



ÉCOLE D'ÉCONOMIE DE LA SORBONNE

RAPPORT Gestion des Risques

Abdoul-Aziz BERRADA
Amira SLIMENE
Nicolas TURPIN

Mars 2022

Contents

1	Introduction	2
2	Différentes méthodes de calcul de la VaR	2
2.1	Question 1.	2
2.1.1	Quantile empirique	2
2.1.2	Distribution paramétrique	2
2.1.3	Distribution non paramétrique	2
2.2	Question 2.	3
2.3	Question 3.	3
2.4	Question 4.	3
2.5	Question 5.	4
2.6	Question 6.	4
3	De la VaR à l'ES	4
3.1	Question 7.	4
3.2	Question 8.	5
4	Le Risque de modèle en tant d'incertitude d'estimation	5
4.1	Question 9.	5
4.2	Question 10.	6
4.3	Question 11.	7
4.4	Question 12.	7
4.5	Question 13.	7
5	Le Risque de modèle comme incertitude de spécification	8
5.1	Question 14.	8
5.2	Question 15.	8
5.3	Question 16.	8
5.4	Question 17.	9
5.5	Question 18.	9
6	Code	9

1 Introduction

2 Différentes méthodes de calcul de la VaR

2.1 Question 1.

La VaR (Value at Risk) permet de calculer, selon une probabilité fixée, la perte maximale attendue sur un horizon temporel. Dans notre cas, cet horizon est de 3 ans, nous observons nos rendements quotidiennement, et la probabilité est fixée à 99%. Il existe plusieurs méthodes pour calculer la VaR. Nous allons définir et calculer la VaR avec 3 méthodes différentes que sont : le quantile empirique, la distribution paramétrique et la distribution non paramétrique.

2.1.1 Quantile empirique

L'avantage de cette technique de "simulation historique", c'est qu'elle ne fait aucune hypothèse sur la forme de la distribution des rendements de nos données, ce qui est avantageux en terme de restriction. D'un autre côté, la méthode garde en mémoire des événements du passé et suppose qu'ils peuvent se reproduire, alors que la distribution de certains actifs est versatile au fil du temps. Également, elle présente un autre défaut : il faut avoir un grand nombre de données historiques à sa disposition pour qu'elle soit efficace.

2.1.2 Distribution paramétrique

Il est à noter que cette méthode suppose que les rendements sont normalement distribués. Pour utiliser cette technique, il faut calculer la moyenne des rendements ainsi que leur variance et leurs coefficients de corrélation, puis construire une matrice de variance-covariance.

Cette méthode est simple à utiliser en terme de calculs ; à l'inverse du cas où nous avons un portefeuille avec beaucoup d'actifs (la matrice de variance covariance serait énorme et difficile à calculer).

2.1.3 Distribution non paramétrique

Ici, nous pouvons adapter la loi de distribution de nos rendements et ne pas obligatoirement utiliser la loi normale, même si nous avons choisi de le faire. Le principe de cette méthode repose sur une simulation de Monté-Carlo. Nous allons générer artificiellement des rendements sur la loi normale à partir des éléments passés pour pouvoir déterminer notre VaR. L'avantage de la technique de Monte-Carlo est sa capacité à s'adapter à beaucoup de types et de quantités de données. C'est une méthode très efficace et précise, le bémol c'est que cette méthode est gourmande en temps et en capacité pour nos machines.

Après calculs de notre VaR avec les 3 méthodes différentes, nous obtenons les chiffres suivants :

- Quantile empirique : -5.692%
- Distribution paramétrique : -4.786%
- Distribution non paramétrique : -4.787%

Dans un cas où la distribution de nos rendements n'est pas normale, nous choisirions la méthode de la simulation historique car nous avons un bon nombre de données, et sa VaR associée est plus stricte que celle de la distribution non paramétrique qui peut être plus complexe à utiliser. En ce qui concerne les VaR des méthodes de distributions paramétriques et non paramétriques, elles se valent selon notre application de calcul : l'une est plus restrictive que l'autre, et on pourrait arbitrer entre complexité d'utilisation et restriction. Nous pourrions aussi calculer notre VaR non paramétrique selon une autre loi que la loi normale pour voir si une différence est notable.

