

Inégalités sur le cube discret $\{-1, 1\}^n$

①

I/ Généralités

On note $\mathcal{X}_n = \{-1, 1\}^n$, $n \geq 1$

et σ_n la mesure (de probabilité) uniforme :

$$\text{pour } x \in \mathcal{X}_n, \quad \sigma_n(\{x\}) = \frac{1}{2^n}$$

$$\text{pour } A \subset \mathcal{X}_n: \quad \sigma_n(A) = \frac{|A|}{2^n}$$

$$\text{pour } f: \mathcal{X}_n \rightarrow \mathbb{R}: \quad \int f d\sigma_n = \frac{1}{2^n} \sum_{x \in \mathcal{X}_n} f(x)$$

Propriété essentielle: σ_n est une mesure produit

$$\sigma_n = \sigma^{\otimes n}$$

$$\text{où } \sigma(\{1\}) = \sigma(\{-1\}) = \frac{1}{2}$$

Interprétation probabiliste

Soit ε une variable de Bernoulli ± 1 (définie sur un certain (Ω, \mathbb{P})):

$$\mathbb{P}(\varepsilon=1) = \mathbb{P}(\varepsilon=-1) = \frac{1}{2}$$

Si $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ sont n copies indépendantes de ε , alors le n -uplet $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ a pour loi σ_n .

Remarque: Autres mesures produits

Soit $p \in]0, 1[$ et $q = 1-p$ ($p+q=1$)

On considère la mesure μ_p^n définie sur \mathcal{X}_n par :

$$\begin{aligned} \text{pour } x \in \mathcal{X}_n: \quad \mu_p^n(\{x\}) &= p^{|\{i; x_i=1\}|} q^{|\{i; x_i=-1\}|} \\ &= \prod_{i=1}^n p^{\frac{1+x_i}{2}} q^{\frac{1-x_i}{2}} \end{aligned}$$

Alors μ_p^n est une proba produit: $\mu_p^n = \mu_p^{\otimes n}$ où

μ_p est la proba sur $\{-1, 1\}$ donnée par $\mu_p = p\delta_1 + q\delta_{-1}$.

On rappelle que la distance de Hamming est définie sur \mathcal{R}^n par (distance produit l_1)

$$d(x, y) = |\{i \in \{1, \dots, n\}; x_i \neq y_i\}| = \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{x_i \neq y_i}$$

Pour $i \in \{1, \dots, n\}$, on notera τ_i le "flip" (renversement) de la i ème coordonnée. Pour $x \in \mathcal{R}^n$

$$\tau_i(x) = (x_1, \dots, x_{i-1}, -x_i, x_{i+1}, \dots, x_n)$$

On a donc, pour $k \in \{1, \dots, n\}$

$$d(x, y) = k \iff \exists i_1, \dots, i_k \text{ k elts distincts de } \{1, \dots, n\} \text{ tq } y = \tau_{i_k} \circ \dots \circ \tau_{i_1}(x)$$

On introduit une notion de voisins sur \mathcal{R}^n (ce qui revient à mettre une structure de graphe sur \mathcal{R}^n):

pour $x, y \in \mathcal{R}^n$, on convient que

$$x \sim y \stackrel{\text{def}}{\iff} x \text{ et } y \text{ diffèrent exactement d'une coordonnée}$$

cà d :

$$x \sim y \iff d(x, y) = 1 \iff \exists i \in \{1, \dots, n\}, y = \tau_i(x)$$

On introduit la notion de gradient discret

Def : Pour $f: \mathcal{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ et $x \in \mathcal{R}^n$ on pose

$$|\nabla f|_{(x)}^2 := \frac{1}{2} \sum_{y \sim x} [f(x) - f(y)]^2$$

et plus généralement pour $f, g: \mathcal{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

$$(\nabla f \cdot \nabla g)(x) := \frac{1}{2} \sum_{y \sim x} [f(x) - f(y)] \cdot [g(x) - g(y)]$$

⚠ $|\nabla f|_{(x)}^2$ est une notation commode, rien de plus...

