geq r) \leq 2 \exp\left(-\frac{2r^2}{\text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2}\right).$$

## Théorème (Inégalité de concentration de Azuma-Hoeffding)

- *Variable aléatoire intégrable*  $Y : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow \mathbb{R}$
- *Filtration interpolation*  $\{\emptyset, \Omega\} = \mathcal{F}_0 \subset \dots \subset \mathcal{F}_n = \mathcal{F}$
- *Accroissements*  $d_1, \dots, d_n$  *de la martingale de Doob* :

$$Y - \mathbb{E}(Y) = \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = \sum_{k=1}^n d_k.$$

- *Alors pour tout*  $r \geq 0$ ,

$$\mathbb{P}(|Y - \mathbb{E}(Y)| \geq r) \leq 2 \exp\left(-\frac{2r^2}{\text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2}\right).$$

- $\text{osc}(d_k) = \sup d_k - \inf d_k = \text{Diam}(\text{support}(d_k)) \leq 2\|d_k\|_\infty$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

$$\blacksquare Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

- $Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$
- $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. centrées à valeurs dans  $[-1, 1]$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

- $Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$
- $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. centrées à valeurs dans  $[-1, 1]$
- $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

- $Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$
- $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. centrées à valeurs dans  $[-1, 1]$
- $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$
- $d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = n^{-1/2}X_k$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

- $Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$
- $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. centrées à valeurs dans  $[-1, 1]$
- $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$
- $d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = n^{-1/2}X_k$
- $\text{osc}(d_k) = 2n^{-1/2}$  et  $\text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2 = 4$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

- $Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$
- $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. centrées à valeurs dans  $[-1, 1]$
- $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$
- $d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = n^{-1/2}X_k$
- $\text{osc}(d_k) = 2n^{-1/2}$  et  $\text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2 = 4$
- Azuma-Hoeffding  $\Rightarrow$  borne sous-gaussienne  $\exp(-\frac{1}{2}r^2)$

## Optimalité pour les variables de Bernoulli

- $Y = F(X_1, \dots, X_n) = n^{-1/2}(X_1 + \dots + X_n)$
- $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. centrées à valeurs dans  $[-1, 1]$
- $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$
- $d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1}) = n^{-1/2}X_k$
- $\text{osc}(d_k) = 2n^{-1/2}$  et  $\text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2 = 4$
- Azuma-Hoeffding  $\Rightarrow$  borne sous-gaussienne  $\exp(-\frac{1}{2}r^2)$
- TCL pour plus grande variance possible (Bernoulli) !

## Oscillation partielle conditionnelle (McDiarmid)

- Bien souvent  $F$  n'est pas linéaire

## Oscillation partielle conditionnelle (McDiarmid)

- Bien souvent  $F$  n'est pas linéaire
- $Y = F(X_1, \dots, X_n)$ ,  $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.

## Oscillation partielle conditionnelle (McDiarmid)

- Bien souvent  $F$  n'est pas linéaire
- $Y = F(X_1, \dots, X_n)$ ,  $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.
- $d_k = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1})$

## Oscillation partielle conditionnelle (McDiarmid)

- Bien souvent  $F$  n'est pas linéaire
- $Y = F(X_1, \dots, X_n)$ ,  $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.
- $d_k = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1})$
- $(X'_1, \dots, X'_n)$  copie indépendante de  $(X_1, \dots, X_n)$

$$\mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1}) = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X'_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k)$$

## Oscillation partielle conditionnelle (McDiarmid)

- Bien souvent  $F$  n'est pas linéaire
- $Y = F(X_1, \dots, X_n)$ ,  $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.
- $d_k = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1})$
- $(X'_1, \dots, X'_n)$  copie indépendante de  $(X_1, \dots, X_n)$

$$\mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1}) = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X'_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k)$$

- Oscillation partielle conditionnelle de  $F$

$$d_k = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_k, \dots, X_n) - F(X_1, \dots, X'_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k)$$

## Oscillation partielle conditionnelle (McDiarmid)

- Bien souvent  $F$  n'est pas linéaire
- $Y = F(X_1, \dots, X_n)$ ,  $\mathcal{F}_k = \sigma(X_1, \dots, X_k)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.
- $d_k = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1})$
- $(X'_1, \dots, X'_n)$  copie indépendante de  $(X_1, \dots, X_n)$

$$\mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_{k-1}) = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X'_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k)$$

- Oscillation partielle conditionnelle de  $F$

$$d_k = \mathbb{E}(F(X_1, \dots, X_k, \dots, X_n) - F(X_1, \dots, X'_k, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k)$$

- $\text{osc}(d_k) \leq 2 \|d_k\|_\infty \leq 2 \mathbb{E}(\|F\|_{\text{Lip}_k}(X_1, \dots, X_n) | \mathcal{F}_k)$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (1/2)

