Rappels sur l'espace  $L^2$ .

[M. Gubinelli - Contrôle des chaînes de Markov - M1 MMD 2010/2011 - 20100923 - poly 1 - v.2]

# I Espérance Conditionnelle

## 1 Rappels sur l'espace $L^2$ .

On rappelle que  $L^2(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  (que l'on dénote plus brièvement  $L^2(\mathcal{F})$ ) est la completion par la norme  $\|\cdot\|_2 = (\mathbb{E}[|\cdot|^2])^{1/2}$  de l'ensemble des fonction étagées. Les elements de  $L^2(\mathcal{F})$  sont des classes d'equivalence des fonctions mesurables selon la relation  $X \sim Y \Leftrightarrow \mathbb{P}(X = Y) = 1$ .

**Théorème 1.**  $L^2(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  est un espace vectoriel complet.

**Démonstration.** Verifier que il est bien un espace vectoriel. On va montrer que il est complet pour la topologie induite par la norme. Soit  $X_n \in L^2(\mathcal{F})$  une suite de Cauchy:  $\sup_{m,k>n} \|X_m - X_k\|_2 \to 0$  pour  $k \to \infty$ . On veut montrer qu'il existe  $X \in L^2(\mathcal{F})$  (unique p.s.) tel que  $\lim \|X_n - X\|_2 = 0$ . Soit  $k_n$  une suite croissante tel que  $k_n \nearrow \infty$  et  $\|X_s - X_m\|_2 \leqslant 2^{-n}$  pour tout  $s, m \geqslant k_n$ . Alors

$$\mathbb{E} \sum_{n \geqslant 1} |X_{k_{n+1}} - X_{k_n}| \leqslant \sum_{n \geqslant 1} ||X_{k_{n+1}} - X_{k_n}||_2 < \infty$$

et donc pour presque tout  $\omega \in \Omega$  la série  $S(\omega) = \sum_{n \geqslant 1} (X_{k_{n+1}}(\omega) - X_{k_n}(\omega))$  est absolument convergente et donc  $\lim_n X_{k_n}(\omega)$  existe p.s.. Soit  $X(\omega) = \limsup_n X_{k_n}(\omega)$ , on a que  $X \in \mathcal{F}$  et que  $X_{k_n} \to X$  p.s. Maintenant on observe que si  $l \geqslant n \mathbb{E}[|X_r - X_{k_l}|^2] \leqslant 2^{-2n}$  pour tout  $r \geqslant k_n$ , donc une application du Lemme de Fatou donne

$$\mathbb{E}[|X_r - X|^2] = \mathbb{E}[\lim_{l \to \infty} |X_r - X_{k_l}|^2] \leqslant \lim_{l \to \infty} \mathbb{E}[|X_r - X_{k_l}|^2] \leqslant 2^{-2n}$$

pour tout  $r \geqslant k_n$ , qui montre que  $X \in L^2(\mathcal{F})$  et que  $X_n \to X$  dans  $L^2(\mathcal{F})$ .

Corollaire 2. Si  $\mathcal{B} \subseteq \mathcal{F}$  est une sous-tribu de  $\mathcal{F}$  alors  $L^2(\mathcal{B})$  est un sous-espace vectoriel fermé de  $L^2(\mathcal{F})$  et pour tout  $X \in L^2(\mathcal{F})$  il existe une v.a.  $Y \in L^2(\mathcal{B})$  (unique p.s.) qui satisfait une des deux propriétés équivalentes suivantes:

- a)  $\mathbb{E}[|X Y|^2] = \inf_{Z \in L^2(\mathcal{B})} \mathbb{E}[|X Z|^2]$ ;
- b)  $X Y \perp L^2(\mathcal{B})$ .

On appelle Y la projection orthogonale de X sur  $L^2(\mathcal{B})$ .

