

1 Espérance conditionnelle

1.1 Définition et premières propriétés

Définition 1.1.1 (Espérance conditionnelle) On considère un espace mesuré $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, une sous tribu \mathcal{G} de \mathcal{F} , et une variable aléatoire $X \in L^1(\mathcal{F})$. On dit qu'une variable aléatoire Y est l'**espérance conditionnelle** de X sachant \mathcal{G} , notée $Y = \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$, si :

i) $Y \in L^1(\mathcal{G})$

ii) $\forall G \in \mathcal{G}$, on a $\mathbb{E}(\mathbb{1}_G X) = \mathbb{E}(\mathbb{1}_G Y)$

Y est alors unique presque sûrement. Si $\mathcal{F} = \sigma(Y)$, on note alors $\mathbb{E}(X | Y)$

Cas particuliers :

i) **Cas discret**, $Y : \Omega \rightarrow F$ discret, posons $F' = \{f \in F | \mathbb{P}(Y = f) > 0\}$.

$\forall f \in F'$, $\mathbb{E}(\varphi(X) | Y = f) = \frac{\mathbb{E}(\varphi(X) \mathbb{1}_{\{Y=f\}})}{\mathbb{P}(Y=f)}$, et on a alors :

$$\mathbb{E}(\varphi(X) | Y) = \sum_{f \in F'} \mathbb{E}(\varphi(X) | Y = f) \mathbb{1}_{\{Y=f\}}$$

ii) **Cas à densité** : Si (X, Y) admet une densité $p(x, y)$ par rapport à λ posons $q(Y) = \int_{\mathbb{R}^n} p(x, Y) dx$ si cette intégrale est finie, et 0 sinon. On a alors, en posant $\phi(Y) = \int \frac{f(x)p(x, Y)}{q(Y)} dx$ si $q(Y) > 0$, 0 sinon, on a :

$$Q(Y) = \mathbb{E}(f(X) | Y), \text{ qui est bien } \sigma(Y)\text{-mesurable.}$$

Proposition 1.1.1 Si $Y = \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$ p.s., alors :

i) $\mathbb{E}(Y) = \mathbb{E}(X)$

ii) Si $X \geq 0$ p.s., alors $Y \geq 0$ p.s.

iii) $\mathbb{E}(|Y|) \leq \mathbb{E}(|X|)$

Proposition 1.1.2 Si $Y = \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$, et si $Y' = \mathbb{E}(X' | \mathcal{G})$, $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$, alors

$$\alpha Y + \beta Y' = \mathbb{E}(\alpha X + \beta X' | \mathcal{G})$$

Proposition 1.1.3 Si $X_n \xrightarrow{L^1(\mathcal{F})} X$ et si $\forall n \geq 0$, $Y_n = \mathbb{E}(X_n | \mathcal{G})$, alors $Y = \lim_{n \rightarrow \infty} Y_n$ existe dans L^1 et $Y = \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$.

1.2 Théorèmes de convergence conditionnelle

Proposition 1.2.1 Soit $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ un espace de probabilités, \mathcal{G} une sous tribu de \mathcal{F}

i) (Convergence monotone) Si $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite de variables aléatoires dans $L^1(\mathcal{F})$ telle que, p.s. X_n est croissante, et $\forall n$ $X_n \geq 0$, et si $X = \lim_{n \rightarrow \infty} X_n \in L^1$, alors $\mathbb{E}(X_n | \mathcal{G}) \xrightarrow{L^1, p.s.} \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$.

ii) (Fatou) Si $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite dans $L^1(\mathcal{F})$ de variables aléatoires positives p.s., et si $\mathbb{E}(\liminf X_n | \mathcal{G}) \in L^1(\mathcal{F})$, alors $\mathbb{E}(\liminf X_n | \mathcal{G}) \leq \liminf \mathbb{E}(X_n | \mathcal{G})$ p.s.

iii) (Convergence dominée) Si $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite de variables aléatoires telle que $X_n \xrightarrow{p.s.} X$ et si $\exists \tilde{X} \in L^1(\mathcal{F})$ tel que, $\forall n$ $|X_n| \leq \tilde{X}$ p.s., alors $\mathbb{E}(X_n | \mathcal{G}) \xrightarrow{L^1, p.s.} \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$

Remarque : Si $\mathcal{G} = \{\emptyset, \Omega\}$, on retrouve les théorèmes usuels.