2.2 Question 2.

La GEV (Generalized Extreme Value) permet de faire une description des queues de distribution associées à nos rendements, une fois bien ordonnés. De cette manière, nous pourrions observer les gains ou les pertes maximales associées à nos rendements. Nous l'estimons grâce à l'estimateur de Pickands, qui permet de donner la loi associée aux queues de distribution de notre GEV :

$$\xi_{k(n),n}^P = \frac{1}{\log(2)} * \log \left(\frac{X_{n-k(n)+1:n} - X_{n-2k(n)+1:n}}{X_{n-2k(n)+1:n} - X_{n-4k(n)+1:n}} \right)$$

Comme nous pouvons le voir dans la formule, il faut spécifier les paramètres k et n . Spécifier le paramètre k est la tâche la plus délicate et peut sembler assez arbitraire dans la mesure où nous le définissons nous-même. La tâche est délicate car la valeur de l'estimateur se trouve fortement perturbée selon la valeur de k .

Selon le résultat que nous obtiendrons lors du calcul de cet estimateur, 3 cas se présenteront à nous, pour lesquels une loi est à choisir :

- $\xi > 0$: Loi choisie sera celle de Fréchet
- $\xi = 0$: Loi choisie sera celle de Gumbel
- $\xi < 0$: Loi choisie sera celle de Weibull

Pour la loi Weibull, ça correspondrait à une variable aléatoire bornée. En ce qui concerne la loi de Fréchet, ça correspondrait à une queue de distribution épaisse. Enfin, pour la loi de Gumbel, nous aurions peu d'évènements extrêmes, ce qui correspondrait au cas d'une queue de distribution fine.

Après calcul de cet estimateur, en ayant fixé $k = 5$, (ce qui nous a paru le plus approprié selon nos tests) on obtient le résultat suivant : $\xi = 0.686$. La valeur de ξ étant supérieure à 0, nous nous trouvons dans un cas où les queues de distribution sont épaisses, la loi choisie est celle de Fréchet.

2.3 Question 3.

Nous allons déterminer notre VaR à 99% avec l'approche EVT grâce à la formule suivante :

$$VaR_p = \frac{\left(\frac{k}{n(1-p)}\right)^{\xi^P} - 1}{1 - 2^{-\xi^P}} (X_{n-k+1:n} + X_{n-2k+1:n}) + X_{n-k+1:n}$$

Avec ξ^P , l'estimateur de Pickands de notre GEV.

Avec l'estimateur de Pickands ($k = 5$, $n = 758$) notre VaR est égale à -6.395% . Notons que cette valeur est encore plus petite que celle de la VaR du quantile empirique.

2.4 Question 4.

L'indice extrême de Leadbetter θ , permet de mesurer le nombre de groupes des rendements de notre série ayant dépassé un certain seuil de risque. Ce seuil, ainsi que le nombre de groupes, sont définis de manière arbitraire. Nous avons choisi de fixer le seuil de perte à 1%.

L'indice θ est compris entre 0 et 1, et lorsque cet indice égal à 1, on notera que notre série est indépendante. Cela revient à compter directement le nombre de fois où notre série a dépassé le seuil (pas d'effet de groupe dans nos données extrêmes). A contrario, lorsque θ s'approche de plus en plus vers 0, la dépendance de la série sera d'autant plus forte.

Pour estimer notre θ , on peut utiliser une méthode de blocks declustering (choisir un nombre de blocs de taille b et compter le nombre de blocs ayant dépassé le seuil fixé lorsqu'au moins une variable dépasse ce seuil) ou une méthode de Runs declustering (méthode identique que la précédente, avec une fenêtre glissante de taille r , que nous choisissons également).

Il faudrait donc découper notre série en plusieurs groupes suffisamment gros, et apprécier si nos pertes sont regroupées ou non. Voici les équations pour les 2 méthodes d'estimation :

$$\hat{\theta}_n^B(u; b) = \frac{\sum_{i=1}^k \mathbf{1}(M_{(i-1)b, ib} > u)}{\sum_{i=1}^{kb} \mathbf{1}(X_i > u)}$$

$$\hat{\theta}_n^R(u; b) = \frac{\sum_{i=1}^{n-r} \mathbf{1}(X_i > u, M_{i, i+r} \leq u)}{\sum_{i=1}^{n-r} \mathbf{1}(X_i > u)}$$

La valeur que nous avons obtenu pour l'indice de Leadbetter est de 0.141 pour 10 blocs pour un seuil de perte à 1%, on ne peut donc pas parler d'indépendance dans les groupes : un extrême est suivi d'autres extrêmes.