On peut voir le gradient comme un gradient jacobien- l_2

(3)

Pour $n=1$: si $f: \{-1, 1\} \rightarrow \mathbb{R}$ on a

$$|\nabla f|^2(1) = |\nabla f|^2(-1) = \frac{1}{2} (f(1) - f(-1))^2$$

$$\text{et } \int |\nabla f|^2 dx_1 = \frac{1}{2} (f(1) - f(-1))^2$$

Pour $n \geq 2$:

rappel notations

pour $x \in \mathcal{J}_n$ et $i \leq n$, on note

$$\hat{x}_i = (x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) \in \mathcal{J}_{n-1}$$

On note f_i , pour $f: \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$, la fonction f vue comme une fonction de la variable x_i (à \hat{x}_i fixe, donc)

Pour $x \in \mathcal{J}_n$,

$$\begin{aligned} |\nabla_i f_i|^2(x) &= |\nabla_i f_i|^2(\hat{x}_i) = \frac{1}{2} (f(x_1, \dots, x_{i-1}, 1, x_{i+1}, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_{i-1}, -1, x_{i+1}, \dots, x_n))^2 \\ &= \frac{1}{2} [f(x) - f(\bar{c}_i(x))]^2 \end{aligned}$$

↓
fonction sur \mathcal{J}_n qui ne dépend que de \hat{x}_i (i.e., fonction sur \mathcal{J}_{n-1})
car en dim 1 le gradient est constant.

On a alors :

$$|\nabla f|^2(x) = \sum_{i=1}^n |\nabla_i f_i|^2(x)$$

(c'est la même formule qu'avec le gradient usuel sur \mathbb{R}^n euclidien.)

Remarques

1) attention, certains textes mentionnent des définitions différentes du gradient discret, par ex $|\nabla f|^2(x) = \sum_{y \sim x} (f(x) - f(y))^2$
ou $|\nabla f|^2(x) = \frac{1}{4} \sum_{y \sim x} (f(x) - f(y))^2$...

2) Gros problème avec le gradient discret

$$|\nabla(\sqrt{e^x})|^2 = ?$$

$$|\nabla(e^x)|^2 = ?$$

Pas de formule !

Laplacien discret

Pour $f: \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$ et $x \in \mathcal{J}_n$ on pose

$$\Delta f(x) := \sum_{y \sim x} [f(y) - f(x)] = \sum_{i=1}^n [f(z_i(x)) - f(x)]$$

Remarque (invariance)

Pour $F: \mathcal{J}_n \times \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$ on a

$$\begin{aligned} \sum_{x \in \mathcal{J}_n} \sum_{\substack{y \in \mathcal{J}_n \\ y \sim x}} F(x, y) &= \sum_{\substack{(x, y) \in \mathcal{J}_n \times \mathcal{J}_n \\ x \sim y}} F(x, y) \\ &= \sum_{y \in \mathcal{J}_n} \sum_{\substack{x \in \mathcal{J}_n \\ x \sim y}} F(x, y) \end{aligned}$$

L

On en tire la relation suivante

Fait | Pour $f, g: \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$ on a :

$$\int g \Delta f \, d\sigma_n = - \int (\nabla f \cdot \nabla g) \, d\sigma_n$$

Démo :

$$\begin{aligned} - \int g \Delta f \, d\sigma_n &= \frac{1}{2^n} \sum_x \sum_{y \sim x} g(x) (f(x) - f(y)) \\ &= \frac{1}{2^n} \sum_x \sum_{y \sim x} g(y) (f(y) - f(x)) \\ &= \text{demi-somme des deux quantités précédentes} \quad \square \end{aligned}$$

Rq En particulier : $\int \Delta f \, d\sigma_n = 0$

Rq : On a donc que Δ est un opérateur autoadjoint négatif sur $\ell_2^{2^n} \dots$

II) Inégalité de Sobolev logarithmique

Rappel : Pour $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^+$ on pose

$$Ent_{\sigma_n}(f) = \int f \log(f) d\sigma_n - \int f d\sigma_n \log\left(\int f d\sigma_n\right)$$

On a : $\cdot Ent_{\sigma_n}(f) \geq 0$ et $Ent_{\sigma_n}(f) = 0 \iff f$ constante

$$\cdot Ent_{\sigma_n}(\lambda f) = \lambda Ent_{\sigma_n}(f) \quad \equiv \int f d\sigma_n$$

$\lambda \geq 0$

Il existe plusieurs versions non-équivalentes de l'inégalité de log-Sobolev sur \mathbb{R}^n (pb avec $|\nabla f|^2$)

On va établir l'inégalité suivante due à Gross.