**Démonstration.** Par le théorème 1 l'ensemble  $L^2(\mathcal{B})$  est complet par la norme  $L^2$  et donc fermé dans  $L^2(\mathcal{F})$ . Soit  $\Delta = \inf_{Z \in L^2(\mathcal{B})} \mathbb{E}[|X - Z|^2]$  et  $Y_n$  une suite minimisante:  $\mathbb{E}[|X - Y_n|^2] \to \Delta$  quand  $n \to \infty$ . On a donc

$$\mathbb{E}[|X - Y_n|^2] + \mathbb{E}[|X - Y_m|^2] = 2\mathbb{E}[|X - (Y_n + Y_m)/2|^2] + \mathbb{E}[|Y_n - Y_m|^2]/2$$

(on utilise  $\mathbb{E}[|A+B|^2] + \mathbb{E}[|A-B|^2] = 2\mathbb{E}[A^2] + 2\mathbb{E}[B^2]$ ). Mais  $(Y_n + Y_m)/2 \in L^2(\mathcal{B})$  ce qui donne que

$$\mathbb{E}[|Y_n - Y_m|^2]/2 \leq \mathbb{E}[|X - Y_n|^2] + \mathbb{E}[|X - Y_m|^2] - 2\Delta \to 0$$

pour  $n, m \to \infty$ . Donc la suite  $Y_n$  est Cauchy. Soit  $Y = \lim_n Y_n \in L^2(\mathcal{B})$  (dans  $L^2$ ). On a que  $||X - Y||_2 \le ||X - Y_n||_2 + ||Y_n - Y||_2$  et donc que  $||X - Y||_2 = \sqrt{\Delta}$  car  $||Y_n - Y||_2 \to 0$ . Pour tout  $t \in \mathbb{R}$  et  $Z \in L^2(\mathcal{B})$  on a que  $Y + t Z \in L^2(\mathcal{B})$  et

$$0 \le \mathbb{E}[|X - Y - tZ|^2] - \mathbb{E}[|X - Y|^2] = -2t\mathbb{E}[(X - Y)Z] + t^2\mathbb{E}[Z^2].$$

2 Section 2

Le polynome  $P(t) = at^2 + bt$  satisfait  $P(t) \ge 0$  pour tout  $t \ge 0$  donc on doit avoir b = 0 ou dans notre cas  $\mathbb{E}[(X - Y)Z] = 0$  pour tout Z. L'implication réciproque est facile à établir. Pour montrer l'unicité presque sûre de Y on suppose que Y' est une autre projection orthogonale. On a que  $\mathbb{E}[(Y - Y')Z] = 0$  pour tout  $Z \in L^2(\mathcal{G})$  et donc aussi pour Z = Y - Y' mais alors  $\mathbb{E}[(Y - Y')^2] = 0 \Rightarrow Y - Y' = 0$  p.s.

## 2 L'espérance conditionnelle

Soit  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  un espace de probabilité, et soit  $\mathcal{B} \subseteq \mathcal{F}$  une sous-tribu de  $\mathcal{F}$ . Soit  $X: \Omega \to \mathbb{R}$  une variable aléatoire telle que  $\mathbb{E}(|X|) < +\infty$  (i.e.  $X \in L^1(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ ).

**Définition 3.** L'espérance conditionnelle de X sachant  $\mathcal{B}$  est une variable aléatoire  $Y \in \mathcal{B}$  telle que

$$\mathbb{E}[1_A X] = \mathbb{E}[1_A Y] \qquad \forall A \in \mathcal{B} \tag{1}$$

L'assertion (1) est en fait équivalente à

$$\mathbb{E}[ZX] = \mathbb{E}[ZY] \qquad \forall Z \in \mathcal{B} \text{ born\'ee}$$
 (2)

L'existence d'une variable aléatoire Y qui a ces propriétés n'est pas triviale, on va y revenir plus avant. Par ailleurs, cette variable aléatoire est unique à l'égalité presque-sûre près (voir la preuve du 2. de la proposition suivante).