2.5 Question 5.

L'exposant de Hurst est une mesure utile pour déterminer l'autocorrélation des chocs Browniens (chocs aléatoires) dans les séries temporelles. Détecter de l'autocorrélation signifierait qu'il y aurait une mémoire dans la série temporelle, et que le cours de l'action pourrait éventuellement être anticipé selon les caractéristiques de certains chocs. Précisément, cet exposant est compris entre 0 et 1 et nous avons 3 cas possibles :

- $H < 0.5$: Nous avons de l'autocorrélation négative (à court terme : non persistante). De manière générale, les incréments de prix prennent le contre pied du précédent.
- $H = 0.5$: Il n'y a pas d'autocorrélation, incréments indépendants (mouvement brownien classique).
- $H > 0.5$: Nous avons de l'autocorrélation positive (à long terme : persistante). Plus on se rapprochera de 1, plus la tendance sera lisse.

Si nous nous trouvons dans un cas où notre exposant est différent de 0.5, nous pourrions dire que nos rendements ne sont pas modélisables par un MB classique, et que par conséquent, l'équation de Black and Scholes et l'hypothèse d'efficience des marchés financiers seraient remis en cause.

2.6 Question 6.

Pour pouvoir proposer une mesure de risque en tenant compte de l'exposant de Hurst, il faudra dans un premier temps calculer sa valeur. Pour ce faire, nous estimerons la pente de la droite de régression entre la log variance et la log durée des incréments. La pente vaut $2 \times H$, c'est grâce à ceci que nous pouvons estimer notre exposant.

3 De la VaR à l'ES

3.1 Question 7.

L'ES (Expected Shortfall) est une mesure de risque connue aussi comme (CVaR) : la valeur à risque conditionnelle. C'est l'espérance conditionnelle d'une perte, étant donné que la perte est supérieure au niveau de la VaR. Elle est calculée en prenant une moyenne pondérée des pertes extrêmes dans la queue de la distribution des rendements possibles de notre portefeuille, au-delà du seuil de la valeur à risque (VaR). Autrement dit, c'est la perte attendue en queue de la distribution si l'estimation $\alpha - VaR$ est dépassée avec un intervalle de confiance donné $\in (0,1)$. Ainsi, elle pourra être calculée comme suit :

$$ES_t^\alpha = E[L_t \mid \Omega_{t-1}, L_t \geq VaR_t^\alpha]$$

Si on suppose que la distribution des pertes est continue, on pourra écrire (ES) sous cette forme :

$$ES_t^\alpha = \frac{1}{1-\alpha} \int_\alpha^1 VaR_t^u du$$

L'ES et la VaR sont deux mesures de risque complémentaires qui nous donnent une bonne estimation du risque de notre actif. Dans la première partie, La VaR nous a indiqué où se trouve la limite du risque. Dans la deuxième partie, l'ES nous indiquera à quel point ce risque sera problématique si nous atteignons cette limite. Donc, l'ES a le mérite de capturer les événements extrêmes.

Dans le tableau ci-dessous, nous avons les différentes valeurs des ES utilisant les méthodes suivantes :

Méthode	VAR	ES
Empirique	-5.692	-8.01
Paramétrique	-4.786	-7.082
Non-paramétrique	-4.787	-7.082
Pickands	-6.395	-8.654

3.2 Question 8.

Le backtesting consiste à évaluer la précision des estimateurs de risque en vérifiant s'ils sont compatibles avec les rendements historiques, compte tenu du niveau de confiance sur lequel les VaRs ont été calculées.

La méthode du backtesting sur laquelle on va s'appuyer consiste à tester deux hypothèses fondamentales concernant le processus de violation de la VaR et de l'ES énoncées ci-dessous. En effet, cette situation se produit lorsque la rentabilité ex-post de notre portefeuille est inférieure à la valeur prévue ex-ante de la VaR.