Proposition 1.2.2 (Inégalité de Jensen conditionnelle) Soit $X \in L^1(\mathcal{F})$, \mathcal{G} une sous tribu de \mathcal{F} . Soit $\varphi : J \rightarrow \mathbb{R}_+$ une fonction convexe définie sur un intervalle, telle que, p.s., $X \in J$, alors

$$\mathbb{E}(\varphi(X) | \mathcal{G}) \geq \varphi(\mathbb{E}(X | \mathcal{G})).$$

1.3 Espérance conditionnelle et (in)-dépendance

Proposition 1.3.1 Si Π est une famille de parties de Ω telle que $\forall A, B \in \Pi, A \cap B \in \Pi$, et $\Omega \in \Pi$, alors la classe monotone engendrée par Π est égale à $\sigma(\Pi)$.

Proposition 1.3.2 Soit $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ un espace de probabilités. Soit \mathcal{G} une sous tribu engendrée par Π telle que $\forall A, B \in \Pi, A \cap B \in \Pi$, et $\Omega \in \Pi$. Si Y est une variable aléatoire telle que :

- i) $Y \in L^1(\mathcal{G})$
- ii) $\forall G \in \Pi$, on a $\mathbb{E}(\mathbb{1}_G X) = \mathbb{E}(\mathbb{1}_G Y)$

Alors $Y = \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$ p.s.

Remarque : Si \mathcal{G} est la tribu triviale, alors $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})$ est constante et égale à $\mathbb{E}(X)$ p.s. Si $\mathcal{G} = \mathcal{F}$, par contre, on a $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})(X) = X$ p.s. Enfin, si X est \mathcal{H} -mesurable, avec $\mathcal{H} \perp \mathcal{G}$, alors $\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) = \mathbb{E}(X)$ p.s.

Si on a $X \perp \mathcal{F}$, Y \mathcal{F} -mesurable, on a :

$$\mathbb{E}(f(X, Y) | \mathcal{F}) = \int f(x, Y) P_X(dx).$$

Remarque : On note $\mathbb{E}(X | Y) = \mathbb{E}(X \sigma(Y))$

2 Processus, filtration, temps d'arrêt

On considère $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ un espace de probabilités et I un ensemble totalement ordonné, considéré comme l'ensemble des temps.

Définition 2.0.1 (Filtration) Une filtration sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ est une famille croissante de sous tribus $(\mathcal{F}_t)_{t \in I}$ de \mathcal{F}

Définition 2.0.2 (Processus aléatoire) Un processus aléatoire est une famille indexée par $t \in I$ de variables aléatoires \mathcal{F} -mesurables $(X_t)_{t \in I}$. On dit que $(X_t)_{t \in I}$ est adaptée à la filtration $(\mathcal{F}_t)_{t \in I}$ si, $\forall t \in I$, X_t est \mathcal{F}_t mesurable. (X_t est observable à l'instant t)

Définition 2.0.3 (Temps d'arrêt) Soit $(\mathcal{F}_t)_{t \in I}$ une filtration, on dit que T est un temps d'arrêt pour la filtration $(\mathcal{F}_t)_{t \in I}$ si c'est une variable aléatoire à valeurs dans I telle que $\forall t \in I, \{T \leq t\} \in \mathcal{F}_t$. (Si à l'instant t , le temps d'arrêt s'est produit, on le sait !)