On utilisera les notations  $Y = \mathbb{E}(X|\mathcal{B})$ , ainsi que  $\mathbb{E}(X|Z) = \mathbb{E}(X|\sigma(Z))$ . La probabilité conditionnelle  $\mathbb{P}(\cdot|\mathcal{B})$  sachant  $\mathcal{B}$  (ou par rapport à  $\mathcal{B}$ ) est définie par  $\mathbb{P}(A|\mathcal{B}) = \mathbb{E}[1_A|\mathcal{B}]$ . On remarque que  $\mathbb{P}(A|\mathcal{B})$  est une variable aléatoire.

**Exercice 1.** Soient  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$ ,  $X \in L^2(\mathcal{F})$ ,  $Z \in L^2(\mathcal{G})$  et  $Y = \mathbb{E}[X|\mathcal{G}]$ , montrer que

$$\mathbb{E}[|X - Z|^2] = \mathbb{E}[|X - Y|^2] + \mathbb{E}[|Y - Z|^2]$$

et en déduire que

$$\mathbb{E}[|X - Y|^2] = \inf_{Z \in L^2(\mathcal{G})} \mathbb{E}[|X - Z|^2].$$

L'exercice précèdent montre que l'espérance conditionnelle dans  $L^2(\mathcal{F})$  est le meilleure estimateur  $\mathcal{G}$ -mesurable de X selon le risque quadratique:

$$\mathbb{E}[|X - \mathbb{E}[X|\mathcal{B}]|^2] \leqslant \mathbb{E}[|X - Z|^2] \quad \text{pour tout } Z \in L^2(\mathcal{B}).$$

En effet cette interprétation géométrique est à la base d'une stratégie pour montrer l'existence de l'espérance conditionnelle.

Soit  $X \in L^2(\mathcal{F})$  et  $\mathcal{B}$  une sous-tribu de  $\mathcal{F}$ . Alors la projection orthogonale Y de X sur  $L^2(\mathcal{B})$  satisfait  $\mathbb{E}[XZ] = \mathbb{E}[YZ]$  pour tout  $Z \in L^2(\mathcal{B})$  et donc pour tout Z  $\mathcal{B}$ -mesurable et bornée. Donc  $Y = \mathbb{E}[X|\mathcal{B}]$  ce qui montre l'existence de l'espérance conditionnelle pour  $X \in L^2(\mathcal{F})$ .

**Théorème 4.** Pour tout  $X \in L^1(\mathcal{F})$  il existe l'espérance conditionnelle  $\mathbb{E}[X | \mathcal{B}] \in L^1(\mathcal{B})$ .

**Démonstration.** Pour étendre l'existence à tout v.a.  $X \in L^1(\mathcal{F})$  on procède par approximation. Soit  $X \geqslant 0$  et dans  $L^1$ . Soit  $X_n(\omega) = \min \ (X(\omega), n)$  et  $Y_n$  la projection orthogonale correspondante sur  $L^2(\mathcal{B})$ . Alors pour  $n \geqslant m$  on a que  $0 \leqslant \mathbb{E}[1_A(X_n - X_m)] = \mathbb{E}[1_A(Y_n - Y_m)]$  pour tout  $A \in \mathcal{B}$  ce qu'implique que  $Y_n \geqslant Y_m$  p.s. (vérifier) et qu'il existe un ensemble de mesure nulle  $N \in \mathcal{B}$  en dehors duquel la suite  $\{Y_n(\omega)\}_n$  est croissante pour tout  $\omega \in N^c$ . Soit  $Y = \sup_n Y_n$ . On a que  $\mathbb{E}[1_AY] = \sup_n \mathbb{E}[1_AY_n] = \sup_n \mathbb{E}[1_AX_n] = \mathbb{E}[1_AX]$  par convergence monotone et donc que  $Y \in L^1(\mathcal{B})$  et que  $Y = \mathbb{E}[X|\mathcal{B}]$ . Pour une générique  $X \in L^1$  soit  $X = X_+ - X_-$  avec  $X_+, X_- \geqslant 0$  et dans  $L^1$ . On pose  $Y_{\pm} = \mathbb{E}[X_{\pm}|\mathcal{B}]$  et  $Y = Y_+ - Y_-$ . On obtient que  $Y \in L^1(\mathcal{B})$  et que  $\mathbb{E}[1_AX] = \mathbb{E}[1_AY]$  pour tout  $A \in \mathcal{B}$ .