La prévision de la VaR est considérée valide si et seulement si la séquence des violations satisfait les deux hypothèses suivantes :

On définit la variable indicatrice I_t qui contiendra la série des franchissements :

$$I_t = \begin{cases} 1 & \text{si } R_t < VaR_t \\ 0 & \text{si } R_t \geq VaR_t \end{cases}$$

Avec F , le nombre de franchissements et N le nombre total d'observations. On définit la fréquence des franchissements tel que le ratio : $r = \frac{F}{N}$

- *H1 : hypothèse de couverture non conditionnelle*: Nous testons si la fréquence des franchissements est statistiquement conforme au niveau de confiance sélectionné. En d'autres termes : $H_0 : r = \alpha$, avec α notre seuil. Par exemple, une VaR n'est valide qu'à la condition que la fréquence des violations observées aient une espérance égale à 1 %, pour un taux de couverture de 1 %. En l'occurrence, pour une VAR de 99%, on s'attend à ce qu'il y ai 1% de franchissement. Ainsi, si on considère une fenêtre roulante de 100 jours, nous nous attendons à ce qu'une exception se produise une fois tous les 100 jours en moyenne.
- *H2 : hypothèse d'indépendance (Christoffersen [1998])*: Nous testons si les exceptions semblent être indépendantes d'une période à l'autre. Autrement dit, si le modèle de calcul de la VaR est valide, les violations associées aux prévisions de VaR à une période doivent être indépendamment distribuées (absence de cluster de violations). Ainsi, l'occurrence d'une perte supérieure à la VaR anticipée apparue dans le passé ne doit pas permettre de prévoir les violations futures. La fréquence des franchissements suit une loi de distribution Binomiale $N \sim B(N, p)$, si I_t est une série sont i.i.d et si N le nombre d'observation est suffisamment grand alors on pourra approximer la loi binomiale par une loi normale sous H_0 :

$$Z = \frac{F - pN}{(p(1-p)N)^{1/2}} \sim N(0, 1) \quad (1)$$

avec p : le pourcentage de VaR. on cherche donc à déterminer si ces variables sont indépendantes.

Nous avons divisé notre base de données d'une façon chronologique en train (568 observations) et test (190 observations). Nous considérons que ces périodes sont suffisamment grandes pour avoir une convergence de nos estimateurs. Nous allons estimer toutes les VaR et leurs ES sur train, test et tester leur pertinence. Ainsi, nous aurons une série de 0 (non franchissement) et 1 (franchissement), mais idéalement plus de zéros et moins de uns.

Conclusion : La première condition de couverture est vérifiée : $H_0 : r = \alpha$ est acceptée dans le train et le test aussi bien pour les VaR et ES.

4 Le Risque de modèle en tant d'incertitude d'estimation

4.1 Question 9.

Le risque de modèle est le décalage entre le modèle lui même et la réalité qu'il cherche à reproduire ou à prédire, engendrant ainsi des biais décisionnels et des éventuelles pertes liées à la non conformité entre la modélisation et la réalité. Les modèles servent souvent à simplifier la réalité en se basant sur des hypothèses et un cadre conditionnel particulier. Par ailleurs, cette simplification a un prix défini ici comme le risque de modèle. On distingue deux natures de risques de modèle :

- *L'erreur de modèle* : c'est une forme de risque opérationnel qui engendre des décisions fallacieuses basées sur une mauvaise implémentation ou choix du modèle.
- *L'incertitude du modèle* : c'est l'incertitude liée au modèle lui même ou à la réalité qu'il veut reproduire ; d'où la nécessité de créer des intervalles de confiance et ensuite backtester nos résultats.

4.2 Question 10.

Pour la VaR paramétrique, nous allons déterminer la distribution des paramètres par des simulations Monte Carlo. Nous faisons un tirage aléatoire avec remise, ainsi nous calculons 100000 fois la moyenne et la variance de 25 returns pris aléatoirement. A partir de ces différents tirages, nous calculerons une moyenne et un écart-type. Grâce à ces 2 paramètres nous avons réussi à tracer la distribution de notre VaR paramétrique.