Définition 2.0.4 (Tribu du passé de T) On peut alors définir la tribu du passé avant T par :

$$A \in \mathcal{F}_T \Leftrightarrow \forall t \in I, A \cap \{T \leq t\} \in \mathcal{F}_t$$

3 Martingales

3.1 premières définitions

Définition 3.1.1 (Martingales) On dit que $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une martingale par rapport à la filtration $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ si :

- i) $\forall n \geq 0, M_n \in L^1(\mathcal{F}_n)$ ($(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ adapté à $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$)
- ii) $\forall n \geq 0, M_n = \mathbb{E}(M_{n+1} | \mathcal{F}_n)$ p.s.

Si l'on pose $\varepsilon_{n+1} = M_{n+1} - M_n$, $M_n = M_0 + \varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n$, alors

$$\mathbb{E}(\varepsilon_{n+1} | \mathcal{F}_n) = \mathbb{E}(M_{n+1} - M_n | \mathcal{F}_n) = 0 \quad \text{p.s.}$$

Théorème 3.1.1 On suppose que $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ -martingale positive, i.e. $\forall n \geq 0$, p.s. $M_n \geq 0$ alors M_n converge presque sûrement vers une variable aléatoire $M_\infty \in L^1(\mathcal{F})$

3.2 Généralisation du théorème de convergence p.s.

Définition 3.2.1 (Sous-martingale, sur-martingale) On dit que $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une *sous-martingale* par rapport à la filtration $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ si :

- i) $\forall n \geq 0, X_n \in L^1$
- ii) $\forall n \geq 0, X_n \leq \mathbb{E}(X_{n+1} \mid \mathcal{F}_n)$ p.s.

On dit que $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une *sur-martingale* par rapport à la filtration $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ si :

- i) $\forall n \geq 0, X_n \in L^1$
- ii) $\forall n \geq 0, X_n \geq \mathbb{E}(X_{n+1} \mid \mathcal{F}_n)$ p.s.

Théorème 3.2.1 Si $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une sous-martingale telle que $\sup(\mathbb{E}(|X_n|)) < \infty$, alors $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ converge p.s. vers une variable aléatoire $X_\infty \in L^1(\mathcal{F})$

3.3 Convergence dans L^1 des martingales

Définition 3.3.1 (Uniforme intégrabilité) Une famille $(X_t)_{t \in I}$ de variables aléatoires est dite *uniformément intégrable* si

$$\sup_{i \in I} \mathbb{E}(|X_i| \mathbb{1}_{|X_i| > M}) \rightarrow 0$$

i.e. $\forall \varepsilon, \exists M, \forall i \in I, \mathbb{E}(|X_i| \mathbb{1}_{|X_i| > M}) < \varepsilon$

Théorème 3.3.1 Si $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite de variables aléatoires de L^1 et si $X \in L^1$, on a alors :

$$\begin{cases} X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} X \\ (X_n)_{n \in \mathbb{N}} \text{ uniformément intégrable} \end{cases} \Leftrightarrow X_n \xrightarrow{L^1} X$$

Théorème 3.3.2 Si $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une martingale par rapport à une filtration $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$, les propriétés suivantes sont équivalentes :

- i) $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est uniformément intégrable
- ii) $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ converge p.s. et dans L^1
- iii) $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ converge dans L^1

Lemme 3.3.1 Si $(X_t)_{t \in I}$ est une famille de variables aléatoires bornées dans L^p pour un certain $p > 1$ donné (i.e. $\sup_i \mathbb{E}(|X_i|^p) = c_p < \infty$). Alors, la famille est uniformément intégrable.

Corollaire 3.3.1 Si $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une martingale bornée de L^p pour un $p > 1$ fixé, alors M_n converge p.s. et dans L^1 .

Théorème 3.3.3 Si $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une martingale qui converge dans $L^1(\mathcal{F})$ vers M_∞ , alors, $\forall n_0$ fixé, $\forall n \geq n_0$ on a :

$$M_{n_0} = \mathbb{E}(M_\infty \mid \mathcal{F}_{n_0}) \text{ p.s.}$$

Lemme 3.3.2 Si $X \in L^1(\mathcal{F})$, et si $(\mathcal{G}_t)_{t \in I}$ est une famille de sous tribus de \mathcal{F} , alors, $\mathbb{E}(X \mid \mathcal{G}_i)$ est uniformément intégrable.