- Idée : Markov, Laplace, conditionnement, v.a. bornées

## Preuve de Azuma-Hoeffding (1/2)

- Idée : Markov, Laplace, conditionnement, v.a. bornées
- $a \leq U \leq b, \mathbb{E}(U) = 0$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (1/2)

- Idée : Markov, Laplace, conditionnement, v.a. bornées
- $a \leq U \leq b$ ,  $\mathbb{E}(U) = 0$
- Convexité de  $u \mapsto e^u$

$$\forall t \geq 0, \forall a \leq u \leq b, \quad e^{tu} \leq \frac{u-a}{b-a} e^{tb} + \frac{b-u}{b-a} e^{ta}$$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (1/2)

- Idée : Markov, Laplace, conditionnement, v.a. bornées
- $a \leq U \leq b$ ,  $\mathbb{E}(U) = 0$
- Convexité de  $u \mapsto e^u$

$$\forall t \geq 0, \forall a \leq u \leq b, \quad e^{tu} \leq \frac{u-a}{b-a} e^{tb} + \frac{b-u}{b-a} e^{ta}$$

- $p = -a/(b-a)$ ,  $f(x) = -px + \log(1-p + pe^x)$ ,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(e^{tU}) &\leq \frac{b}{b-a} e^{ta} - \frac{a}{b-a} e^{tb} \\ &= e^{ta} \left( (1-p) + pe^{t(b-a)} \right) \\ &= e^{f(t(b-a))} \end{aligned}$$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (1/2)

- Idée : Markov, Laplace, conditionnement, v.a. bornées
- $a \leq U \leq b$ ,  $\mathbb{E}(U) = 0$
- Convexité de  $u \mapsto e^u$

$$\forall t \geq 0, \forall a \leq u \leq b, \quad e^{tu} \leq \frac{u-a}{b-a} e^{tb} + \frac{b-u}{b-a} e^{ta}$$

- $p = -a/(b-a)$ ,  $f(x) = -px + \log(1-p + pe^x)$ ,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(e^{tU}) &\leq \frac{b}{b-a} e^{ta} - \frac{a}{b-a} e^{tb} \\ &= e^{ta} \left( (1-p) + pe^{t(b-a)} \right) \\ &= e^{f(t(b-a))} \end{aligned}$$

- $f(0) = f'(0) = 0$  et  $f''(x) \leq \frac{1}{4}$  donc  $f(x) \leq \frac{1}{8}x^2$  et

$$\mathbb{E}(e^{tU}) \leq e^{\frac{t^2}{8}(b-a)^2}$$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (2/2)

■  $U = d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1})$  sachant  $\mathcal{F}_{k-1}$

$$\mathbb{E}(e^{td_k} | \mathcal{F}_{k-1}) \leq e^{\frac{t^2}{8} \text{os}(d_k)^2}.$$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (2/2)

- $U = d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1})$  sachant  $\mathcal{F}_{k-1}$

$$\mathbb{E}(e^{td_k} | \mathcal{F}_{k-1}) \leq e^{\frac{t^2}{8} \text{osc}(d_k)^2}.$$

- $c = \text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (2/2)

- $U = d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1})$  sachant  $\mathcal{F}_{k-1}$

$$\mathbb{E}(e^{td_k} | \mathcal{F}_{k-1}) \leq e^{\frac{t^2}{8} \text{osc}(d_k)^2}.$$

- $c = \text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2$
- Somme télescopique  $Y - \mathbb{E}(Y) = d_n + \dots + d_1$

$$\mathbb{E}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))}) = \mathbb{E}(e^{t(d_{n-1} + \dots + d_1)} \mathbb{E}(e^{td_n} | \mathcal{F}_{n-1})) \leq \dots \leq e^{\frac{ct^2}{8}}.$$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (2/2)

- $U = d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1})$  sachant  $\mathcal{F}_{k-1}$

$$\mathbb{E}(e^{td_k} | \mathcal{F}_{k-1}) \leq e^{\frac{t^2}{8} \text{osc}(d_k)^2}.$$

- $c = \text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2$
- Somme télescopique  $Y - \mathbb{E}(Y) = d_n + \dots + d_1$

$$\mathbb{E}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))}) = \mathbb{E}(e^{t(d_{n-1} + \dots + d_1)} \mathbb{E}(e^{td_n} | \mathcal{F}_{n-1})) \leq \dots \leq e^{\frac{ct^2}{8}}.$$

- Inégalité de **Markov**  $\mathbb{P}(Z \geq R) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_{Z \geq R}) \leq R^{-1} \mathbb{E}(Z)$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(Y - \mathbb{E}(Y) \geq r) &= \mathbb{P}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))} \geq e^{tr}) \leq e^{-tr} \mathbb{E}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))}) \\ &\leq e^{-tr + \frac{ct^2}{8}} \leq e^{\inf_{t>0} (-tr + \frac{ct^2}{8})} = e^{-\frac{2r^2}{c}}. \end{aligned}$$

