

*Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières**M.Fayçal BOUMIMEZ**Université de JIJEL**Ali ZATOUT,**Maître .C. Ecole Nationale Supérieure
de la Statistique de l'Economie Appliquées***Résumé :**

Une révolution de grande ampleur a eu lieu depuis une vingtaine d'années sur les marchés financiers, suite à une série de débâcles qui menacent la vie de tous établissements financiers, voire le système dans son ensemble. Ce nouveau contexte rend la réglementation prudentielle nécessaire et l'étude de risque devient un sujet d'actualité. Dans ce papier, nous présentons une mesure de risque dite la «**Value at Risk**», cette dernière – apparu récemment – mesure la perte potentielle maximale dont il peut subir un portefeuille sur un horizon de temps donné pour une probabilité fixée. C'est un concept très simple, mais sa mise en œuvre reste cependant très difficile. Différentes méthodes peuvent être employées pour estimer la VaR, citons : la méthode paramétrique (RiskMetrics, GARCH,...), la méthode non paramétrique (la simulation sur l'historique) et la simulation de Monte Carlo.

Notre objectif est de tester la capacité de la VaR à capturer le risque de marché et de vérifier la pertinence des méthodes d'estimation de cette dernière en l'évaluant sur un portefeuille d'indices de la bourse de Casablanca.

Mots clés : VaR, RiskMetrics, modèles ARCH/GARCH, Simulation de Monte Carlo.

Abstract

Since the past twenty years, a great revolution has been observed in financial markets after the series of disasters, which threatened any financial establishments' life. This new context proves the necessity of prudential regulation and the study of risk become the subject's moment.

In this paper, present a measure of risk called "Value at Risk", the VaR quantify the maximal potential loss for a portfolio at a fixed probability and for a given time horizon. Different methods are employed to estimate the VaR, such as : parametric methods (RiskMetrics, GARCH,...), non parametric methods (Historical Simulation) and Monte Carlo Simulation.

Our object is to test the capacity of VaR to capture market risk and the performance of some estimations methods with an application to an index's portfolio of Casablanca Stock Exchange (CSE).

Keys words: VaR, RiskMetrics, ARCH/GARCH Models, Monte Carlo Simulation.

1. INTRODUCTION

Le monde économique d'aujourd'hui a vécu – ces dernières années – une forte volatilité, constatée généralement sur les marchés financiers. Une telle chose est la conséquence du développement spectaculaire des produits dérivés et notamment une série de catastrophes qu'a connu le milieu financier.

Ce nouveau contexte rend la réglementation prudentielle indispensable et la gestion de risque un art que chaque décideur doit apprendre.

Notons que les exemples de faillites de grandes entreprises et même de grande collectivité ne manquent pas (Tokpavi, 2004), nous pouvons citer entre autres, la débâcle financière de la banque britannique **Barings**, le comité d'orange, ...etc.

Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

La notion de risque dans la finance est très large et ressemble à celle de l'incertitude. Différents types de risques existent : risque de crédit, risque opérationnel, risque de marché. Dans ce papier, nous nous intéressons uniquement au risque de marché à travers la gestion de risque d'un portefeuille.

Le risque de marché est le risque de perte ou de dévaluation sur les positions prises suite à des variations des prix (cours, taux) sur le marché. Ce risque s'applique aux instruments suivants : produits de taux (obligations, dérivés de taux), actions, change, matières premières.

Jusqu'à la fin des années quatre vingt, les méthodes utilisées pour calculer le risque de marché étaient peu satisfaisantes, voir irréalistes, chose qui pousse les spécialistes à rechercher une mesure globale et synthétique de risque.

La **Value-at-Risk (VaR)** s'est imposée ces derniers temps, elle est considérée comme une mesure standard du risque de marché, son apparition remonte au début des années quatre vingt dix (**Akimou, 2002**) :

- En juillet 1993, le groupe des trente (constitue de représentants de l'industrie financière et des autorités de surveillance) propose une méthodologie de mesure de risque appelée Value-at-Risk. C'est la première fois que l'expression « Value at Risk » (VaR) était publiquement et largement diffusée.
- En octobre 1994, la banque américaine **JP MORGAN** dévoile sa propre méthode de calcul de la VaR appelée «**RiskMetricsTM**» et la met gratuitement sur internet.
- En janvier 1996, le comité de Bâle adopte un amendement « risque de marché » aux accords de Bâle de 1988, qui permet aux banques de choisir entre la méthode standardisée et leur propre modèle pour calculer la consommation en fonds propres de leurs activités de négociation.