Theo (Log-Sobolev sur \mathbb{R}^n)

Soit $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. On a :

$$Ent_{\sigma_n}(g^2) \leq \int |\nabla g|^2 d\sigma_n$$

Le point essentiel est que la constante ne dépend pas de n .

Par tensorisation, il suffit de montrer l'inégalité en dimension 1.

En effet : on rappelle que pour $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^+$

$$Ent_{\sigma_n}(f) \leq \sum_{i=1}^n \int Ent_{\sigma_1}(f_i) d\sigma_n$$

$$\text{où } Ent_{\sigma_1}(f_i)(x) = Ent_{\sigma_1}(f_i)(x_i) = \int f_i \log f_i d\sigma_1(x_i) - \left(\int f_i d\sigma_1(x_i) \right) \log \left(\int f_i d\sigma_1(x_i) \right)$$

On a donc, pour $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$,

$$Ent_{\sigma_n}(g^2) \leq \sum_{i=1}^n \int Ent_{\sigma_1}(g_i^2) d\sigma_n$$

$$\leq \sum_{i=1}^n \int \left[\frac{1}{2} \int |\nabla_i g_i|^2 d\sigma_1 \right] d\sigma_n$$

\uparrow meilleure constante pour log-Sob sur \mathbb{R}_1

$$n \int \left(\int |D_i q_i|^2 d\sigma_1(x_i) \right) d\sigma_n = \int \left(\int |D_i q_i|^2 d\sigma_1(x_i) \right) d\sigma_{n-2}(\hat{x}_i) \quad (6)$$

$$= \int |Dg|^2 d\sigma_n$$

et comme $|Dg|^2 = \sum |D_i q_i|^2$ on obtient

$$\text{Ent}_{\sigma_n}(g^2) \leq \frac{1}{\epsilon} \int |Dg|^2 d\sigma_n$$

Reste à montrer que $\log \circ \log$ a lieu sur \mathcal{R}_1 avec $\ell = 1$.

Soit $g: \{-1, 1\} \rightarrow \mathbb{R}$

$$\text{A-t-on } \text{Ent}_{\sigma_1}(g^2) \leq \int |Dg|^2 d\sigma_1 = \frac{1}{2} (g(1) - g(-1))^2 ?$$

Une fonction g sur $\{-1, 1\}$ peut s'écrire: $g(x) = a + bx$ avec $a, b \in \mathbb{R}$.

On a: $g^2(1) = (a+b)^2$ et $g^2(-1) = (a-b)^2$

L'inégalité à montrer est de la forme

$$\text{fonction symétrique en } g^2(1) \text{ et } g^2(-1) \leq \frac{1}{2} (2b)^2$$

Par conséquent, l'inégalité devant être vraie si on échange a et b , le terme de droite peut être remplacé par $2 \min(a^2, b^2)$.

On peut donc se ramener au cas où: $a \geq 0$ et $b^2 \leq a^2$

Par homogénéité de l'inégalité, on peut supposer que $\begin{matrix} (a \rightarrow -a, b \rightarrow -b) \\ (a \rightarrow b) \end{matrix}$ que si $a = 0$, alors $g \equiv \text{cte}$ et il n'y a rien à montrer) $a = 1$ (remarque)

Donc $g(x) = 1 + bx$, $b \in [-1, 1]$

En fin, par symétrie (de la même σ_1 par rapport à $1 \leftrightarrow -1$), on peut supposer que $b \in [0, 1]$. On est donc ramené à:

Fait: Pour $s \in [0, 1]$ on a:

$$\frac{1}{2} (1+s)^2 \log((1+s)^2) + \frac{1}{2} (1-s)^2 \log((1-s)^2) - (1+s^2) \log(1+s^2)$$

$$\leq 2s^2$$

Démo: Posons $\alpha(s) = (1+s)^2 \log(1+s) + (1-s)^2 \log(1-s) - (1+s^2) \log(1+s^2)$

A-t-on $\alpha(s) \leq 2s^2$, $\forall s \in [0, 1]$?