## Preuve de Azuma-Hoeffding (2/2)

- $U = d_k = \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_k) - \mathbb{E}(Y | \mathcal{F}_{k-1})$  sachant  $\mathcal{F}_{k-1}$

$$\mathbb{E}(e^{td_k} | \mathcal{F}_{k-1}) \leq e^{\frac{t^2}{8} \text{osc}(d_k)^2}.$$

- $c = \text{osc}(d_1)^2 + \dots + \text{osc}(d_n)^2$
- Somme télescopique  $Y - \mathbb{E}(Y) = d_n + \dots + d_1$

$$\mathbb{E}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))}) = \mathbb{E}(e^{t(d_{n-1} + \dots + d_1)} \mathbb{E}(e^{td_n} | \mathcal{F}_{n-1})) \leq \dots \leq e^{\frac{ct^2}{8}}.$$

- Inégalité de **Markov**  $\mathbb{P}(Z \geq R) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_{Z \geq R}) \leq R^{-1} \mathbb{E}(Z)$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(Y - \mathbb{E}(Y) \geq r) &= \mathbb{P}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))} \geq e^{tr}) \leq e^{-tr} \mathbb{E}(e^{t(Y - \mathbb{E}(Y))}) \\ &\leq e^{-tr + \frac{ct^2}{8}} \leq e^{\inf_{t>0} (-tr + \frac{ct^2}{8})} = e^{-\frac{2r^2}{c}}. \end{aligned}$$

- $Y$  et  $-Y$  donne  $\mathbb{P}(|Y - \mathbb{E}(Y)| \geq r) \leq 2e^{-\frac{2r^2}{c}}. \square$

# Wassily Hoeffding



1914 – 1991

# Outline

- 1 Inégalité de Azuma-Hoeffding
- 2 Application aux matrices aléatoires**
- 3 Application au voyageur de commerce

# Valeurs singulières

■  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), A^* = \bar{A}^T$

## Valeurs singulières

- $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), A^* = \bar{A}^\top$
- $s_k = \lambda_k(\sqrt{AA^*}), s_1(A) \geq \dots \geq s_n(A) \geq 0$

## Valeurs singulières

- $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), A^* = \bar{A}^\top$
- $s_k = \lambda_k(\sqrt{AA^*}), s_1(A) \geq \dots \geq s_n(A) \geq 0$
- Singular Value Decomposition (SVD)

$$A = V \text{diag}(s_1, \dots, s_n) U^* = \sum_{k=1}^n s_k(A) v_k u_k^*$$

# Valeurs singulières

- $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), A^* = \bar{A}^\top$
- $s_k = \lambda_k(\sqrt{AA^*}), s_1(A) \geq \dots \geq s_n(A) \geq 0$
- Singular Value Decomposition (SVD)

$$A = V \text{diag}(s_1, \dots, s_n) U^* = \sum_{k=1}^n s_k(A) v_k u_k^*$$

- Empirical spectral distribution (ESD) (sur  $\mathbb{R}_+$ )

$$\nu_A = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \delta_{s_k(A)}$$

## Valeurs singulières

- $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), A^* = \bar{A}^\top$
- $s_k = \lambda_k(\sqrt{AA^*}), s_1(A) \geq \dots \geq s_n(A) \geq 0$
- Singular Value Decomposition (SVD)

$$A = V \text{diag}(s_1, \dots, s_n) U^* = \sum_{k=1}^n s_k(A) v_k u_k^*$$

- Empirical spectral distribution (ESD) (sur  $\mathbb{R}_+$ )

$$\nu_A = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \delta_{s_k(A)}$$

- $\nu_A(J) = \frac{1}{n} \text{card}\{1 \leq k \leq n : s_k(A) \in J\}$

## Valeurs singulières

- $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), A^* = \bar{A}^\top$
- $s_k = \lambda_k(\sqrt{AA^*}), s_1(A) \geq \dots \geq s_n(A) \geq 0$
- Singular Value Decomposition (SVD)

$$A = V \text{diag}(s_1, \dots, s_n) U^* = \sum_{k=1}^n s_k(A) v_k u_k^*$$

- Empirical spectral distribution (ESD) (sur  $\mathbb{R}_+$ )

$$\nu_A = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \delta_{s_k(A)}$$

- $\nu_A(J) = \frac{1}{n} \text{card}\{1 \leq k \leq n : s_k(A) \in J\}$
- $\int f d\nu_A = \frac{1}{n} (f(s_1(A)) + \dots + f(s_n(A)))$

# Variation d'une fonction

■ *Variation* de  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$V(f) = \sup_{x \in \mathcal{S}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} |f(x_{k+1}) - f(x_k)| \in [0, +\infty]$$