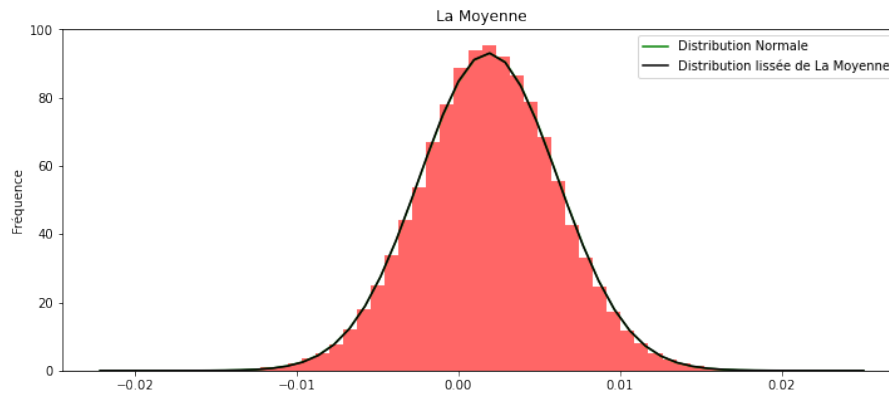


Figure 1: *Distribution de la moyenne*

La distribution de la moyenne suit une loi normale de paramètre $\mu = 0.0019$ et $\sigma = 0.0043$

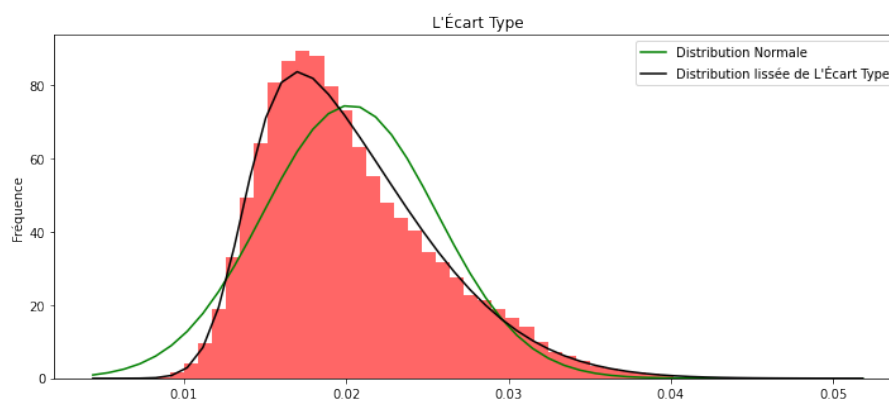


Figure 2: *Distribution de l'écart-type*

L'écart-type ne suit pas une loi normale, il a une distribution plutôt asymétrique, d'où un coefficient d'asymétrie positif : $skewness = 0.829$.

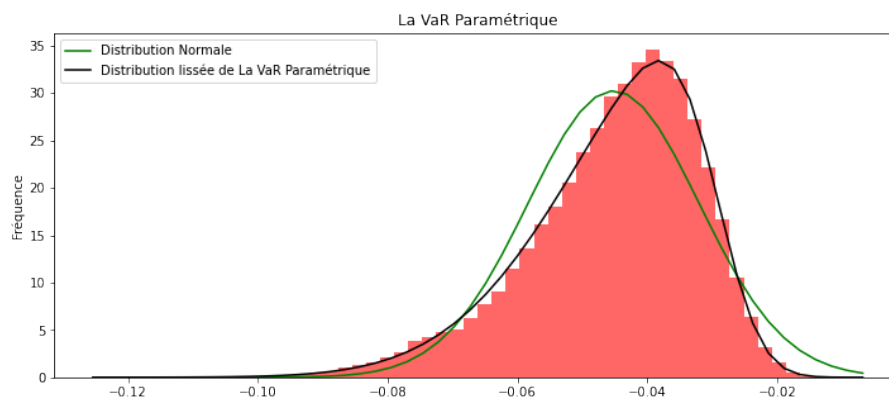


Figure 3: *Distribution de la VaR*

La distribution de la VaR est également asymétrique avec $\mu = -0.0452$ et $\sigma = 0.0132$ et $skewness = -0.8307$.