Comme $\alpha(0) = \alpha'(0) = 0$, il suffit de mq: $\alpha''(s) \leq 4$ sur $[0, 1]$

On a:

$$\alpha'(s) = 2 \left[(1+s) \log(1+s) - (1-s) \log(1-s) - s \log(1+s^2) \right]$$

$$\alpha''(s) = 2 \left[\underbrace{\log\left(\frac{1-s^2}{1+s^2}\right)}_{\leq 0} - \underbrace{\frac{2s^2}{1+s^2}}_{\leq 0} + 2 \right]$$

$$\leq 4$$



Application : On retrouve la concentration sur Ω_n .

Pour cela, on a besoin d'un lemme technique :

Lemme : Soit $f: \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$ et $c_1, \dots, c_n \geq 0$ tq

$$(*) \left| \begin{array}{l} \forall x \in \Omega_n : \\ \forall i \leq n : \end{array} \right| f(x) - f(\tau_i(x)) \leq c_i$$

Alors :

$$\int |\nabla(e^f)|^2 d\sigma_n \leq \left(\sum_{i=1}^n c_i^2 \right) \int e^{2f} d\sigma_n$$

Rq : la condition (*) est équivalente à $\forall x, y \in \Omega_n: |f(x) - f(y)| \leq \sum_{i=1}^n c_i \mathbb{1}_{x_i \neq y_i}$

on en déduit : $\forall x \in \Omega_n \forall i \leq n \quad |\nabla_i f|_{(n)} \leq \frac{1}{2} c_i^2$

Ainsi la conclusion exprime aussi que

$$\int |\nabla(e^f)|^2 d\sigma_n \leq 2 \left(\sum_{i=1}^n \|\nabla_i f\|_{\infty}^2 \right) \int e^{2f} d\sigma_n$$

Démo :

$$\begin{aligned} \int |\nabla(e^f)|^2 d\sigma_n &= \frac{1}{2^n} \frac{1}{2} \sum_{\substack{x, y \in \Omega_n \\ x \sim y}} (e^{f(x)} - e^{f(y)})^2 \\ &= \frac{1}{2^n} \sum_{\substack{x \sim y \\ f(x) > f(y)}} (e^{f(x)} - e^{f(y)})^2 \end{aligned}$$

$\rightarrow = 0$ si $f(x) = f(y)$

$$\alpha \quad (e^{f(x)} - e^{f(y)})^2 \leq e^{2f(x)} \underbrace{(1 - e^{-(f(x)-f(y))})^2}_{\substack{0 \leq \dots \leq f(x)-f(y) \\ \text{si } f(x) > f(y)}}$$

On a donc

$$\begin{aligned} \int |D(e^f)|^2 d\sigma_n &\leq \frac{1}{2^n} \sum_{\substack{x \sim y \\ f(x) > f(y)}} (f(x) - f(y))^2 e^{2f(x)} \\ &\leq \frac{1}{2^n} \sum_{x \sim y} \dots \\ &= \frac{1}{2^n} \sum_{x \in \Omega_n} e^{2f(x)} \sum_{i=1}^n \underbrace{[f(x) - f(\tau_i(x))]^2}_{\leq C_i^2} \end{aligned}$$

Rq: On peut améliorer la constante (voir exo.)