Proposition 3.3.1 Si $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une martingale, on a

$$\begin{aligned} (M_n)_{n \in \mathbb{N}} \text{ est uniformément intégrable} &\Leftrightarrow (M_n)_{n \in \mathbb{N}} \text{ converge dans } L^1 \\ &\Leftrightarrow \exists X \in L^1, \forall n, M_n = \mathbb{E}(X \mid \mathcal{F}_n) \end{aligned}$$

3.4 Théorèmes d'arrêt

On considère (M_n) une \mathcal{F}_n -martingale, et T un \mathcal{F}_n -temps d'arrêt.

Définition 3.4.1 (Martingale arrêtée) Dans ces conditions, on définit la *martingale arrêtée* comme le processus $M^T = (M_n^T) = (M_{n \wedge T})$

Proposition 3.4.1 Le processus M^T ainsi défini est une \mathcal{F}_n -martingale.

Proposition 3.4.2 (Théorème d'arrêt n° 1) Si (M_n^T) est uniformément intégrable, alors (M_n^T) converge dans L^1 vers M_T , et donc

$$\mathbb{E}(M_T) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(M_n^T) = \mathbb{E}(M_0).$$

Proposition 3.4.3 (Théorème d'arrêt n° 2) Si (M_n) est une \mathcal{F}_n -martingale uniformément intégrable, et si T est un \mathcal{F}_n -temps d'arrêt fini p.s., alors, p.s., on a

$$M_T = \mathbb{E}(M_\infty | \mathcal{F}_n).$$

3.5 Convergence dans L^p des martingales

Lemme 3.5.1 Si $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une sous martingale positive, et si on pose, pour tout n , $\lambda_n = \max(X_0, \dots, X_n)$, alors, $\forall \lambda > 0$, on a

$$\lambda \mathbb{P}(\lambda_n \geq \lambda) \leq \mathbb{E}(X_n \mathbb{1}_{\lambda_n \geq \lambda})$$

Corollaire 3.5.1 (Inégalité maximale de Doob) Si $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une martingale, et si $M_n^* = \max(|M_0|, \dots, |M_n|)$, alors $\forall \lambda \geq 0$, on a

$$\lambda \mathbb{P}(M_n^* \geq \lambda) \leq \mathbb{E}(|M_n| \mathbb{1}_{M_n^* \geq \lambda}) \leq \mathbb{E}(|M_n|)$$

Proposition 3.5.1 Si (M_n) est une martingale dans L^p , $p > 1$, alors $\forall n \geq 0$,

$$\mathbb{E}((M_n^*)^p) \leq \left(\frac{p}{p-1} \right)^p \mathbb{E}((M_n)^p).$$

Corollaire 3.5.2 Si (M_n) est une martingale bornée dans L^p , avec $p \geq 1$ donné, alors (M_n) converge p.s. et dans L^p vers $M_\infty \in L^p(\mathcal{F}_\infty)$.

3.6 Martingales inverses

Proposition 3.6.1 Si $X \in L^1(\mathcal{F})$ et si (\mathcal{G}_m) est une suite décroissante de sous tribus, alors

$$\mathbb{E}(X | \mathcal{G}_m) \xrightarrow[m \rightarrow \infty]{p.s., L^1} \mathbb{E}(X | \mathcal{G}_\infty)$$

4 Introduction aux grandes déviations

On considère $(X_n)_n$ une suite de variables aléatoires de L^1 centrées. On pose $S_n = X_1 + \dots + X_n$, et on considère $s > 0$.

Corollaire 4.0.1 Posons $\alpha(s) = \sup \mathbb{P}(S_n \geq ns)^{1/n}$. On a alors

$$\mathbb{P}(S_n \geq ns)^{1/n} \rightarrow \alpha(s).$$

Théorème 4.0.1 (Cramer) Si $t \rightarrow e^{-ts} \mathbb{E}(e^{tX})$ atteint son minimum $\beta(s)$, et est finie au voisinage de ce minimum, alors $\alpha(s) = \beta(s)$.