2. MESURE DE RISQUE VIA LA VaR

L'accroissement de la volatilité et l'important développement des produits dérivés ainsi que la série des catastrophes financières connues ces dernières années ont poussés les spécialistes et les institutions financières à rechercher une mesure cohérente de risque (**Linsmeier et al, 1996, Artzner et al, 1998, Acerbi et al, 2001, Danielsson et al, 2005**) : la Value at Risk (VaR), cette mesure de risque s'est imposée ces derniers temps comme une mesure standard de risque de marché.

Trois groupes ont et auront encore une influence sur la Value at Risk (**Esch et al, 1997**) :

- Le Conseil de Communauté Européenne ;
- Le Comité de Bâle ;
- Le groupe des 30 ;

La VaR est définie comme étant la perte maximale potentielle qui peut subir un portefeuille sur un horizon de temps donné pour une probabilité fixée. La VaR est donc un nombre censé quantifier le montant risqué.

A titre d'exemple, une VaR de 1000 DA avec une probabilité de 5% et d'un horizon de 24 heures signifie qu'il y a une probabilité de 95% que la perte maximale potentielle sur notre portefeuille soit inférieure à 1000 DA, et inversement, il y a 5% de chance que cette perte dépasse les 1000 DA, la VaR apparaît donc comme un seuil de risque.

Cette mesure est basée sur une hypothèse très importante, à savoir l'hypothèse de normalité des rendements (**Bachelier, 1990**). Or, cette hypothèse n'est pas toujours justifiable en pratique (**Mandelbrot, 1963 et Fama, 1965**), il faudra donc recourir à des tests de « stress » et à des analyses des scénarios afin de compléter cette mesure.

La VaR dépend de trois paramètres essentiels :

Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

- La distribution des pertes et profits du portefeuille, c'est le paramètre le plus important et le plus difficile à déterminer ;
- Le niveau de confiance qui est égal à 1 (un) moins la probabilité des événements défavorables, par exemple, un niveau de confiance de 95% si l'on désire ignorer les 5% relatifs aux événements les plus défavorables ;
- La période de temps sur laquelle on désire mesurer la VaR.

Une fois que la distribution de pertes à horizon T est estimée, la VaR est donnée par le quantile au niveau de probabilité associé à la VaR. Trois méthodes de calcul sont généralement utilisées pour estimer la distribution de pertes :

- La méthode historique ;
- La méthode paramétrique ;
- La méthode de Monte Carlo.

2.1. La méthode historique :

Cette méthode nécessite la connaissance de la valeur de la position dans le passé :

- S'il s'agit d'un instrument coté (indice par exemple), il suffit de prendre l'historique des prix.
- Pour un portefeuille, il faut reconstituer sa valeur passée à partir du prix des différents actifs et de la composition actuelle du portefeuille.

Ainsi, l'historique des prix permet de construire la distribution empirique et à partir de laquelle on déduit le quantile (c'est-à-dire la VaR).

L'avantage majeur de cette méthode est sa facilité de mise en œuvre, elle nécessite peu de calculs et des techniques simples et elle ne postule aucune hypothèse préalable sur la forme de la distribution. Mais, elle souffre en revanche de nombreuses limites, la taille de l'historique doit être suffisamment grande comparée à l'horizon de la VaR et à son niveau de confiance mais pas trop pour s'assurer que la loi de probabilité n'ait pas trop changée sur la période. La méthode est inadaptée aux produits dérivés.

2.2. La méthode paramétrique :

Cette méthode a été proposée et développée par la banque américaine JP MORGAN dans son système « **RiskMetricsTM** »¹, elle se déroule en 2 étapes :

- i. La première étape consiste à décomposer les instruments de la position en fonction des différents facteurs de risque (indices, actions, taux d'intérêt,...)
- ii. La distribution de probabilité des facteurs de risque doit être spécifiée et estimée.

Une fois que les cash-flows sont déterminés, l'application de la formule :

$$VaR_{q,r} = \mu + z_q \cdot \sigma_r$$

nécessite la connaissance des variances de chacun des cash-flows et de toutes les covariances prisent deux à deux.