4.3 Question 11.

Nous supposons dans cette partie que nos rendements sont indépendants et identiquement distribués (gaussiens). Nous effectuons 100000 tirages indépendants de 500 rendements. Nous calculons notre VaR en nous appuyant sur l'estimateur de Pickands de formule :

$$VaR(p) = \frac{\left(\frac{k}{n(1-p)}\right)^{\xi^p} - 1}{1 - 2^{-\xi^p}} (X_{n-k+1:n} - X_{n-2k+1:n}) + X_{n-k+1:n}$$

Avec ξ^p l'estimateur de Pickands.

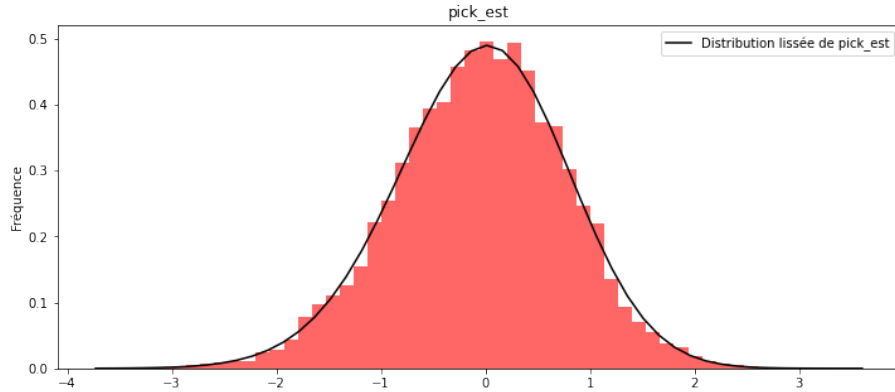


Figure 4: *Distribution de l'estimateur de Pickands*

Cet estimateur est appliqué à chacun de nos buckets de rendements tirés aléatoirement afin de déterminer la distribution de la VaR.

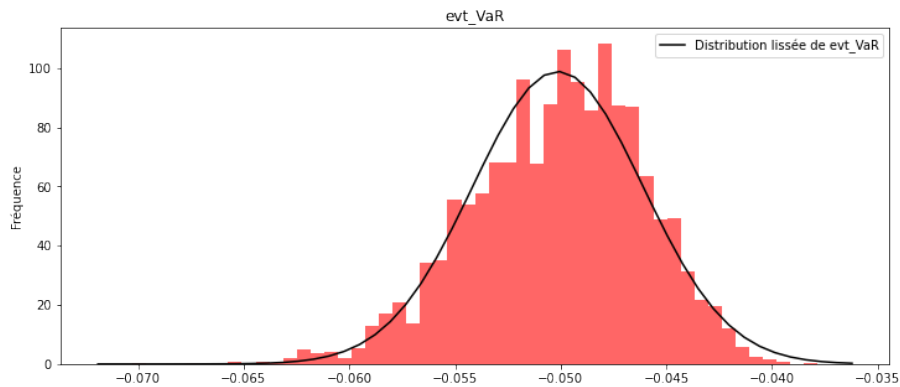


Figure 5: *Distribution de la VaR Pickands*

La distribution de la VaR Pickands suit plus au moins une loi normale.

4.4 Question 12.

Nous utilisons ici la même méthodologie qu'à la question 11, mais cette fois nous nous appuyons sur un mouvement Brownien fractionnaire. Nous calculons la VaR en insérant l'estimateur de Pickands dans la formule. Ce processus est appliqué à chacun des tirages afin de déterminer la distribution de la VaR dans le cas de mBf. Nous n'avons malheureusement pas réussi à coder cette réflexion.

4.5 Question 13.

Nous allons estimer notre série de rendements par un noyau Gaussien étant donnée que la distribution est très proche d'une loi normale. Ainsi, nous générons les données à partir de la densité de la loi normale. Nous estimons la densité à partir de ces données et comparons le résultat de l'estimation à la densité qui a généré les données. Nous nous appuyons sur une estimation non paramétrique : nous effectuons 1000 simulations de Monte Carlo afin d'estimer 1000 VaR non paramétriques. On trace ces estimations en format d'histogrammes, bien que ce format n'est pas le plus adapté pour analyser la distribution. Dans ce cas, on utilise la technique de noyau de densité afin

de visualiser la "forme" des données.