5 Mouvement Brownien

Définition 5.0.1 (Loi du mouvement Brownien) On dit qu'un processus $(B_t)_{t \geq 0}$ suit la loi du mouvement brownien si pour tout entier k , pour tous réels $t_1 < t_2 < \dots < t_k$, on a $(B_{t_1}, B_{t_2} - B_{t_1}, \dots, B_{t_k} - B_{t_{k-1}})$ suit la loi de k gaussiennes centrées indépendantes de variances $t_1, t_2 - t_1, \dots, t_k - t_{k-1}$.

Théorème 5.0.2 (Construction du mouvement Brownien) Il existe un espace de probabilités $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ et un processus $(B_t)_{t \geq 0}$ sur celui-ci, tel que :

- i) La loi de $(B_t)_{t \geq 0}$ est la loi du mouvement brownien.
- ii) Il existe $A \in \mathcal{F}$ de probabilité 1 tel que, $\forall \omega \in A$, $t \rightarrow \mathcal{B}_t(\omega)$ soit continu.

Proposition 5.0.2 Si (B_t) est un mouvement brownien, pour $A > 0$ on pose

$$X_t = \frac{1}{A} B_{A^2 t} \text{ et } Y_t = t B_{\frac{1}{t}}, Y_0 = 0.$$

Alors, $(Y_t), (X_t)$ sont des mouvements browniens.

Définition 5.0.2 (Mouvement Brownien dans \mathbb{R}^d) Un processus (B_t) dans \mathbb{R}^d est un mouvement brownien si ses composantes sont des mouvements browniens indépendants.

Proposition 5.0.3 Un processus $B_t = (B_t^1, \dots, B_t^d)$ est un mouvement brownien dans \mathbb{R}^d issu de 0 si pour tout k , pour tous réels $t_1 < t_2 < \dots < t_k$,

$$(B_{t_1}^1, \dots, B_{t_1}^d, B_{t_2}^1 - B_{t_1}^1, \dots, B_{t_2}^d - B_{t_1}^d, \dots, B_{t_k}^1 - B_{t_{k-1}}^1, \dots, B_{t_k}^d - B_{t_{k-1}}^d)$$

est un vecteur gaussien centré, avec $\mathbb{E}(B_t^i B_s^j) = t \wedge s \delta_{ij}$.

Théorème 5.0.3 (Loi du 0 – 1 du mouvement brownien.) Soit $d \geq 1$, et (B_t) un mouvement brownien de \mathbb{R}^d issu de 0. On pose, pour tout t , $\mathcal{F}_t = \sigma(B_s, s \leq t)$, et $\mathcal{F}_{0+} = \bigcap_{t>0} \mathcal{F}_t$. Alors, \mathcal{F}_{0+} est triviale, c'est à dire que tous les évènements qu'elle contient sont de probabilité 0 ou 1.

Proposition 5.0.4 (Markov faible pour le mouvement brownien) Pour tout réel positif t_0 , on définit le processus $B^{(t_0)}$ par $B_t^{(t_0)} = B(t_0 + t) - B_{t_0}$. Alors, $B^{(t_0)}$ est un mouvement brownien de \mathcal{F}^{t_0} .