## Variation d'une fonction

- Variation de  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$V(f) = \sup_{x \in \mathcal{S}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} |f(x_{k+1}) - f(x_k)| \in [0, +\infty]$$

- Ici  $\mathcal{S} = \{(x_k)_{k \in \mathbb{Z}} \nearrow\}$

## Variation d'une fonction

- Variation de  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$V(f) = \sup_{x \in \mathcal{S}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} |f(x_{k+1}) - f(x_k)| \in [0, +\infty]$$

- Ici  $\mathcal{S} = \{(x_k)_{k \in \mathbb{Z}} \nearrow\}$
- Si  $f' \in L^1(\mathbb{R})$  alors  $V(f) = \|f'\|_1$

## Variation d'une fonction

- Variation de  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$V(f) = \sup_{x \in \mathcal{S}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} |f(x_{k+1}) - f(x_k)| \in [0, +\infty]$$

- Ici  $\mathcal{S} = \{(x_k)_{k \in \mathbb{Z}} \nearrow\}$
- Si  $f' \in L^1(\mathbb{R})$  alors  $V(f) = \|f'\|_1$
- Si  $f = \mathbf{1}_{]-\infty, s]}$  avec  $s \in \mathbb{R}$  alors  $V(f) = 1$ .

# Concentration

## Théorème (Concentration pour mesures spectrales)

- $M$  matrice aléatoire  $\mathcal{M}_n(\mathbb{C})$  à *lignes indépendantes*

Note : par exemple  $(M_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$  i.i.d.

But : ramener analyse asymptotique de  $\nu_M$  à sa celle de  $\mathbb{E}\nu_M$ .

# Concentration

## Théorème (Concentration pour mesures spectrales)

- $M$  matrice aléatoire  $\mathcal{M}_n(\mathbb{C})$  à *lignes indépendantes*
- Alors pour tout  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée et tout  $r \geq 0$ ,

$$\mathbb{P} \left( \left| \int f d\nu_M - \mathbb{E} \int f d\nu_M \right| \geq r \right) \leq 2 \exp \left( -\frac{nr^2}{2V(f)^2} \right).$$

Note : par exemple  $(M_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$  i.i.d.

But : ramener analyse asymptotique de  $\nu_M$  à sa celle de  $\mathbb{E}\nu_M$ .

## Preuve (1/3) Entrelacement

### ■ Norme d'opérateur

$$s_1(A) = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2, \quad s_n(A) = \min_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2$$

## Preuve (1/3) Entrelacement

### ■ Norme d'opérateur

$$s_1(A) = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2, \quad s_n(A) = \min_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2$$

### ■ Formule variationnelle de Courant-Fischer

$$s_k(A) = \max_{V \in \mathcal{G}_k} \min_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2 = \min_{V \in \mathcal{G}_{n-k+1}} \max_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2$$

## Preuve (1/3) Entrelacement

### ■ Norme d'opérateur

$$s_1(A) = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2, \quad s_n(A) = \min_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2$$

### ■ Formule variationnelle de Courant-Fischer

$$s_k(A) = \max_{V \in \mathcal{G}_k} \min_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2 = \min_{V \in \mathcal{G}_{n-k+1}} \max_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2$$

### ■ $\mathcal{G}_k$ sous-espaces de dimension $k$

## Preuve (1/3) Entrelacement

### ■ Norme d'opérateur

$$s_1(A) = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2, \quad s_n(A) = \min_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2$$

### ■ Formule variationnelle de Courant-Fischer

$$s_k(A) = \max_{V \in \mathcal{G}_k} \min_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2 = \min_{V \in \mathcal{G}_{n-k+1}} \max_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2$$

### ■ $\mathcal{G}_k$ sous-espaces de dimension $k$

### ■ Entrelacement : si $r = \text{rang}(A - B)$ alors pour tout $k$

$$s_{k+r}(A) \leq s_k(B) \leq s_{k-r}(A)$$

## Preuve (1/3) Entrelacement

### ■ Norme d'opérateur

$$s_1(A) = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2, \quad s_n(A) = \min_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2$$

### ■ Formule variationnelle de Courant-Fischer

$$s_k(A) = \max_{V \in \mathcal{G}_k} \min_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2 = \min_{V \in \mathcal{G}_{n-k+1}} \max_{\substack{x \in V \\ \|x\|_2=1}} \|Ax\|_2$$

### ■ $\mathcal{G}_k$ sous-espaces de dimension $k$

### ■ Entrelacement : si $r = \text{rang}(A - B)$ alors pour tout $k$

$$s_{k+r}(A) \leq s_k(B) \leq s_{k-r}(A)$$

### ■ $s_k = 0$ si $k > n$ et $s_k = +\infty$ si $k < 1$

## Preuve (2/3)

■  $F_A : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  fonction de répartition de  $\nu_A$

$$\forall t \in \mathbb{R}, \quad F_A(t) = \frac{\text{card}\{1 \leq k \leq n : s_k(A) \leq t\}}{n}.$$