### Proposition 5.

- 1.  $\mathbb{E}(X|\mathcal{B}) \in L^1(\Omega, \mathcal{B}, \mathbb{P})$ .
- 2. Soient Y, Y' deux espérances conditionnelles de X sachant  $\mathcal{B}$ , alors Y = Y' p.s.. En particulier si  $X \in \mathcal{B}$  alors  $\mathbb{E}(X|\mathcal{B}) = X$  p.s.

**Démonstration.** (Voir le poly du cours de processus discrets) □

Si on conditionne par rapport à une v.a. X donnée on trouve bien que la probabilité conditionnelle est une fonction des valeurs de X:

**Proposition 6.** Il existe une fonction mesurable  $h_Z$  telle que  $\mathbb{E}[Z|X] = h_Z(X)$  p.s.

**Démonstration.** La v.a.  $\mathbb{E}[Z|X]$  est  $\sigma(X)$ -mesurable. Donc il existe une fonction Borelienne  $h_Z: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$  telle que  $\mathbb{E}[Z|X](\omega) = h_Z(X(\omega))$  pour presque tout  $\omega \in \Omega$ .

**Proposition 7.** Pour tout  $X, Y \in L^1(\mathcal{F})$  et tout sous-tribu  $\mathcal{G}, \mathcal{H} \subseteq \mathcal{F}$  on a les propriétés suivantes:

- 1. Linéarité:  $\mathbb{E}[X+Y|\mathcal{G}] = \mathbb{E}[X|\mathcal{G}] + \mathbb{E}[Y|\mathcal{G}]$ ;
- 2. Positivité:  $X \geqslant 0$  p.s.  $\Rightarrow \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \geqslant 0$  p.s.
- 3. Convergence monotone:  $0 \leq X_n \nearrow X p.s. \Rightarrow \mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}] \nearrow \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] p.s.$
- 4. Inégalité de Jensen: si  $\varphi$  est convexe et  $\varphi(X) \in L^1$ :  $\mathbb{E}[\varphi(X)|\mathcal{G}] \leqslant \varphi(\mathbb{E}[X|\mathcal{G}])$
- 5. Contractivité dans  $L^p$ :  $\|\mathbb{E}[X|\mathcal{G}]\|_p \leq \|X\|_p$ .
- 6. Emboîtement: Si  $\mathcal{H}$  est une sous-tribu de  $\mathcal{G}$  alors  $\mathbb{E}[\mathbb{E}[X|\mathcal{G}]|\mathcal{H}] = \mathbb{E}[X|\mathcal{H}] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X|\mathcal{H}]|\mathcal{G}]$ .
- 7.  $Si\ Z \in \mathcal{G},\ \mathbb{E}[|X|] < \infty \ et\ \mathbb{E}[|XZ|] < +\infty \ alors\ \mathbb{E}[XZ|\mathcal{G}] = Z\ \mathbb{E}[X|\mathcal{G}].$