Toutefois, on fait varier le degré de souplesse grâce au paramètre "largeur de la fenêtre" (bandwidth). En effet, la modification de la largeur de bande fait varier la forme du noyau : avec une largeur de bande plus faible on affiche une courbe qui se rapproche de l'histogramme (cf. courbe mauve), dans ce cas seuls les points très proches de la position actuelle sont pris en compte, ce qui donne à l'estimation une allure en vague ; alors qu'une valeur plus forte nous donnera plutôt une courbe plus lisse (cf. courbe orange) correspondant à un noyau peu profond où les points éloignés peuvent contribuer.

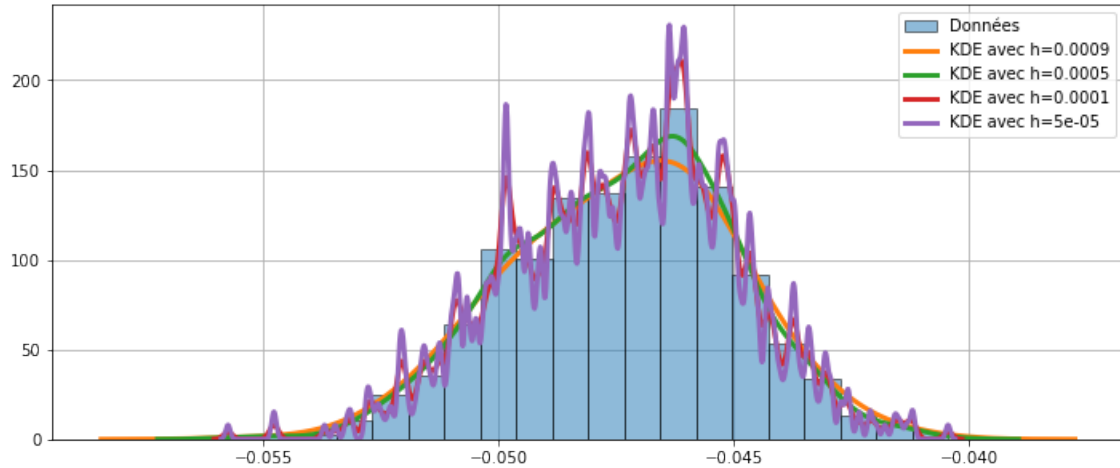


Figure 6: *Distribution de la VaR non paramétrique*

Nous pouvons voir qu'il est difficile d'identifier la meilleure largeur de bande (bandwidth) car il y a toujours des écarts entre l'approximation et les bandes réelles de histogramme des données.

5 Le Risque de modèle comme incertitude de spécification

5.1 Question 14.

Il est plus judicieux et moins risqué d'utiliser L'ES étant donné que le diamètre correspond à la différence entre la valeur maximale et la valeur minimale. L'ES est une métrique plus stable pour les 4 méthodes employées (empirique, paramétrique, nonparamétrique, Pickands).

$$\text{Diamètre VaR 99\%} = 0.0161 > \text{Diamètre ES 99\%} = 0.01572$$

La VaR, est plus risquée car on constate une plus grande variance entre les résultats délivrées par les 4 méthodes implémentées.

5.2 Question 15.

Nous recalculons nos diamètres de VaR et ES tout en variant les niveaux de confiance. Ainsi, nos résultats de la question précédente se confirment pour des niveaux de confiance supérieurs ou égaux à 99%. Par ailleurs, en deçà de ce niveau, la conclusion s'inverse, la VaR devient plus stable.

$$\begin{aligned} \text{Diamètre VaR 90\%} &= 0.00662 < \text{Diamètre ES 90\%} = 0.008 \\ \text{Diamètre VaR 95\%} &= 0.00255 < \text{Diamètre ES 95\%} = 0.00486 \\ \text{Diamètre VaR 98\%} &= 0.00458 < \text{Diamètre ES 98\%} = 0.00551 \\ \text{Diamètre VaR 99\%} &= 0.0161 > \text{Diamètre ES 99\%} = 0.01572 \\ \text{Diamètre VaR 99.5\%} &= 0.03867 > \text{Diamètre ES 99.5\%} = 0.03627 \\ \text{Diamètre VaR 99.9\%} &= 0.1763 > \text{Diamètre ES 99.9\%} = 0.04211 \\ \text{Diamètre VaR 99.99\%} &= 1.01936 > \text{Diamètre ES 99.99\%} = 0.03201 \end{aligned}$$