## Preuve (2/3)

- $F_A : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  fonction de répartition de  $\nu_A$

$$\forall t \in \mathbb{R}, \quad F_A(t) = \frac{\text{card}\{1 \leq k \leq n : s_k(A) \leq t\}}{n}.$$

- Si  $\text{rang}(A - B) \leq 1$  alors par entrelacement

$$\sup_{t \in \mathbb{R}} |F_A(t) - F_B(t)| \leq \frac{1}{n}.$$

## Preuve (2/3)

- $F_A : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  fonction de répartition de  $\nu_A$

$$\forall t \in \mathbb{R}, \quad F_A(t) = \frac{\text{card}\{1 \leq k \leq n : s_k(A) \leq t\}}{n}.$$

- Si  $\text{rang}(A - B) \leq 1$  alors par entrelacement

$$\sup_{t \in \mathbb{R}} |F_A(t) - F_B(t)| \leq \frac{1}{n}.$$

- Si  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  dérivable avec  $f' \in L^1(\mathbb{R})$  alors, par IPP

$$\left| \int f d\nu_A - \int f d\nu_B \right| = \left| \int_{\mathbb{R}} f'(t)(F_A(t) - F_B(t)) dt \right| \leq \frac{1}{n} \int_{\mathbb{R}} |f'(t)| dt.$$

## Preuve (2/3)

- $F_A : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  fonction de répartition de  $\nu_A$

$$\forall t \in \mathbb{R}, \quad F_A(t) = \frac{\text{card}\{1 \leq k \leq n : s_k(A) \leq t\}}{n}.$$

- Si  $\text{rang}(A - B) \leq 1$  alors par entrelacement

$$\sup_{t \in \mathbb{R}} |F_A(t) - F_B(t)| \leq \frac{1}{n}.$$

- Si  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  dérivable avec  $f' \in L^1(\mathbb{R})$  alors, par IPP

$$\left| \int f d\nu_A - \int f d\nu_B \right| = \left| \int_{\mathbb{R}} f'(t)(F_A(t) - F_B(t)) dt \right| \leq \frac{1}{n} \int_{\mathbb{R}} |f'(t)| dt.$$

- Approximation : pour tout  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée

$$\left| \int f d\nu_A - \int f d\nu_B \right| \leq \frac{V(f)}{n}.$$

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée
- Soit  $A(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{M}_n$  avec lignes  $x_1, \dots, x_n$

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée
- Soit  $A(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{M}_n$  avec lignes  $x_1, \dots, x_n$
- Soit  $F : (\mathbb{C}^n)^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$F(x_1, \dots, x_n) = \int f d\nu_{A(x_1, \dots, x_n)}.$$

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée
- Soit  $A(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{M}_n$  avec lignes  $x_1, \dots, x_n$
- Soit  $F : (\mathbb{C}^n)^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$F(x_1, \dots, x_n) = \int f d\nu_{A(x_1, \dots, x_n)}.$$

- Pour tous  $x_1, \dots, x_n$  et  $x'_1, \dots, x'_n$  et tout  $1 \leq k \leq n$   
 $\text{rang}\{A(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - A(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)\} \leq 1$

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée
- Soit  $A(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{M}_n$  avec lignes  $x_1, \dots, x_n$
- Soit  $F : (\mathbb{C}^n)^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$F(x_1, \dots, x_n) = \int f d\nu_{A(x_1, \dots, x_n)}.$$

- Pour tous  $x_1, \dots, x_n$  et  $x'_1, \dots, x'_n$  et tout  $1 \leq k \leq n$ 

$$\text{rang}\{A(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - A(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)\} \leq 1$$
- Grâce à l'entrelacement

$$|F(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - F(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)| \leq \frac{V(f)}{n}.$$

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée
- Soit  $A(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{M}_n$  avec lignes  $x_1, \dots, x_n$
- Soit  $F : (\mathbb{C}^n)^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$F(x_1, \dots, x_n) = \int f d\nu_{A(x_1, \dots, x_n)}.$$

- Pour tous  $x_1, \dots, x_n$  et  $x'_1, \dots, x'_n$  et tout  $1 \leq k \leq n$ 

$$\text{rang}\{A(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - A(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)\} \leq 1$$

- Grâce à l'entrelacement

$$|F(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - F(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)| \leq \frac{V(f)}{n}.$$

- Azuma-Hoeffding :  $Y = F(R_1, \dots, R_n)$

## Preuve (3/3)

- Fixons  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée
- Soit  $A(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{M}_n$  avec lignes  $x_1, \dots, x_n$
- Soit  $F : (\mathbb{C}^n)^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$F(x_1, \dots, x_n) = \int f d\nu_{A(x_1, \dots, x_n)}.$$