On retrouve alors la concentration sur (Ω_n, σ_n) à partir de log-sobolev (identique au cas gaussien)

Theo: Pour $f: \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$ tq $\forall x \in \Omega_n, \forall i \leq n$

$$|f(x) - f(\tau_i(x))| \leq C_i$$

$$\text{on a; } \forall \lambda \geq 0, \int e^{\lambda[f-f] d\sigma_n} d\sigma_n \leq e^{\lambda^2 C_i^2/4}$$

et donc:

$$\forall r \geq 0, \sigma_n(\{f \geq \int f d\sigma_n + r\}) \leq e^{-r^2/C^2}$$

où $C^2 = C_1^2 + \dots + C_n^2$

Démo

Soit $\lambda \in \mathbb{R}$ on applique log-sob avec $g(x) = e^{\frac{\lambda}{2} f(x)}$
 $H(\lambda) = \int e^{\lambda f} d\sigma_n$ $g^2 = e^{\lambda f}$

on a:

$$\begin{aligned} \int \lambda^2 f e^{\lambda f} d\sigma_n - H(\lambda) \log H(\lambda) &\leq \int |D(e^{\frac{\lambda}{2} f})|^2 d\sigma_n \\ &\leq \frac{\lambda^2}{4} \sum C_i^2 H(\lambda) \end{aligned}$$

↳ lemme

Soit en core

(9)

$$\lambda H'(\lambda) - H(\lambda) \log H(\lambda) \leq \lambda^2 \frac{C^2}{4} H(\lambda)$$

Ce que l'on recrit, pour $\lambda > 0$:

$$\underbrace{\frac{1}{\lambda} \frac{H'(\lambda)}{H(\lambda)} - \frac{1}{\lambda^2} \log H(\lambda)}_{\parallel} \leq \frac{C^2}{4}$$

$$\left(\frac{1}{\lambda} \log H(\lambda) \right)'_{(\lambda)}$$

En $\lambda=0$ on voit que $\frac{1}{\lambda} \log H(\lambda) \xrightarrow{\lambda \rightarrow 0} \int f d\sigma_n$

Par conséquent, en intégrant l'inégalité on trouve, $\forall \lambda > 0$

$$\frac{1}{\lambda} \log H(\lambda) - \int f d\sigma_n \leq \frac{C^2}{4} \lambda$$

▣

Exo : A partir de LSI sur (Ω_n, σ_n) , retrouver en utilisant le TCL, l'inégalité LSI sur $(\mathbb{R}, \sigma_{\pm})$.

En effet : Soit $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ de classe C^2 et à support compact

On se donne une suite $(\varepsilon_i)_{i \geq 1}$ de variables de Bernoulli ± 1 indépendantes (par ex: $(\sigma_0, \sigma_0) \xrightarrow{\mathbb{R}} \mathbb{R}$ $\xrightarrow{x} x_i$) $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n) \sim \sigma_n$

Pour $n \geq 1$ donne, posons $g_n: \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$
 $g_n(x) = f\left(\frac{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n}{\sqrt{n}}\right)$

Alors : $\text{Ent}_{\sigma_n}(g_n^2) = \mathbb{E} f^2\left(\frac{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n}{\sqrt{n}}\right) \log^2 f^2\left(\frac{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n}{\sqrt{n}}\right) - \mathbb{E} f^2\left(\frac{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n}{\sqrt{n}}\right) \log \mathbb{E} f^2\left(\frac{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n}{\sqrt{n}}\right)$

Or : $\forall x \in \Omega_n$: $\frac{1}{2} |g_n(x) - g_n(t_i(x))|^2 = \frac{1}{2} \left(f\left(\frac{\sum x_i}{\sqrt{n}}\right) - f\left(\frac{\sum x_i - 2\varepsilon_i}{\sqrt{n}}\right) \right)^2 = 2 \frac{f'(\frac{\sum x_i}{\sqrt{n}})^2}{n} + O\left(\frac{1}{n^2}\right)$ par le TCL
← uniforme

Donc $\int |\nabla g_n|^2 d\sigma_n = n \times \frac{2}{n} \mathbb{E} f'^2\left(\frac{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n}{\sqrt{n}}\right) + O\left(\frac{1}{\sqrt{n}}\right)$
 $\xrightarrow{n \rightarrow \infty} 2 \int f'^2 d\sigma_{\pm}$ CQFD.

