

Introduction aux inégalités fonctionnelles et vitesse de convergence dans le modèle d'Ising. (spins bornés ± 1)

I) Modèle d'Ising

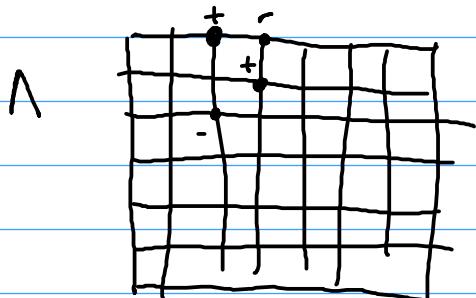
II) Dynamique de Glauber

III) Inégalités fonctionnelles et vitesse de convergence

IV) Inégalités fonctionnelles pour le modèle d'Ising.

I) Modèle d'Ising

μ_N mesure d'équilibre d'un sys. de part $E\{\pm 1\}$
sur un réseau de taille finie $\subset \mathbb{Z}^d$



$$\sigma = (\sigma_i)_{i \in N} \in \{-1, 1\}^N = \{-1, 1\}^N$$

$N = |N|$

$$\forall \sigma \text{ une proba } \mu_N(\sigma) = e^{-V(\sigma)} \propto e^{< M\sigma, \sigma > + < h, \sigma >}$$

$<, >$ produit scalaire sur \mathbb{R}^N

M une matrice symétrique
 $h \in \mathbb{R}^N$

$$< M\sigma, \sigma > = \sum_{i,j \in N} M_{ij} \sigma_i \sigma_j$$

$$< h, \sigma > = \sum_{i \in N} h_i \sigma_i$$

Ex: $h = 0 \quad M_{ij} > 0$ modèle ferromagnétique

$M_{ij} = \beta \delta_{ij}, \beta > 0$ modèle de Curie Weiss.

M_{ij} de signe quelconque \Rightarrow désordre ferromagnétique

Rq : 1) La diagonale de M n'a aucune influence sur μ_λ

$$\sum_i M_{ii} \sigma_i \alpha_i = \text{cste}$$

ns on ne change pas μ_λ en lez ajoutant à M un multiple de l'identité

2) $M = 0$ alors μ_λ d'après le ^{hors}
menre produit

II) Dynamique de Glauber Guionnet - Zegarlinski 2002.
Lecture sur Log-Sob inégalités

But: approcher μ_λ par un processus de Markov
en partant d'une configuration τ

Comment s'assurer d'une bonne convergence?

$(P_t)_{t \geq 0}$ semi-groupe agissant sur $f: X \rightarrow \mathbb{R}$
(P_t est linéaire, $P_0 = \text{Id}$, $P_t P_s = P_{t+s}$)

de Markov : $P_t \mathbf{1} = \mathbf{1}$, $P_t f \geq 0$ pour $f \geq 0$

$$\forall \tau, \sigma \in X \quad P_t(\tau, \sigma) = P_t(S_\sigma)(\tau)$$

$\forall \tau \in X$, $P_t(\tau, \cdot)$ est une proba

$$P_t f(\tau) = \sum_{\sigma \in X} f(\sigma) P_t(\tau, \sigma)$$

Générateur infinitésimal

$$Lf := \lim_{t \rightarrow 0} \frac{1}{t} (P_t - \text{Id})(f)$$

$$\mathcal{D}(L) = \{ \text{fonct} \text{ pour lesquelles la limite existe} \}$$

Propriété de semi-groupe $\Rightarrow \frac{d}{dt} P_t f = L P_t = P_t L$

$P_t 1 = 1 \Rightarrow L 1 = 0$ posons $L(\tau, \sigma) := L(\xi_\sigma)(\tau)$

$$\text{on a } \left| \begin{array}{l} L(\sigma, \sigma) < 0 \\ L(\tau, \sigma) \geq 0 \quad \tau \neq \sigma \\ \sum_{\sigma, \sigma \neq \tau} L(\tau, \sigma) = -L(\tau, \tau) \end{array} \right. \begin{array}{l} \text{taux de survie} \\ \text{taux de mort} \end{array}$$

$$Lf(\tau) = \sum_{\sigma \in X} f(\sigma) L(\tau, \sigma) = \sum_{\sigma, \sigma \neq \tau} (f(\sigma) - f(\tau)) L(\tau, \sigma)$$