Corollaire 5.0.2 Si $(B_t)_{t \geq 0}$ est un mouvement brownien sur, \mathbb{R} , alors :

- i)

$$p.s. \quad \limsup_{t \rightarrow 0^+} \frac{B_t}{\sqrt{t}} = +\infty \text{ et } \liminf_{t \rightarrow 0^+} \frac{B_t}{\sqrt{t}} = -\infty$$
- ii)

$$p.s. \quad \limsup_{t \rightarrow +\infty} \frac{B_t}{\sqrt{t}} = +\infty \text{ et } \liminf_{t \rightarrow +\infty} \frac{B_t}{\sqrt{t}} = -\infty$$

Proposition 5.0.5 (Markov forte pour le mouvement brownien) Soit $(B_t)_{t \geq 0}$ un mouvement brownien dans \mathbb{R}^d , soit $\forall t \geq 0$ on pose $\mathcal{F}_t = \sigma(B_s, s \leq t)$. Si T est un temps d'arrêt par rapport à $(\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$, on pose, $\forall t \geq 0$, $B_t^{(T)} = B_{T+t} - B_T$. Alors, $(B_t^{(T)})_{t \geq 0}$ est un mouvement brownien indépendant de \mathcal{F}_T .

Lemme 5.0.1 Si $\varphi : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$ est une isométrie vectorielle donnée, et si $(B_t)_{t \geq 0}$ est un mouvement brownien dans \mathbb{R}^d , alors $(\varphi(B_t))_{t \geq 0}$ est aussi un mouvement brownien dans \mathbb{R}^d .

Corollaire 5.0.3 Soit $(B_t)_{t \geq 0}$ un mouvement brownien dans \mathbb{R}^d et $T = \inf\{t > 0, \|B_t\| = 1\} = \inf\{t > 0, B_t \in S^{d-1}\}$. Alors, la loi de B_T est la loi uniforme sur S^{d-1} , unique loi invariante par toutes les isométries vectorielles.

Définition 5.0.3 (Fonction harmonique) Soit ω un ouvert de \mathbb{R}^d , on dira que $\varphi : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ est harmonique si :

1. φ est continue

2. $\forall z \in \Omega, \forall r > 0$ tel que $\overline{B}(z, r) \subset \Omega$, alors $\varphi(z)$ est la moyenne de φ sur $S(z, r)$.

Proposition 5.0.6 Si on pose $T_1^r = \inf\{t > 0, \|B_t\| = r\} = \inf\{t > 0, B_t \in S^{d-1}(0, r)\}$, soit $U_1^r = B_{T_1^r}$, $T_{n+1}^r = \inf\{t > T_n^r, \|B_t - B_{T_n^r}\| = r\}$, et enfin, $U_{n+1} = B_{T_{n+1}^r} - B_{T_n^r}$. Alors, les (U_n^r) sont iid. et suivent $U(S(0, r))$.

Proposition 5.0.7 Soit Ω un ouvert borné, φ une fonction continue sur $\overline{\Omega}$ et harmonique dans Ω . Alors, $\forall z \in \Omega$, on définit B_t , $t \geq 0$ un mouvement brownien dans \mathbb{R}^d qui part de $B_0 = z$, et on note

$$\tau = \inf\{t > 0, B_t \notin \Omega\}.$$

Alors, on a

$$\varphi(z) = \mathbb{E}_z(\varphi(B_\tau)).$$

Proposition 5.0.8 Si φ est harmonique, alors φ est C^∞ sur Ω , et $\Delta\varphi = 0$ dans Ω .

Proposition 5.0.9 Si φ est une fonction C^2 dans un ouvert D tel que $\forall z \in D, \Delta\varphi = 0$, alors φ est harmonique.

Proposition 5.0.10 Si φ est une fonction C^2 sur Ω ouvert, continue sur $\overline{\Omega}$, avec Ω borné, telle que $\Delta\varphi = 0$ sur ω . Alors, $\forall z \in \Omega$, on a

$$\varphi(z) = \mathbb{E}_z(\varphi(B_\tau)).$$

6 Chaînes de Markov

6.1 Définitions

Définition 6.1.1 (Fonction de transition, chaîne de Markov) Soit S un ensemble d'états discret au plus dénombrable. On dit que $Q : S \times S \rightarrow [0, 1]$ est une **fonction de transition** sur S si, $\forall x \in S$, on a

$$\sum_{y \in S} Q(x, y) = 1.$$

$Q(x, y)$ est la probabilité d'aller en y si on est en x . Si Π_0 est une loi sur S , et Q une fonction de transition sur S , on dit que le processus $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une chaîne de Markov de fonction de transition Q de loi initiale Π_0 si, $\forall n \geq 0, \forall x_0, \dots, x_n \in S$, on a

$$\mathbb{P}(X_0 = x_0, X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \Pi_0(x_0) \prod_{i=1}^n Q(x_{i-1}, x_i).$$