- Pour tous  $x_1, \dots, x_n$  et  $x'_1, \dots, x'_n$  et tout  $1 \leq k \leq n$ 

$$\text{rang}\{A(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - A(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)\} \leq 1$$

- Grâce à l'entrelacement

$$|F(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - F(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)| \leq \frac{V(f)}{n}.$$

- Azuma-Hoeffding :  $Y = F(R_1, \dots, R_n)$
- $R_1, \dots, R_n$  lignes de  $M$ ,  $\mathcal{F}_k = \sigma(R_1, \dots, R_k)$ ,  $\|d_k\|_\infty \leq \frac{V(f)}{n}$ .  $\square$

# Outline

- 1 Inégalité de Azuma-Hoeffding
- 2 Application aux matrices aléatoires
- 3 Application au voyageur de commerce**

# Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$

# Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$
- Circuit = tournée = parcours cyclique sans redondance

## Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$
- Circuit = tournée = parcours cyclique sans redondance
- Circuit codé par une permutation  $\sigma \in \Sigma_n$

## Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$
- Circuit = tournée = parcours cyclique sans redondance
- Circuit codé par une permutation  $\sigma \in \Sigma_n$
- Longueur du circuit optimal (convention :  $\sigma(n+1) = \sigma(1)$ )

$$L_n = \min_{\sigma \in \Sigma_n} \sum_{k=1}^n \|X_{\sigma(k)} - X_{\sigma(k+1)}\|_2$$

## Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$
- Circuit = tournée = parcours cyclique sans redondance
- Circuit codé par une permutation  $\sigma \in \Sigma_n$
- Longueur du circuit optimal (convention :  $\sigma(n+1) = \sigma(1)$ )

$$L_n = \min_{\sigma \in \Sigma_n} \sum_{k=1}^n \|X_{\sigma(k)} - X_{\sigma(k+1)}\|_2$$

- Trouver  $\sigma_{\text{opt}}$  (algorithme stochastique : recuit simulé)

## Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$
- Circuit = tournée = parcours cyclique sans redondance
- Circuit codé par une permutation  $\sigma \in \Sigma_n$
- Longueur du circuit optimal (convention :  $\sigma(n+1) = \sigma(1)$ )

$$L_n = \min_{\sigma \in \Sigma_n} \sum_{k=1}^n \|X_{\sigma(k)} - X_{\sigma(k+1)}\|_2$$

- Trouver  $\sigma_{\text{opt}}$  (algorithme stochastique : recuit simulé)
- Trouver  $L_n(X_1, \dots, X_n)$  (si  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d., randomisation)

## Traveling Salesman Problem (TSP)

- $X_1, \dots, X_n$  positions des  $n$  villes dans  $\mathbb{R}^d$ ,  $d \geq 2$
- Circuit = tournée = parcours cyclique sans redondance
- Circuit codé par une permutation  $\sigma \in \Sigma_n$
- Longueur du circuit optimal (convention :  $\sigma(n+1) = \sigma(1)$ )

$$L_n = \min_{\sigma \in \Sigma_n} \sum_{k=1}^n \|X_{\sigma(k)} - X_{\sigma(k+1)}\|_2$$

- Trouver  $\sigma_{\text{opt}}$  (algorithme stochastique : recuit simulé)
- Trouver  $L_n(X_1, \dots, X_n)$  (si  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d., randomisation)
- Autres problèmes d'optimisation combinatoire (randomisée) : plus longue sous-suite croissante, arbre couvrant minimal, appariement (euclidien) minimal.

## Théorème (Bearwood-Halton-Hammersley)

- Si  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. bornées de densités  $f$  sur  $\mathbb{R}^d$  alors

$$\frac{L_n}{n^{(d-1)/d}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{p.s.} \gamma_d \int_{\mathbb{R}^d} f(x)^{(d-1)/d} dx.$$

## Théorème (Bearwood-Halton-Hammersley)

- Si  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. bornées de densités  $f$  sur  $\mathbb{R}^d$  alors

$$\frac{L_n}{n^{(d-1)/d}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{p.s.} \gamma_d \int_{\mathbb{R}^d} f(x)^{(d-1)/d} dx.$$

- En particulier  $L_n \approx c\sqrt{n}$  si  $d = 2$ .