On considère un processus de loi invariante $\mu_\lambda = \mu$

$$\underline{\text{invariance}}: \mu_\lambda(f) = \mu_\lambda(P_t f) \quad \forall t$$

$$\uparrow \quad \sum'' f(\sigma) \mu_\lambda(\sigma)$$

$$\Leftrightarrow \mu_\lambda(Lf) = 0$$

$$\underline{\text{réversible}}: \forall \tau, \sigma \quad \mu(\tau) P_t(\tau, \sigma) = \mu(\sigma) P_t(\sigma, \tau)$$

$$\mu(\tau) L(\tau, \sigma) = \mu(\sigma) L(\sigma, \tau)$$

$$\forall f, g \quad \mu_\lambda(f L g) = \mu_\lambda(g L f)$$

Modèle d'interaction au plus proche voisin.

$\sigma \in X, i \in \Lambda$ configuration voisine.

$$\left| \begin{array}{ll} (s_i(\sigma))_j = \sigma_j & \text{si } i \neq j \\ (s_i(\sigma))_i = -\sigma_i \end{array} \right.$$

$$L(\tau, \sigma) > 0 \quad \text{et} \quad \exists i \in \Lambda \quad \sigma = s_i(\tau)$$

$$L(\tau, s_i(\tau)) = L_i(\tau)$$

$$\mu_\Lambda(\sigma) = e^{-V(\sigma)}$$

heat bath dynamic $L_i^{(1)}(\sigma) = \frac{e^{-V(s_i(\sigma))}}{e^{-V(\sigma)} + e^{-V(s_i(\sigma))}}$

$$\mu_\Lambda(\sigma) L_i^{(1)}(\sigma) = \frac{e^{-[V(\sigma) + V(s_i(\sigma))]}}{e^{-V(\sigma)} + e^{-V(s_i(\sigma))}}$$

$$= \mu_\Lambda(s_i(\sigma)) L_i(s_i(\sigma))$$

métopolis $L_i^{(2)}(\sigma) = e^{-[V(s_i(\sigma)) - V(\sigma)]}$

$L_i^{(3)}(\sigma) = e^{-\frac{1}{2}(V(s_i(\sigma)) - V(\sigma))}$

$$L_i^{(4)}(\sigma) = \frac{1}{2} [1 + e^{-(V(s_i(\sigma)) - V(\sigma))}]$$

$$\forall \tau \in X \quad P_t(\tau, \cdot) \xrightarrow{\text{faiblement}} \mu_\Lambda$$

III) Inégalités fonctionnelles et vitesse de convergence

2006 : Olantunegro - Tetali

Mathematical aspects of mixing times in Markov chains

Comment valuer la proximité de P_{tT} et μ_Λ ?

$$\| \mu_\Lambda - P_t(\tau, \cdot) \|_{TV} = \sup_{A \subset X} | \mu_\Lambda(A) - P_t(\tau, A) |$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{\sigma \in X} | \mu_\Lambda(\sigma) - P_t(\tau, \sigma) | = \frac{1}{2} \| 1 - P_t(\tau, \cdot) \|_{\mu_\Lambda, 1}$$

$$p_t(\tau, \sigma) = \frac{P_t(\tau, \sigma)}{\mu_\tau(\sigma)}$$

$$\mathcal{W}_2(\mu_\tau, P_t(\tau, \cdot)) = \text{Var}_{\mu_\tau}(p_t(\tau, \cdot)) = \|1 - p_t(\tau, \cdot)\|_{\mu_\tau, 2}$$

$$\mathbb{D}(P_t(\tau, \cdot) | \mu_\tau) = \text{Ent}_{\mu_\tau}(P_t(\tau, \cdot))$$