Ainsi, selon le système « **RiskMetricsTM** », le calcul de la volatilité des rendements (et donc la VaR) est donné par la formule suivante :

$$\sigma_n^2 = \lambda \sigma_{n-1}^2 + (1 - \lambda) r_{n-1}^2$$

Avec : r_{n-1} : le return précédent,

σ_{n-1} : La valeur précédente de la volatilité.

Le paramètre $\lambda = 0,94$, valeur recommandée par la banque JP MORGAN.

L'une des hypothèses de base de RiskMetrics et de nombreux autres modèles de VaR est que l'on peut décrire le rendement des marchés par la notion statistique de distribution normale. Or, cette hypothèse est lourde de conséquences pour certains actifs comme les

Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

options et semble peu réaliste. Les rendements étant fortement dissymétrique et la méthode ne s'applique pas (Pafka, 2001).

2.3. La simulation de Monte Carlo :

La simulation de Monte Carlo est une méthode statistique qui permet de déterminer la loi de probabilité d'une variable quand cette dernière est difficile à déduire à partir d'un raisonnement mathématique. Si cette loi est connue théoriquement et si en plus, elle est le résultat d'observation ou de calcul sur des observations, la simulation de Monte Carlo consiste en la formation de cette loi par la génération d'un grand nombre d'échantillons pseudo aléatoires extrait de cette dernière.

La VaR Monte Carlo permet a priori de calculer une VaR lorsque les autres méthodes n'y parviennent pas, la position peut contenir des produits optionnels et les facteurs de risque peuvent suivre un grand nombre de lois de probabilité.

Néanmoins, elle possède plusieurs inconvénients :

- La mise en oeuvre peut être très lourde
- Le temps de calcul peut être très long
- Les distributions doivent toujours être spécifiées : risque de modèle.

3. RESULTATS ET DISCUSION

Le portefeuille que nous avons constitué est un portefeuille de deux indices boursiers. Il est composé de 50% de MADEX² et 50% de MASI³. Les cours de ces deux indices ont été extraits du site de la bourse du Maroc⁴. Nous avons choisi un historique qui s'étale sur la période allant de 02 janvier 1998 au 31 décembre 2014 sur valeurs quotidiennes d'indices soit 3242 observations.

Nous commençons par une étude analytique des propriétés traditionnelles de marchés financiers à travers les tests de l'autocorrélation et de racine unitaire, ainsi que l'hypothèse de l'efficacité.

Tableau 01 : Statistiques descriptives du portefeuille (rendement):

Statistiques	MADEX	MASI	Portefeuille
Moyenne	0,029504	0,027714	0,028659
Médiane	0,038012	0,028037	0,038558
Maximum	4,567826	4,585364	4,477751
Minimum	-5,093557	-5,093500	-5,093530
Ecart type	0,786321	0,848580	0,809782
Skewness	-0,344179	-0,260738	-0,307678
Kurtosis	8,078699	7,861779	8,017886
JB	3548,237	3229,685	3452,439
N° d'observation	3242	3242	3242

Source : élaboré à partir du logiciel Eviews.

La Kurtosis des rendements des indices boursiers et celui du portefeuille dépasse largement la valeur trois (valeur de la Kurtosis d'une loi normale), ceci indique que la distribution empirique de ces rendements est plus pointue (leptokurtic distribution) et qu'elle possède des queues plus épaisses que celle d'une normale. Tous les Skewness sont négatifs prouvant que la distribution est asymétrique. Le test de J-B⁵ rejette l'hypothèse de normalité des distributions empiriques des rendements des indices et du portefeuille.

Nous avons effectué les tests de stationnarité (test ADF) sur les rendements de chaque indice et sur celui du portefeuille.

Tableau 02 : test ADF de portefeuille et des indices (en niveau et rendement) :

Séries	Séries en level			Séries des rendements		
	Modèle	Retards	Stat. ADF	Modèle	Retards	Stat. ADF
Indice MADEX	4	2	3,2087 *	1	0	-34,5720 **
	5	2	3,6837 *	2	0	-34,6275 **
	6	2	2,9317 *	3	0	-34,7527 **
Indice MASI	4	2	3,5056 *	1	0	-33,2733 **
	5	2	4,0742 *	2	0	-33,3451 **
	6	2	2,9478 *	3	0	-33,5309 **
Portefeuille	4	2	3,4002 *	1	0	-33,4673 **
	5	2	3,9608 *	2	0	-33,5318 **
	6	2	2,9979 *	3	0	-33,6881 **