# Concentration pour le TSP

## Théorème (Réduction à l'espérance)

■ Si  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. uniformes sur  $[0, 1]^d$  alors

$$\mathbb{P}\left(\frac{|L_n - \mathbb{E}L_n|}{n^{(d-1)/d}} \geq t\right) \leq 2 \exp \begin{cases} -c_d t^2 \frac{n}{\log(n)} & \text{si } d = 2 \\ -c_d t^2 n & \text{si } d \geq 3 \end{cases}$$

Note : Lemme de Borel-Cantelli

## Théorème (Réduction à l'espérance)

■ Si  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d. uniformes sur  $[0, 1]^d$  alors

$$\mathbb{P}(|L_n - \mathbb{E}L_n| \geq t) \leq 2 \exp \begin{cases} -c_d t^2 \frac{1}{\log(n)} & \text{si } d = 2 \\ -c_d t^2 n^{(d-2)/d} & \text{si } d \geq 3 \end{cases}$$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

### Lemme (Géométrie)

$$\forall \mathbf{x} \in [0, 1]^d, \quad g_k(\mathbf{x}) := \mathbb{E} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - \mathbf{x}| \right) \leq c_d k^{-1/d}.$$

$$\blacksquare \quad \mathbb{E} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - \mathbf{x}| \right) = \int_0^\infty \mathbb{P} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - \mathbf{x}| \geq r \right) dr$$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

■ Si  $0 < r \leq \sqrt{d}$  alors

$$\begin{aligned}\mathbb{P}\left(\min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \geq r\right) &= \prod_{i=1}^k \mathbb{P}(X_i \in B(x, r)^c) \\ &= (1 - |B(x, r) \cap [0, 1]^d|)^k \\ &\leq (1 - a_d r^d)^k \leq \exp(-a_d k r^d)\end{aligned}$$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

■ Si  $0 < r \leq \sqrt{d}$  alors

$$\begin{aligned}\mathbb{P}\left(\min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \geq r\right) &= \prod_{i=1}^k \mathbb{P}(X_i \in B(x, r)^c) \\ &= (1 - |B(x, r) \cap [0, 1]^d|)^k \\ &\leq (1 - a_d r^d)^k \leq \exp(-a_d k r^d)\end{aligned}$$

■ et  $\int_0^\infty e^{-br^d} dr = \Gamma(1/d)/(db^{1/d})$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

- Si  $0 < r \leq \sqrt{d}$  alors

$$\begin{aligned} \mathbb{P}\left(\min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \geq r\right) &= \prod_{i=1}^k \mathbb{P}(X_i \in B(x, r)^c) \\ &= (1 - |B(x, r) \cap [0, 1]^d|)^k \\ &\leq (1 - a_d r^d)^k \leq \exp(-a_d k r^d) \end{aligned}$$

- et  $\int_0^\infty e^{-br^d} dr = \Gamma(1/d)/(db^{1/d})$

- Si  $r > \sqrt{d}$  alors  $\mathbb{P}(\min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \geq r) = 0$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

$$\blacksquare V = \min_{x \in [0,1]^d} |B(x, r) \cap [0, 1]^d|$$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

- $V = \min_{x \in [0,1]^d} |B(x, r) \cap [0, 1]^d|$
- Minimum atteint sur les coins du cube  $[0, 1]^d$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

- $V = \min_{x \in [0,1]^d} |B(x, r) \cap [0, 1]^d|$
- Minimum atteint sur les coins du cube  $[0, 1]^d$
- Si  $r \leq 1$  alors minimum =  $2^{-d} |B(0, r)| = 2^{-d} |B(0, 1)| r^d$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

- $V = \min_{x \in [0,1]^d} |B(x, r) \cap [0, 1]^d|$
- Minimum atteint sur les coins du cube  $[0, 1]^d$
- Si  $r \leq 1$  alors minimum =  $2^{-d} |B(0, r)| = 2^{-d} |B(0, 1)| r^d$
- Si  $r \geq \sqrt{d}$  alors le volume vaut toujours 1

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

- $V = \min_{x \in [0,1]^d} |B(x, r) \cap [0, 1]^d|$
- Minimum atteint sur les coins du cube  $[0, 1]^d$
- Si  $r \leq 1$  alors minimum =  $2^{-d}|B(0, r)| = 2^{-d}|B(0, 1)|r^d$
- Si  $r \geq \sqrt{d}$  alors le volume vaut toujours 1
- Si  $1 < r \leq \sqrt{d}$  alors minimum  $\geq$  cas  $r = 1$

$$V \geq 2^{-d}|B(0, 1)|(r/\sqrt{d})^d = a_d r^d$$

## Preuve (1/3) Un peu de géométrie

- $V = \min_{x \in [0,1]^d} |B(x, r) \cap [0, 1]^d|$
- Minimum atteint sur les coins du cube  $[0, 1]^d$
- Si  $r \leq 1$  alors minimum =  $2^{-d}|B(0, r)| = 2^{-d}|B(0, 1)|r^d$
- Si  $r \geq \sqrt{d}$  alors le volume vaut toujours 1
- Si  $1 < r \leq \sqrt{d}$  alors minimum  $\geq$  cas  $r = 1$

$$V \geq 2^{-d}|B(0, 1)|(r/\sqrt{d})^d = a_d r^d$$

- Fin de la preuve du lemme de géométrie.