$$f \text{ density } / \mu \quad \text{Ent}_\mu(f) = \int f \log f d\mu$$

mixing time

$$\left\{ \begin{array}{l} \tau(\varepsilon) = \inf \{t > 0\} \quad \forall t \in \mathbb{R}, \quad \| \mu_\tau - P_t(\tau, \cdot) \|_{T.V.} \leq \varepsilon \\ \tau_2(\varepsilon) \rightsquigarrow X_2 \\ \tau_D(\varepsilon) \rightsquigarrow D \end{array} \right.$$

$$\| \cdot \|_{1, \mu} \leq \| \cdot \|_{2, \mu} \Rightarrow \tau(\varepsilon) \leq \tau_2(4\varepsilon^2)$$

$$\| \mu - \nu \|_{T.V.}^2 \leq \frac{1}{2} \mathbb{D}(\nu | \mu) \Rightarrow \tau(\varepsilon) \leq \tau_D(2\varepsilon^2)$$

Forme de Dirichlet associé à L

$$\mathcal{E}(f, g) = \mu(-f \ln g) = \frac{1}{2} \sum_{\sigma, \tau} (f(\sigma) - f(\tau))(g(\sigma) - g(\tau)) \frac{L(\tau, \sigma)}{\mu(\sigma)}$$

$$\partial_i f(\sigma) = f(\sigma_i(\sigma)) - f(\sigma)$$

$$\nabla f(\sigma) = (\partial_i f(\sigma))_{i \in \mathbb{N}}$$

$$\mathcal{E}^{(1)}(f, f) = \frac{1}{2} \sum_{\sigma \in X} \sum_{i \in \Lambda} (\partial_i f)^2(\sigma) L_i^{(1)}(\sigma) \mu(\sigma)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{E}^{(4)}(f, f) &= \frac{1}{2} \sum_{\sigma \in X} \underbrace{\sum_{i \in \Lambda} (\partial_i f)^2(\sigma)}_{\mathcal{L}_i^{(4)}(\sigma) \mu(\sigma)} \underbrace{\frac{\mu(\sigma) + \mu(\sigma, b)}{2}}_{\mu(\sigma)} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{\sigma \in X} \underbrace{|\nabla f|^2(\sigma)}_{\sum_{i \in \Lambda} (\partial_i f)^2(\sigma)} \mu(\sigma) \end{aligned}$$

On montre facilement

$$\frac{\mathcal{E}^{(2)}}{2} \leq \mathcal{E}^{(1)} \leq \mathcal{E}^{(2)} \leq \mathcal{E}^{(3)} \leq \mathcal{E}^{(4)} \leq \left(1 + \frac{1}{\mu^*}\right) \mathcal{E}^{(1)}$$

$$\mu^* = \min_{\sigma} (\mu_\Lambda(\sigma)) \quad \text{peut être très petit.}$$

Inégalités fonctionnelles

Def : constante de transport : meilleur $\lambda > 0$ tq

$$(P) \quad \lambda \text{Var}_\mu(f) \leq \mathcal{E}(f, f) \quad \forall f: X \rightarrow \mathbb{R}$$

. constante de Log Sob : meilleur $\gamma > 0$ tq

$$(LS) \quad \gamma \text{Ent}_\mu(f) \leq 2 \mathcal{E}(\sqrt{f}, \sqrt{f})$$

. constante de Log Sob modifié meilleur $\rho \geq 0$

$$(LSM) \quad \rho \text{Ent}_\mu(f) \leq \mathcal{E}(f, \log f)$$

Prop : $\begin{array}{c} (\alpha) \\ (\beta) \end{array} \gamma \leq p \leq 2\lambda$.