#### Démonstration.

- 1. Exercice.
- 2. on remarque que si  $\mathbb{E}[X|\mathcal{G}] \leq \varepsilon < 0$  sur  $A \in \mathcal{G}$  tel que  $\mathbb{P}(A) > 0$  alors  $0 < \mathbb{E}[X1_A] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X|\mathcal{G}]1_A] \leq \varepsilon \mathbb{P}(A) < 0$  ce qui est impossible.
- 3. Soit  $Y_n = \mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}]$ . Par la positivité de l'esp. cond. on a que  $Y_n$  est une suite croissante. Soit  $Y = \limsup_n Y_n$  alors  $Y \in \mathcal{G}$  et le théorème de convergence monotone nous permet de passer à la limite dans l'égalité  $\mathbb{E}[X_n 1_A] = \mathbb{E}[Y_n 1_A]$  pour obtenir que  $\mathbb{E}[X 1_A] = \mathbb{E}[Y 1_A]$  pour tout  $A \in \mathcal{G}$ . Donc  $Y = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  p.s.
- 4. Tout fonction convexe  $\varphi$  peut s'écrire dans la forme  $\varphi(x) = \sup_{n \geqslant 1} (a_n x + b_n)$  pour une suite dénombrable des couples  $(a_n, b_n) \in \mathbb{R}^2$ . Donc  $\mathbb{E}[\varphi(X)|\mathcal{G}] \geqslant a_n \mathbb{E}[X|\mathcal{G}] + b_n$  et on peut conclure.
- 5. On utilise la propriété (4). exercice.
- 6. Exercice.
- 7. Admis. (Facile pour des fonctions étagées, utiliser des limites monotones dans le cas X,  $Z \ge 0$  et conclure).

On rappelle que un  $\pi$ -système  $\mathcal{I}$  sur  $\mathcal{C}$  est une famille de parties de  $\mathcal{C}$  stable pour intersection finie. Et que si deux mesures  $\mu, \nu$  defines sur  $\sigma(\mathcal{I})$  coincident sur  $\mathcal{I}$  alors elle sont egales.

**Proposition 8.** Si  $\mathcal{H}$  et  $\mathcal{G}$  sont indépendantes, X est  $\mathcal{G}$ -mesurable et  $\mathcal{G}' \subseteq \mathcal{G}$ , alors

$$\mathbb{E}[X|\mathcal{H},\mathcal{G}'] = \mathbb{E}[X|\mathcal{G}'].$$

**Démonstration.** On supposer que  $X \geqslant 0$  et  $L^1$ . Soit  $G \in \mathcal{G}'$  et  $H \in \mathcal{H}$ . Par hypothese  $X 1_G \in \mathcal{G}$  et  $1_H \in \mathcal{H}$  sont indépendantes, donc  $\mathbb{E}[X 1_G 1_H] = \mathbb{E}[X 1_G] \mathbb{E}[1_H]$  et si on note  $Y = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}']$  on a aussi que,  $\mathbb{E}[Y 1_G 1_H] = \mathbb{E}[Y 1_G] \mathbb{E}[1_H]$  ce qui nous dit que  $\mathbb{E}[X 1_G 1_H] = \mathbb{E}[Y 1_G 1_H]$  donc pour les mesures

$$\mu_X(F) = \mathbb{E}[X 1_F] \text{ et } \mu_Y(F) = \mathbb{E}[X 1_F]$$

4 Section 2

définie sur  $\sigma(\mathcal{G}', \mathcal{H})$  ont la même masse et vérifient  $\mu_X(G \cap H) = \mu_Y(G \cap H)$  pour tout  $G \in \mathcal{G}'$  et  $H \in \mathcal{H}$ . Mais la classe des événements de la forme  $G \cap H$  est un  $\pi$ -système et donc les mesures sont egales sur tout  $\sigma(\mathcal{G}', \mathcal{H})$ .

