

Corrigé Exercice 1
CC2 - Algorithmes et Probabilités Stochastiques

Exercice 1 :

1. $VOR_{\alpha}(X)$ représente le seuil pour lequel la probabilité que la perte dépasse ce seuil est égal à α . $CVOR_{\alpha}(X)$ est la perte moyenne conditionnée à ce que ce seuil soit dépassé.

$$\begin{aligned} 2. f(0+\epsilon) - f(0) &= E[(X-0-\epsilon)_+] - E[(X-0)_+] \\ &= E[(X-0-\epsilon)_+ \mathbb{1}_{\{X > 0+\epsilon\}}] - E[(X-0)_+ \mathbb{1}_{\{X > 0\}}] \\ &= E[(X-0-\epsilon)_+ \mathbb{1}_{\{X > 0\}}] - E[(X-0)_+ \mathbb{1}_{\{0 \leq X < \epsilon\}}] \\ &= -\epsilon P(X > 0+\epsilon) - E[(X-0)_+ \mathbb{1}_{\{0 \leq X < \epsilon\}}] \end{aligned}$$

Comme X est une v.a continue
 $P(X > 0+\epsilon) \xrightarrow{\epsilon \rightarrow 0} P(X > 0) (= P'(X > 0))$.

De plus,
 $0 \leq E[(X-0)_+ \mathbb{1}_{\{0 \leq X < \epsilon\}}] \leq \epsilon (F_X(0+\epsilon) - F_X(0))$
(où F_X est la fonction de répartition). On

en déduit que
$$\frac{f(0+\epsilon) - f(0)}{\epsilon} \xrightarrow{\epsilon \rightarrow 0} -P(X > 0).$$

Car $F_X(0+\epsilon) - F_X(0) \xrightarrow{\epsilon \rightarrow 0} 0$.

f est donc dérivable sur \mathbb{R} et :
 $f'(0) = -P(X > 0) = F_X(0) - 1$.

3. Comme f est dérivable et que f' est continue car F_X l'est, on en déduit que ψ est et que :

$$\psi'(0) = 1 + \frac{1}{1-\alpha} P(X > 0) = 1 + \frac{1}{1-\alpha} (F_X(0) - 1)$$

De plus, F_X est dérivable de dérivée continue puisque f_X l'est donc ψ est C^2 et

$$\psi''(0) = \frac{1}{1-\alpha} f_X(0)$$

4. $\frac{\psi(0)}{0} = 1 + \frac{1}{1-\alpha} E[\mathbb{1}_{\{X > 0\}}]$

$$\frac{1}{0} (X-0)_+ = \begin{cases} \frac{X}{0} - 1 & \mathbb{1}_{\{X > 0\}} \xrightarrow{P.S.} -1 & \text{si } 0 \rightarrow -\infty \\ 0 & & \text{si } 0 \rightarrow +\infty \end{cases}$$

De plus $\forall \theta \geq 1, \frac{1}{\theta} - 1 \leq \frac{|X|}{\theta} + 1 \leq |X| + 1$.

X est intégrable donc on peut appliquer la théo de convergence dominée pour obtenir $E[(X-0)_+] \rightarrow \begin{cases} -1 & \text{si } 0 \rightarrow -\infty \\ 0 & \text{si } 0 \rightarrow +\infty \end{cases}$
Ainsi $\frac{\psi(0)}{0} \xrightarrow{0 \rightarrow -\infty} 1 - \frac{1}{1-\alpha} = -\frac{\alpha}{1-\alpha}$

or $\frac{\psi(0)}{0} \xrightarrow{0 \rightarrow +\infty} 1$

5. ψ'' est strictement positive

sur $\mathbb{R} \Rightarrow \psi$ est strictement convexe.