III / Semi-groupe

On veut considérer le semi-groupe associé à Δ : $P_t = e^{t\Delta}$

Une fonction $f: \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$ peut être vue comme un vecteur de $\mathbb{R}^{\Omega_n} \simeq \mathbb{R}^{2^0}$

Ainsi $f(x) = x^{i\text{ème}}$ coordonnée de $f \in \mathbb{R}^{\Omega_n}$

L'application $f \rightarrow \Delta f$ est une application linéaire de \mathbb{R}^{Ω_n} dans \mathbb{R}^{Ω_n}

Equa-diff linéaire :

{ Pour $f: \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$ donnée, $\exists ! F: [0, +\infty[\rightarrow \mathbb{R}^{\Omega_n}$
 de classe C^∞ tq
 $F(0) = f$
 $F'(t) = \Delta F(t)$ dans \mathbb{R}^{Ω_n}

$F(t): \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$ $F(t)(x) = x^{i\text{ème}}$ coordonnée de $F(t)$

On a: $F(t) = e^{t\Delta} f$

Notation: $P_t f = F(t) = e^{t\Delta} f$

pour $x \in \Omega_n$: $P_t f(x) = F(t)(x) = (e^{t\Delta} f)(x)$

On a donc:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_0 f = f \quad \text{sur } \Omega_n \\ \forall t > 0 \quad \frac{\partial}{\partial t} P_t f = \Delta(P_t f) \quad \text{sur } \Omega_n \end{array} \right.$$

On a :

- $P_t(P_s f) = P_{t+s} f$
- $P_t(\mathbb{1}) = \mathbb{1}$
- $\forall f: \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}, \int P_t f d\sigma_n = \int f d\sigma_n$

Démo : $\frac{d}{dt} \int P_t f d\sigma_n = \int \Delta(P_t f) d\sigma_n = 0$

Point de vue Markovien sur Δ et P_t

Soit $k: \Omega_n \times \Omega_n \rightarrow \mathbb{R}$ donnée par

$$k(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{n} & \text{si } x \sim y \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Alors $\forall x \in \Omega_n, \sum_{y \in \Omega_n} k(x, y) = 1$

On dit que k est une transition markovienne : $f \rightarrow kf$ où

$$\forall x \in \Omega_n, kf(x) := \sum_{y \in \Omega_n} f(y) k(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{y \sim x} f(y)$$

On a : $\Delta f(x) = \sum_{y \sim x} [f(y) - f(x)] = nkf(x) - n f(x)$

ie : $\Delta = n(k - Id)$

Propriétés évidentes de k :

- $k\mathbb{1} = \mathbb{1}$
- $f \geq 0 \Rightarrow kf \geq 0$
et $|kf| \leq k|f|$
- $\forall p \geq 1, |kf|^p \leq k(|f|^p)$
- $\int kf d\sigma_n = \int f d\sigma_n$ et $\int gkf d\sigma_n = \int fkg d\sigma_n$
- $\forall p \geq 1, \|kf\|_{L^p(\sigma_n)} \leq \|f\|_{L^p(\sigma_n)}$

On peut en déduire des propriétés pour P_t :

$$P_t f = e^{-tn(K-I)} f = e^{-tn} e^{tnK} f$$

et donc

$$P_t f = e^{-tn} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(nt)^n}{n!} K^n(f) \quad \text{où } K^n = \underbrace{K \circ \dots \circ K}_{n \text{ fois}}$$

Rq : Cette série converge normalement pour toute norme sur $\mathbb{R}^{\mathcal{R}_n}$
En particulier, elle CV pour chaque x : $P_t f(x) = e^{-tn} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(nt)^n}{n!} (K^n f)(x)$

On dispose donc d'une représentation avec un noyau et une probabilité,
puisque $e^{-tn} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(nt)^n}{n!} = 1$

Exemple d'application: on a un que $\int f K g d\sigma_n = \int g K f d\sigma_n$
on en tire que $\forall n \geq 0, \int f K^n g d\sigma_n = \int g K^n f d\sigma_n$

et donc :
$$\int (P_t f) g d\sigma_n = \int f (P_t g) d\sigma_n$$

(on dit que P_t est réversible par rapport à σ_n)