Lemme 6.1.1 Si Q est une fonction de transition sur S , si Π_0 est une loi de probabilités sur S , on peut fabriquer un espace de probas $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, et un processus $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ sur celui-ci qui est une chaîne de Markov de fonction de transition Q et de loi initiale Π_0 .

Définition 6.1.2 Si on se donne $y \in S$ et Q une fonction de transition, on note $\mathcal{L}^y = \mathcal{L}_Q^y$ la loi d'une chaîne de Markov de fonction de transition Q issue de Π_0 la masse de dirac en y

Proposition 6.1.1 (De Markov, des chaînes de Markov) la loi conditionnelle de (X_n, X_{n+1}, \dots) sachant \mathcal{F}_n est \mathcal{L}^{X_n} . Plus précisément, $\forall F : S^{\mathbb{N}} \rightarrow \mathbb{R}$ mesurable bornée, $\forall A \in \sigma(X_0, \dots, X_n) = \mathcal{F}_n$, on a

$$\mathbb{E}(\mathbb{1}_A F(X_n, X_{n+1}, \dots)) = \mathbb{E}(\mathbb{1}_A \mathcal{L}^{X_n}(F)).$$

Proposition 6.1.2 (De Markov forte, des chaînes de Markov) Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ une chaîne de Markov, et posons $\mathcal{F}_n = \sigma(X_0, \dots, X_n)$. Soit T un temps d'arrêt par rapport à la filtration $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$, soit

$$\mathcal{F}_T \{A \in \mathcal{F}_\infty, \forall n, A \cap \{T = n\} \in \mathcal{F}_n\}.$$

Alors, sur le domaine $\{T < \infty\}$, la loi conditionnelle de (X_T, X_{T+1}, \dots) sachant \mathcal{F}_T est \mathcal{L}^{X_T} . Plus précisément, $\forall F : S^{\mathbb{N}} \rightarrow \mathbb{R}$ mesurable bornée, $\forall A \in \mathcal{F}_T$,

$$\mathbb{E}(\mathbb{1}_A \mathbb{1}_{T < \infty} F(X_T, \dots)) = \mathbb{E}(\mathbb{1}_A \mathbb{1}_{T < \infty} \mathcal{L}^{X_T}).$$

6.2 Etats récurrents, états transitoires

Définition 6.2.1 (Etat récurrent, transitoire) On dit qu'un état $x \in S$ est **récurrent** pour Q si une chaîne de Markov issue de x de fonction de transition Q revient p.s en x un nombre infini de fois. On dit que $x \in S$ est **transitoire** pour Q si une chaîne de Markov issue de x et de fonction de transition Q ne revient p.s. qu'un nombre fini de fois en x .

Proposition 6.2.1 Un point est forcément ou recurrent, ou transitoire.

On définit désormais

$$\tau_1 = \inf\{n > 0, X_n = x\}, \text{ et } \tau_{j+1} = \inf\{n > \tau_j, X_n = x\}.$$

Définition 6.2.2 (Excursion) On dit qu'une suite finie à valeurs dans S $(e(0), \dots, e(\tau)) \in \cup S^k$ est une **excursion** en dehors de x si $e(0) = x$, $e(\tau) = x$, et $\forall \{n \in 1, \dots, \tau - 1\}, e(n) \neq x$.