De plus, $\psi'(0) = 0 \Leftrightarrow P(X > 0) = 1 - \alpha$

$$\Leftrightarrow P(X \leq 0) = \alpha \Leftrightarrow 0 = \text{VaR}_\alpha(X)$$

ψ admet un unique point critique qui est nécessairement un minimum puisque ψ est strictement convexe.

$$\begin{aligned} G. \psi(\theta^*) &= \theta^* + \frac{1}{1-\alpha} E[X - \theta^*] \mathbb{1}_{\{X > \theta^*\}} \\ &= \theta^* + \frac{1}{1-\alpha} E[X \mathbb{1}_{\{X > \theta^*\}}] - \theta^* \text{ car } P(X > \theta^*) = 1 - \alpha \\ &= E[X \mathbb{1}_{\{X > \theta^*\}}] \times \frac{1}{P(X > \theta^*)} = E[X | X > \theta^*] \\ &= \text{VaR}_\alpha(X) \end{aligned}$$

Rappel 2: $\mathbb{1}_{\{X > \theta_n\}} \mathbb{1}_{\{S_n \leq \theta_n\}}$

$$1. E[\mathbb{1}_{\{X_{n+1} > \theta_n\}} | S_n] =: g(\theta_n)$$

où $g(\theta) = P(X > \theta)$

$$\Rightarrow E\left[\frac{1}{1-\alpha} (1 - \mathbb{1}_{\{X_{n+1} > \theta_n\}}) | S_n\right] = \frac{1}{1-\alpha} (1 - g(\theta_n)) = h(\theta_n) \text{ avec } h = \psi'$$

Ainsi,

$$\begin{aligned} \mathcal{Q}_{n+1} &= \mathcal{Q}_n + E[\Delta \mathcal{Q}_{n+1} | S_n] + \Delta \mathcal{Q}_{n+1} - E[\Delta \mathcal{Q}_{n+1} | S_n] \\ &= \mathcal{Q}_n - \gamma_{n+1} h(\theta_n) + \gamma_{n+1} \Delta \mathcal{Q}_{n+1} \end{aligned}$$

où $\Delta \mathcal{Q}_{n+1} = h(\theta_n) - \frac{1}{1-\alpha} (1 - \mathbb{1}_{\{X_{n+1} > \theta_n\}})$ et $\gamma_n = \frac{1}{n}$.

2. D'après les questions 4 et 5 de la première partie,

l'in $\psi(\theta) = \infty$, ψ' et ψ'' sont bornés (car ψ bornée).

0-1000 $|\psi'|^2 \leq c(1+\psi)$. De plus, $\psi', h = (\psi')^2 \geq 0$

et $\psi' \cdot h = 0 \Leftrightarrow \theta^* \}$. Enfin,

$$E[\Delta \mathcal{Q}_{n+1}^2 | S_n] \leq c \text{ car } \Delta \mathcal{Q}_{n+1} \text{ est bornée}$$

On peut donc en conclure que $\mathcal{Q}_n \rightarrow \theta^*$ p.s. en appliquant le théorème de Robbins-Monro.

3. $C_n - \text{CVar}_\alpha = C_n - \psi(\theta^*) = C_n - E[\psi(\theta^*, X)]$

$$= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (v(\theta_k, X_k) - v(\theta^*, X_k)) + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (v(\theta^*, X_k) - E[v(\theta^*, X)])$$

①: Comme $x \mapsto \max(x, 0)$ est lipschitzienne, on en déduit (par comparaison) que $\theta \mapsto v(\theta, y)$ l'est aussi et que la contrainte de Lipschitz ne dépend pas de y car $\psi, \psi' \rightarrow \theta + y$ est lipschitzienne de contrainte 1. Ainsi,

$$\textcircled{1} \leq c \cdot \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |\theta_k - \theta^*| \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{p.s.}} 0$$

car $\theta_k \rightarrow \theta^*$ et le lemme de Cauchy.

② $E[\psi(\theta^*, X)] < \infty$ d'où ② $\rightarrow 0$ par la LGN. En conclusion $C_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{p.s.}} \text{CVar}_\alpha$ p.s.