(α) car $\mathcal{E}(f, \log f) \geq 2\mathcal{E}(\sqrt{f}, \sqrt{f})$

$(\log x \leq x-1)$

(β) $f = 1 + \varepsilon g$ avec $\mu(g) = 0$

$$\mathcal{E}(f, \log f) = \varepsilon^2 \mathcal{E}(g, g) + o(\varepsilon^2)$$

$$\text{Ent}_\mu(f) = \frac{\varepsilon^2}{2} \frac{\mu(g^2)}{\text{Var}(g)} + o(\varepsilon^2)$$

Prop :

$$\begin{cases} (\alpha) \quad \lambda \geq c \text{ si } \text{Var}_\mu(P_t f) \leq e^{-2ct} \text{Var}(f) \\ (\beta) \quad p \geq c \text{ si } \text{Ent}_\mu(P_t f) \leq e^{-pt} \text{Ent}(f) \end{cases}$$

$$\text{Dem} : (\alpha) \quad \frac{\partial}{\partial t} \text{Var}_\mu(P_t f) = \frac{\partial}{\partial t} \left[\mu((P_t f)^2) - \mu(f)^2 \right] \\ = 2\mu(P_t f \text{L} P_t f)$$

$$= -2\mathcal{E}(P_t f, P_t f)$$

$$\stackrel{(P)}{\geq} -2\lambda \text{Var}_\mu(P_t f)$$

$$(b) \quad \frac{\partial}{\partial t} \text{Ent}_\mu(P_t f) = \frac{\partial}{\partial t} \mu(P_t f \log P_t f) \\ = \mu((1 + \log P_t f) \text{L} P_t f)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} \text{Ent}_{\mu}(P_t f) = \mathcal{E}(P_t f, P_t f) \geq -\rho \text{Ent}_{\mu}(P_t f)$$

Consequence

$$(\ast) \begin{cases} \tau_2(\varepsilon) \leq \frac{1}{\lambda} \left[\log \frac{1-\mu^*}{\mu^*} + \log \frac{1}{\varepsilon} \right] \\ \tau_D(\varepsilon) \leq \frac{1}{\rho} \left[\log \log \frac{1}{\mu^*} + \log \frac{1}{\varepsilon} \right] \end{cases}$$

$$\tau(\varepsilon) \leq \tau_2(4\varepsilon^2)$$

$$\tau(\varepsilon) \leq \tau_D(2\varepsilon^2)$$

$$\text{Derm } (\ast) \mathbb{D}(P_t(\tau, \cdot) | \mu_\lambda) = \text{Ent}_{\mu_\lambda}(P_t(\tau, \cdot))$$

$$\left(P_t(\tau, \cdot) = \frac{P_t(\tau, \cdot)}{\mu_\lambda(\cdot)} \stackrel{\text{ren}}{=} \frac{P_t(\cdot, \tau)}{\mu_\lambda(\tau)} = P_t\left(\frac{\delta_\tau}{\mu_\lambda(\tau)}\right) \right)$$

$$\leq e^{-\rho t} \text{Ent}_{\mu_\lambda}\left(\frac{\delta_\tau}{\mu_\lambda(\tau)}\right)$$

$$= \log \frac{1}{\mu_\lambda(\tau)}$$

$$\leq e^{-\rho t} \log\left(\frac{1}{\mu_\lambda^*}\right) \leq \varepsilon$$

IV] Ineq fond pour le modèle d'Ising

- Résultat classique avec condition de Dobrushin

Loi conditionnel

$$\mu_R(\sigma_R \mid \sigma_{\bar{R}}) = \frac{\mu(\sigma)}{\mu(\sigma) + \mu(\sigma_{\bar{R}}(\sigma))}$$

$\uparrow \begin{matrix} r \\ \in \{-1\} \end{matrix}$

$\sigma_{\bar{R}} = (\sigma_i)_{i \neq R}$

notation $\mu_R(\sigma_R \mid \sigma)$

Coefficient de Dobrushin $R \neq l \in \Lambda$

$$C_{Rl} = \sup_{\sigma, \tilde{\sigma}} \left\| \mu_R(\cdot \mid \sigma) - \mu_R(\cdot \mid \tilde{\sigma}) \right\|_{T.V}$$