**Proposition 9.** (Conditionnement et indépendance) Si  $X_1, ..., X_n$  est une famille des v.a. indépendantes et  $f(X_1, ..., X_n) \in L^1$  alors

$$\mathbb{E}[f(X_1,...,X_n)|X_1] = \varphi(X_1)$$

 $où \varphi(x) = \mathbb{E}[f(x, X_2, ..., X_n)].$ 

**Démonstration.** Utiliser le théorème de Fubini sur la loi jointe de  $X_1, ..., X_n$ .

**Exercice 2.** (Processus de branchement) Soit  $\{X_{m,r}: m, r \in \mathbb{N}\}$  une double suite des v.a. iid. discrètes et à valeurs  $\geq 0$ . On pose  $Z_0 = 1$  et  $Z_n = X_{n,1} + \dots + X_{n,Z_{n-1}}$  pour  $n \geq 1$ . Montrer que la fonction génératrice  $f_n(\theta) = \mathbb{E}[\theta^{Z_n}]$  pour tout  $\theta \in [0,1]$  satisfait

$$f_0(\theta) = 1$$
  $f_n = f_{n-1}(f(\theta))$  pour  $n \ge 1$ .

Solution.

$$f_n(\theta) = \mathbb{E}[\mathbb{E}[\theta^{Z_n}|Z_{n-1}]]$$

Or

$$\mathbb{E}[\theta^{Z_n}|Z_{n-1}] = \sum_{k=0}^{\infty} \mathbb{E}[\theta^{X_{n,1}+\dots+X_{n,k}}I_{Z_{n-1}=k}|Z_{n-1}] = \sum_{k=0}^{\infty} \mathbb{E}[\theta^{X_{n,1}+\dots+X_{n,k}}|Z_{n-1}]I_{Z_{n-1}=k}$$

et

$$\mathbb{E}[\theta^{X_{n,1}+\dots+X_{n,k}}|Z_{n-1}] = \mathbb{E}[\theta^{X_{n,1}+\dots+X_{n,k}}] = (\mathbb{E}[\theta^{X_{1,1}}])^k = f(\theta)^k$$

car  $\{X_{n,k}: k \ge 1\}$  est indépendant de  $Z_{n-1} \in \sigma(X_{m,k}, 1 \le m \le n-1, k \ge 1)$ . Donc

$$\mathbb{E}[\theta^{Z_n}|Z_{n-1}] = \sum_{k=0}^{\infty} f(\theta)^k I_{Z_{n-1}=k} = f(\theta)^{Z_{n-1}}$$

ce qui nous permet de conclure que

$$f_n(\theta) = \mathbb{E}[f(\theta)^{Z_{n-1}}] = f_{n-1}(f(\theta)).$$

**Exercice 3.** Soit  $\mathbb{E}[Y|\mathcal{G}] = X$  et  $\mathbb{E}[X^2] = \mathbb{E}[Y^2]$  en déduire que X = Y a.s.

Exercice 4. Prouver une inégalité de Chebishev conditionnelle.

Exercice 5. Prouver l'inégalité de Cauchy-Schwartz conditionnelle

$$\mathbb{E}[|XY||\mathcal{G}]^2 \leqslant \mathbb{E}[|X|^2|\mathcal{G}] \,\mathbb{E}[|Y|^2|\mathcal{G}].$$

**Exercice 6.** Soit  $(X_0, X_1, ..., X_n)$  un vecteur Gaussien de moyenne nulle et matrice de covariance  $\Gamma = (\Gamma_{ij})_{i,j=1,...,n}$ . Montrer que

$$\mathbb{E}[X_0|X_1,...,X_n] = \sum_{i=1}^n \lambda_i X_i \quad p.s.$$

et déterminer les poids  $\lambda_i$  en fonction de  $\Gamma$ .

Exercice 7. Donner un exemple avec  $\Omega = \{a, b, c\}$  pour montrer que, en général,

$$\mathbb{E}[\mathbb{E}[X|\mathcal{F}_1]|\mathcal{F}_2] \neq \mathbb{E}[\mathbb{E}[X|\mathcal{F}_2]|\mathcal{F}_1].$$

Exercice 8. Montrer les implications suivantes

$$X, Y \text{ independentes} \Rightarrow \mathbb{E}[X|Y] = \mathbb{E}[X] \Rightarrow \mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y]$$

et trouver des v.a.  $X, Y \in \{-1, 0, 1\}$  pour montrer que les implications inverses sont fausses.