On a aussi que pour toute fonction $\phi: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ convexe, et $x \in \mathcal{R}_n$:

$$\phi(P_t f(x)) \leq e^{-tn} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(nt)^n}{n!} \phi(K^n f)(x)$$

comme $\phi(K f(x)) \leq \phi(\phi(f)(x))$ puisque $K f(x) = \sum f(y) K(x,y)$ proba en y

on a $\phi(K^n f)(x) \leq K^n(\phi(f))(x)$

et donc
$$\phi(P_t f(x)) \leq P_t(\phi(f))(x)$$

En particulier :

$$\forall p \geq 1, \forall f: \mathcal{R}_n \rightarrow \mathbb{R}, \forall t \geq 0, \forall x \in \mathcal{R}_n$$
$$|P_t f(x)|^p \leq P_t(|f|^p)(x)$$

et en intégrant, on a :

Prop : $\forall f: \mathcal{R}_n \rightarrow \mathbb{R}, \forall p \geq 1, \forall t \geq 0$
$$\|P_t f\|_{L^p(\sigma_n)} \leq \|f\|_{L^p(\sigma_n)}$$

Vain un autre résultat utile

(13)

theo: Pour $f: \mathcal{D}_n \rightarrow \mathbb{R}$ $t \geq 0$ on a: $\forall x \in \mathcal{D}_n$:

$$\forall i \leq n: |D_i(P_t f)|_{(x)}^2 \leq P_t(|D_i f|^2)(x)$$

et donc

$$|D(P_t f)|_{(x)}^2 \leq P_t(|Df|^2)(x)$$

Démo:

on commence par observer que

Fait: $\forall i \leq n, P_t(f \circ T_i) = P_t(f) \circ T_i$ sur \mathcal{D}_n

Démo: Il suffit de vérifier que $K(f \circ T_i) = K(f) \circ T_i$

$$\text{Pour } x \in \mathcal{D}_n \quad K(f \circ T_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (f \circ T_i)(T_j(x))$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n f(T_j(T_i(x)))$$

$$= K(f)(T_i(x))$$

$$\} T_i \circ T_j = T_j \circ T_i$$

□

Terminons la démo du théorème.

Pour $x \in \mathcal{D}_n$ donne on a:

$$|D_i(P_t f)|_{(x)} = \frac{1}{2} [P_t f(T_i(x)) - P_t f(x)]^2$$

$$= \frac{1}{2} [P_t(f \circ T_i)(x) - P_t f(x)]^2 \quad \text{par le fait } \uparrow$$

$$= \frac{1}{2} [P_t(f \circ T_i - f)(x)]^2$$

$$\leq \frac{1}{2} P_t([f \circ T_i - f]^2)(x)$$

Hölder pour P_t

$$= \frac{1}{2} P_t(|D_i f|^2)(x)$$

On obtient ensuite que $|Df|^2 = \sum_{i=1}^n |D_i f|^2$

□

Rq: Cependant, l'inégalité $|D(P_t f)|_{(x)}^2 \leq P_t(|Df|^2)(x)$ est a priori trop faible pour fournir une preuve par semi-groupe de la Sobolev.

IV / Base de Walsh

(14)

Rq: $\mathcal{J}_n = \{-1, 1\}^n$ est un groupe (commutatif) abélien fini, et donc son dual $\widehat{\mathcal{J}}_n$ (forme de caractères sur \mathcal{J}_n) est isomorphe à \mathcal{J}_n ...

On met sur $\mathbb{R}^{\mathcal{J}_n}$ une métrique l_2 : pour $f, g: \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$,

$$\langle f, g \rangle := \int f g d\sigma_n = \frac{1}{2^n} \sum_{x \in \mathcal{J}_n} f(x) g(x)$$

et on notera $L^2(\sigma_n) = L^2((\mathcal{J}_n, \sigma_n), \mathbb{R}) \cong l_2^{2^n}$

Rq: Pour être précis, la structure $\langle \cdot, \cdot \rangle$ est $\frac{1}{2^n} \times$ le produit scalaire usuel sur $\mathbb{R}^{\mathcal{J}_n}$.