$\sigma_{\bar{R}} = \tilde{\sigma}_{\bar{R}}$

$\underbrace{| \mu_R(1 \mid \sigma) - \mu_R(1 \mid \tilde{\sigma}) |}_{| \mu_R(1 \mid \sigma) - \mu_R(-1 \mid \sigma) |}$

$$= \frac{1}{2} \left| \underbrace{(\mu_R(1 \mid \sigma) - \mu_R(-1 \mid \sigma))}_{(\mu_R(1 \mid \tilde{\sigma}) - \mu_R(-1 \mid \tilde{\sigma}))} \right|$$

$$= \frac{1}{2} \left| \tanh \left(\sum_{i, i \neq R} M_{iR} \sigma_i \right) - \tanh \left(\sum_{i, i \neq R} M_{iR} \tilde{\sigma}_i \right) \right|$$

$$\leq \frac{1}{2} |M_{Rl}| \underbrace{|\sigma_l - \tilde{\sigma}_l|}_{2} = |M_{Rl}|$$

Condition de Dobrushin: $D = \sup_k \sum_{\ell \in \Lambda} c_{k\ell} < 1$

Thm: 92 Strook Zegarlinski

$$\left| \begin{array}{l} \gamma^{(4)} \geq \text{cste } (1 - D) \\ (\text{vraie si } \sup_{\ell \in \Lambda} |M_{k\ell}| < 1) \end{array} \right.$$

pb: cette condition ne tient pas compte du desordre ferromagnétique

Preuve: décomposition spéciale martingale de l'entropie.

Thm: Bauerschmidt / Bodineau (2019)

$$\left| \begin{array}{l} \Delta(M) = \lambda_{\max}(M) - \lambda_{\min}(M) < 1 \\ \gamma^{(4)} \geq 4 \frac{1 - \Delta(M)}{1 + \Delta(M)} \end{array} \right.$$

Cette condition permet de considérer d'autres modèles

- Sherrington Kirkpatrick spin glass model

$$\mu_n^\omega \text{ aléatoire} \quad M^\omega = \beta H^\omega \quad \beta \text{ inverse de temp}$$

H^ω : matrice symm à entrée gaussienne $\mathcal{N}(0, \frac{1}{N})$ $N=1\Lambda$
+ GOE ensemble

$$\mathbb{E} \left(\sum_j |M_{ij}^{(\omega)}| \right) \approx \text{cste} \beta \sqrt{N} (< 1 ?)$$

$$\gamma^{(1)}(\omega) > 0 \quad \beta = O\left(\frac{1}{\sqrt{N}}\right)$$

Résultat de matières aléatoires

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \mathbb{P} \left(\Delta(H^\omega) \leq 4 + \varepsilon \right) \xrightarrow[N \rightarrow +\infty]{} 1$$

$$\Delta(M) = \beta \Delta(H^\omega)$$

$$BB \Rightarrow \gamma^{(4)}(\omega) > 0 \quad \text{dès que } 4 + \beta < 1.$$

$$\beta = O(1)$$

Thm: Eldan Kochler Zeitouni 2020

$$\lambda^{(1)} \geq 1 - \Delta(M)$$

$$\text{Consequence} \quad \tau^{(1)}(\varepsilon) \leq \tau_2(4\varepsilon^2) \leq \frac{1}{2(1 - \Delta(M))} \left(\log \frac{1}{\mu_N^+} + \log \frac{1}{4\varepsilon^2} \right)$$

$$\mu_N^+ = \frac{1}{\sum_{\sigma \in \Lambda} e^{(\max(V(\sigma)) - V(\sigma))}}$$

$$\begin{aligned} \frac{1}{\mu_N^+} &\leq 2^{|N|} e^{\max(\langle M_\sigma, \sigma \rangle + \langle h, \sigma \rangle) + \max(\langle -M_\sigma, \sigma \rangle, \langle h, \sigma \rangle)} \\ &\leq 2^N e^{\Delta(M) N + 2 \sum_{\sigma \in \Lambda} |h_\sigma|} \end{aligned}$$

$$\leq e^{\text{cste} N}$$

$$\tau^{(1)}(\varepsilon) < O(N)$$

Dém: Localisation stochastique .