5.3 Question 16.

Afin d'obtenir les rendements bruités, nous avons ajouté à nos rendements initiaux un bruit blanc aléatoire Gaussien (de moyenne nulle et avec tests de plusieurs amplitudes différentes). Puis, nous avons fait la différence entre les VaR que nous avons - les VaR des rendements bruités, afin d'observer à quel point la VaR varie après ajout du

bruit blanc. De cette manière, nous pouvons voir quelle méthode de calcul est la plus robuste au bruit pour notre VaR.

Nous avons donc comparé les résultats des VaR obtenues précédemment (empirique, paramétrique et non paramétrique, puis par l'estimateur de Pickands) avec celles bruitées pour des amplitudes de 1, 50 et 100.

AMPLITUDE = 1	Variation VaR
Empirique	30.11%
Paramétrique	26.31%
Non-paramétrique	26.31%
Pickands	23.58%

AMPLITUDE = 50	Variation VaR
Empirique	578.38%
Paramétrique	850.9%
Non-paramétrique	850.9%
Pickands	541.99%

AMPLITUDE = 100	Variation VaR
Empirique	1235.18%
Paramétrique	5272.82%
Non-paramétrique	5276.82%
Pickands	1315.63%

Selon les résultats, il semblerait que la VaR EVT soit la plus robuste. C'est elle qui varie le moins pour une amplitude de 1 et de 50. Pour une amplitude de 100, c'est plutôt la VaR empirique qui est la plus robuste. Enfin, toutefois il faut préciser qu'une variation de 1235% n'est pas vraiment ce que l'on peut appeler robuste. Pour une amplitude de 1, une variation de la VaR de 23.58% avec l'approche EVT reste le meilleur résultat que nous avons par rapport aux autres.

5.4 Question 17.

Nous n'avons pas réussi à coder correctement pour cette question. Il existe également des solutions que l'on peut trouver sur internet pour pallier à ce problème mais nous préférons ne pas prendre de risque et simplement poser notre réflexion sur le sujet.

Nous supposons que si nous étions parvenus à supprimer le bruit que nous avons installés sur nos rendements par des fonctions de mise à l'échelle (ondelettes père), nous aurions pu détecter la partie aléatoire artificielle que nous avons instauré, à l'aide de ces fonctions.

$$\Psi(x) = \sum_{k=0}^{2N-1} (-1)^k a_{1-k} \phi(2x - k)$$

Ensuite, on aurait observé notre série initiale comparativement à notre série épurée du bruit artificiel. On peut trouver une méthode par ondelettes Ψ que l'on appelle l'ondelette Haar Ψ^{Haar} qui correspondrait à une méthode de Daubechies à un seul moment nul, et qui nous a semblé moins complexe à mettre en place que la Daubechies, même si nous ne nous y sommes pas parvenus.

5.5 Question 18.

Ici nous aurions recalculé les VaR à partir des nouveaux éléments épurés du bruit blanc artificiel, comme nous l'avons fait précédemment. Puis, nous aurions repris le même code et effectué la même démarche que pour la question 16, en testant différentes amplitudes. Pour terminer, nous aurions directement observé la valeur des VaR, les nouveaux diamètres et vérifié si nos résultats sont en accord avec ce que nous avons précédemment trouvé. Nous aurions finalement conclu sur la robustesse présumée des nouvelles variations de VaR, à comparer de notre série initiale.

6 Code

List of Figures

1	<i>Distribution de la moyenne</i>	6
2	<i>Distribution de l'écart-type</i>	6
3	<i>Distribution de la VaR</i>	6
4	<i>Distribution de l'estimateur de Pickands</i>	7
5	<i>Distribution de la VaR Pickands</i>	7
6	<i>Distribution de la VaR non paramétrique</i>	8