On note $[n] = \{1, \dots, n\}$ et $2^{[n]} = \{\text{parties de } [n]\}$

Pour $S \subset [n]$ on définit $w_S: \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$ par

$$\forall x \in \mathcal{J}_n, w_S(x) = \prod_{i \in S} x_i$$

On a:

• $w_\emptyset \equiv 1$

• Pour $i \in [n]$, $w_{\{i\}}(x) = x_i$

Ainsi les $w_{\{i\}}, \dots, w_{\{n\}}: \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$ sont des variables de Bernoulli ± 1 indépendantes (définies sur $(\mathcal{J}_n, \sigma_n)$)

• Pour $i, j \in [n]$, $i \neq j$, $w_{\{i, j\}}(x) = x_i x_j$

Rq: $w_S(x) \in \{-1, 1\}$

Propriété essentielle: w_S est une fonction produit sur le produit \mathcal{J}_n . homogène en $x_1 \dots x_n$
(c'est aussi un polynôme de degré $|S|$)

Rappel : $\left\{ \begin{array}{l} \text{si } f(x) = f_1(x_1, \dots, x_k) f_2(x_{k+1}, \dots, x_n) \\ \text{alors } \int f d\sigma_n = \int f_1 d\sigma_k \int f_2 d\sigma_{n-k} \end{array} \right.$

On a : $\int w_\emptyset d\sigma_n = 1$

Pour $S \subset [n]$, $S \neq \emptyset$, on a :

$$\left| \int w_S d\sigma_n = \prod_{i \in S} \int x_i d\sigma_1(x_i) = \prod_{i \in S} \left[\frac{1}{2}(-1) + \frac{1}{2}(1) \right] \right.$$

$$\left. = 0 \right.$$

Par ailleurs, $w_S^2 \equiv 1$ et donc $\int w_S^2 d\sigma_n = 1$

Enfin, pour $S, L \subset [n]$ on a :

$$w_S w_L = w_{S \Delta L} \quad \text{m} \quad S \Delta L = (S \setminus L) \cup (L \setminus S)$$

et donc : $\int w_S w_L d\sigma_n = 0$ si $S \neq L$

On a donc :

Prop : $\left\{ w_S ; S \subset [n] \right\}$ est une base orthonormée de $L^2(\sigma_n)$

Par conséquent, pour $f : \mathcal{J}_n \rightarrow \mathbb{R}$ on a :

$$f = \sum_{S \subset [n]} \hat{f}(S) w_S \quad \text{m} \quad \hat{f}(S) = \int f w_S d\sigma_n$$

et

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle f, g \rangle = \int f g d\sigma_n = \sum_{S \subset [n]} \hat{f}(S) \hat{g}(S) \\ \int f^2 d\sigma_n = \sum_{S \subset [n]} \hat{f}(S)^2 \end{array} \right.$$

Le point important est que Δ est diagonalisable dans cette base.

Soit $S \subset [n]$

$$\begin{aligned} \Delta w_S(x) &= \sum_{i=1}^n \underbrace{(w_S(\tau_i(x)) - w_S(x))}_{= \begin{cases} 0 & \text{si } i \notin S \\ -2 w_S(x) & \text{si } i \in S \end{cases}} \\ &= \sum_{i \in S} (-2 w_S(x)) \end{aligned}$$

càd :

$$\underline{\Delta w_S = -2|S| w_S}$$

On a donc :

- les w_S forment une b.o.n. de vecteurs propres de Δ
- les vap de $-\Delta$ sont les $2k, k \in \mathbb{N}$
- Pour $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

$$\Delta f = -2 \sum_{S \subset [n]} |S| \hat{f}(S) w_S$$

$$[\hat{\Delta} \hat{f}(s) = -2|s| \hat{f}(s)]$$

Par ailleurs, comme $P_t f = e^{t\Delta} f$, on a donc

$$P_t f = \sum_{S \subset [n]} e^{-2t|S|} \hat{f}(S) w_S$$

On voit, par exemple, que (on aurait pu le voir directement à partir de la définition...)

Prop : Pour tout $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ et $x \in \mathbb{R}^n$ on a :

$$P_t f(x) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \int f d\sigma_n = \hat{f}(\emptyset)$$