## Preuve (2/3)

■ Azuma-Hoeffding :  $Y = L_n(X_1, \dots, X_n) = F(X_1, \dots, X_n) = L_n$

## Preuve (2/3)

- Azuma-Hoeffding :  $Y = L_n(X_1, \dots, X_n) = F(X_1, \dots, X_n) = L_n$
- $S \subset \mathbb{R}^d \mapsto L(S)$

$$L(S) \leq L(S \cup \{x\}) \leq L(S) + 2 \min_{y \in S} |x - y|.$$

## Preuve (2/3)

- Azuma-Hoeffding :  $Y = L_n(X_1, \dots, X_n) = F(X_1, \dots, X_n) = L_n$
- $S \subset \mathbb{R}^d \mapsto L(S)$

$$L(S) \leq L(S \cup \{x\}) \leq L(S) + 2 \min_{y \in S} |x - y|.$$

- $S = \{x_1, \dots, x_n\} \setminus \{x_k\}$  et  $x = x_k$  puis  $x = x'_k$ ,

$$\begin{aligned} & |F(x_1, \dots, x_k, \dots, x_n) - F(x_1, \dots, x'_k, \dots, x_n)| \\ & \leq 2 \min_{i \neq k} |x'_k - x_i| + 2 \min_{i \neq k} |x_k - x_i| \\ & \leq 2 \min_{i > k} |x'_k - x_i| + 2 \min_{i > k} |x_k - x_i|. \end{aligned}$$

## Preuve (3/3)

■ Rappel :  $g_k(x) := \mathbb{E} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \right)$ . Donc pour  $1 \leq k < n$

$$\begin{aligned} |d_k| &\leq 2\mathbb{E} \left( \min_{i>k} |X_k - X_i| + \min_{i>k} |X'_k - X_i| \middle| \mathcal{F}_k \right) \\ &= 2g_{n-k}(X_k) + 2\mathbb{E}(g_{n-k}(X'_k)). \end{aligned}$$

## Preuve (3/3)

■ Rappel :  $g_k(x) := \mathbb{E} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \right)$ . Donc pour  $1 \leq k < n$

$$\begin{aligned} |d_k| &\leq 2\mathbb{E} \left( \min_{i>k} |X_k - X_i| + \min_{i>k} |X'_k - X_i| \middle| \mathcal{F}_k \right) \\ &= 2g_{n-k}(X_k) + 2\mathbb{E}(g_{n-k}(X'_k)). \end{aligned}$$

■ Lemme géométrique  $\Rightarrow \|d_k\|_\infty \leq c_d(n-k)^{-1/d}$

## Preuve (3/3)

■ Rappel :  $g_k(x) := \mathbb{E} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \right)$ . Donc pour  $1 \leq k < n$

$$\begin{aligned} |d_k| &\leq 2\mathbb{E} \left( \min_{i>k} |X_k - X_i| + \min_{i>k} |X'_k - X_i| \middle| \mathcal{F}_k \right) \\ &= 2g_{n-k}(X_k) + 2\mathbb{E}(g_{n-k}(X'_k)). \end{aligned}$$

■ Lemme géométrique  $\Rightarrow \|d_k\|_\infty \leq c_d(n-k)^{-1/d}$

■ D'autre part  $\|d_n\|_\infty = \mathcal{O}_d(1)$  car  $X_i$  bornées

## Preuve (3/3)

■ Rappel :  $g_k(x) := \mathbb{E} \left( \min_{1 \leq i \leq k} |X_i - x| \right)$ . Donc pour  $1 \leq k < n$

$$\begin{aligned} |d_k| &\leq 2\mathbb{E} \left( \min_{i>k} |X_k - X_i| + \min_{i>k} |X'_k - X_i| \middle| \mathcal{F}_k \right) \\ &= 2g_{n-k}(X_k) + 2\mathbb{E}(g_{n-k}(X'_k)). \end{aligned}$$

■ Lemme géométrique  $\Rightarrow \|d_k\|_\infty \leq c_d(n-k)^{-1/d}$

■ D'autre part  $\|d_n\|_\infty = \mathcal{O}_d(1)$  car  $X_i$  bornées

■ Conclusion :

$$\sum_{k=1}^n \|d_k\|_\infty^2 \leq \begin{cases} c_d \log(n) & \text{pour } d = 2, \\ c_d n^{(d-2)/d} & \text{pour } d > 2. \square \end{cases}$$

# John Hammersley



1920 – 2004

# Épilogue

- Concentration et grande dimension  
Milman, Maurey, McDiarmid, Talagrand, Ledoux,  
Boucheron-Lugosi-Massart, Guionnet-Zeitouni,  
Rudelson-Vershynin, Tropp, ...
- Superconcentration et concentration non-Lipschitz  
Talagrand, Chatterjee, Adamczak, ...
- Contributions  
C.-Malrieu, Bordenave-C.-Caputo,  
C.-Guédon-Lecué-Pajor, ...

Merci pour votre attention !