Lorsque $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ vérifie $\tau_j < \infty, \forall j$, on définit les extensions de X en dehors de x par

$$e_1 = (e_1(0) = X_0, \dots, e_1(\tau_1) = X_{\tau_1})$$

$$e_2 = (e_2(0) = X_0 = x, \dots, e_2(\tau_2 - \tau_1) = X_{\tau_2} = x)$$

⋮

$$e_j = (e_j(0) = x = X_{\tau_{j-1}}, e_j(1) = X_{\tau_{j-1}+1}, \dots, e_j(\tau_j - \tau_{j-1} = x = X_{\tau_j})$$

Lemme 6.2.1 Si x est recurrent et $X_0 = 0$ p.s, la suite (e_1, e_2, e_3, \dots) est une suite i.i.d. d'excursions qui ont toutes la même loi que $(X_0, X_1, \dots, X_{\tau_1})$.

Définition 6.2.3 Si x est recurrent, alors, si $\mathbb{E}(\tau_1) < \infty$, on dit que x est **recurrent positif** pour Q . Lorsque $\mathbb{E}(\tau_1) = \infty$, on dit que x est **recurrent nul** pour Q .

Proposition 6.2.2 Si x est récurrent, tous les points accessibles depuis x le sont aussi.

Définition 6.2.4 Si Q est une fonction de transition, on définit la relation d'équivalence sur S :

$$x \sim y \Leftrightarrow \begin{cases} x \text{ est accessible depuis } y \\ y \text{ est accessible depuis } x \end{cases}$$

Définition 6.2.5 S est ainsi divisé en classes d'équivalence, appelées **ensembles irréductibles** pour Q

Définition 6.2.6 On dit que Q est **irréductible** s'il n'y a qu'un ensemble irréductible, i.e. $\forall x \in S, \forall y \in S, y$ est accessible depuis x . Alors, ou bien tous les points sont transitoires (resp. recurrents), on dit alors que Q est transitoire (resp. recurrents).

Lemme 6.2.2 Si x est récurrent positif et si y est accessible depuis x , alors y est récurrent positif.

Proposition 6.2.3 Si Q est une fonction de transition irréductible et si S est fini, alors Q est récurrent positif.

On considère pour la suite une fonction de transition Q irréductible.

6.3 Lois stationnaires

Définition 6.3.1 (Loi stationnaire) On dit que la loi de proba μ sur S est **stationnaire**, ou **invariante**, si, $\forall y \in S$,

$$\mu(y) = \sum_{x \in S} \mu(x)Q(x, y).$$

Proposition 6.3.1 Si μ est une loi stationnaire pour Q , alors, $\forall y \in S$, $\mu(y) = \nu(y)$, et la chaîne est récurrente positive.

Proposition 6.3.2 Si Q est irréductible récurrente positive, alors il existe une loi stationnaire $\mu = \nu$.

6.4 Chaînes réversibles à l'équilibre

Définition 6.4.1 (Loi réversible) On dit que ρ est une loi de probabilités réversible sur Q si elle vérifie

$$\forall x \in S, \forall y \in S, \rho(x)Q(x, y) = \rho(y)Q(y, x) .$$

Proposition 6.4.1 Si ρ est une loi réversible, alors ρ est la loi stationnaire.

Proposition 6.4.2 Si la graphe de Q a une forme d'arbre, alors, si la loi stationnaire existe, elle est forcément réversible.

Définition 6.4.2 (Chaîne réversible à l'équilibre) Lorsque la loi stationnaire de Q est réversible, on dit que la chaîne de markov est **réversible à l'équilibre**.

6.5 Convergence à l'équilibre, apériodicité

Lemme 6.5.1 On note $p_x = \text{PGCD}\{n \geq 1, Q^n(x, x) > 0\}$. Alors, si Q est irréductible, alors $\forall x, y \in S$, on a $p_x = p_y$. p_x est appelé la **période** de Q .

Théorème 6.5.1 Si $(X_n)_{n \geq 0}$ est une chaîne de markov irréductible récurrente positive apériodique, alors $X_n \xrightarrow{\text{loi}} \mu$, la loi stationnaire. Autrement dit,

$$\forall x \in S, \mathbb{P}(X_n = x) \rightarrow \mu(x) .$$