Source : élaboré à partir du logiciel EvIEWS

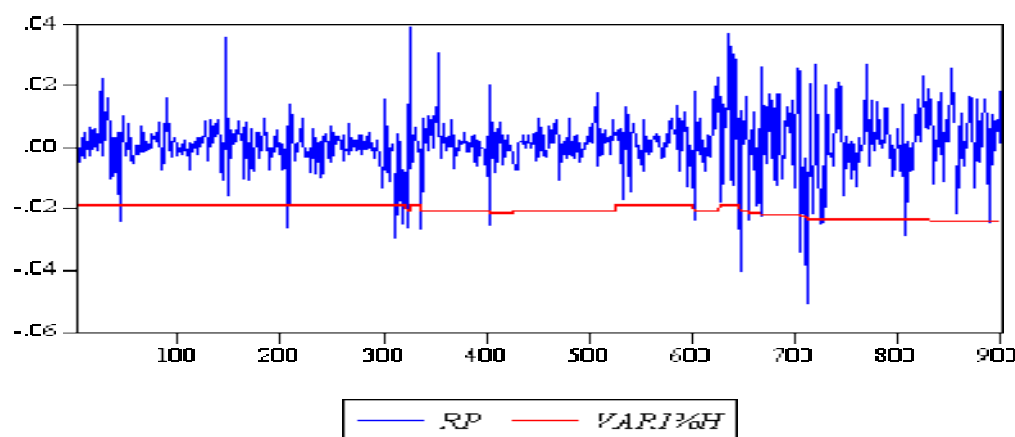
(*) : L'hypothèse nulle est acceptée à un niveau de confiance de 95%.

(**) : Rejet de l'hypothèse nulle au seuil de 5%.

Sur toutes les séries en niveau, l'hypothèse de non stationnarité est acceptée (présence de la racine unité), par contre les rendements de toutes les séries sont stationnaires. Ainsi les résultats obtenus de ces tests confirment certaines propriétés observées généralement sur les marchés financiers.

Nous avons aussi estimé la VaR par la méthode non paramétrique sur un échantillon de 1374 observations, et pour s'assurer de la pertinence de cette dernière, un test hors échantillon semble important. Pour cela, on a réalisé un Backtesting sur les 900 observations restantes.

Figure 01 : Évolution de la VaR non paramétrique à 1% de 16/07/2003 à 16/02/2007.



Source : élaboré à partir du logiciel EvIEWS

En appliquant les tests de Christoffersen (Christoffersen, 2001) sur la VaR non paramétrique, tous les tests ont été rejetés.

Tableau 03 : Backtesting et validation sur la VaR non paramétrique :

Résultats	LRT		Résultats	
	5%	1%	5%	1%
Test UC	8,27	10,07	Rejeté	Rejeté
Test IND	30,04	3,07	Rejeté	Validé
Test CC	38,32	13,15	Rejeté	Rejeté

Source : élaboré à partir du logiciel EvIEWS

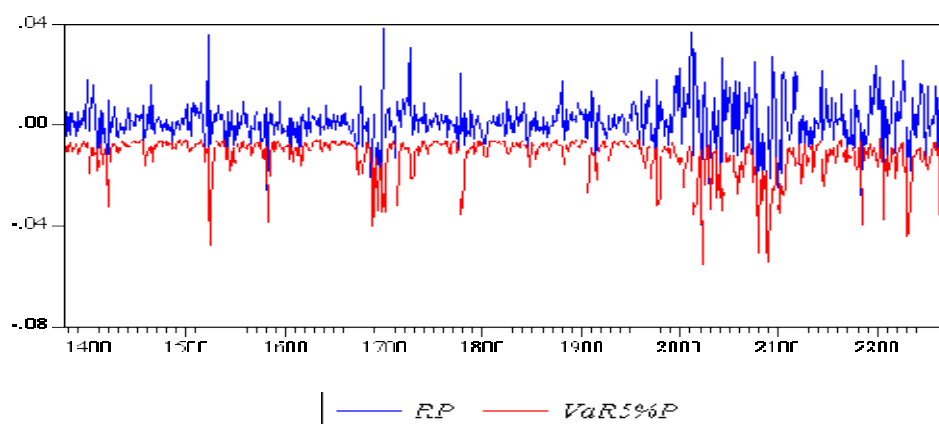
Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

La proportion empirique d'exception est 2,22% pour une VaR à 1% et 7,22% pour une VaR à 5%. Le test UC confirme donc que ces proportions sont statistiquement différentes de 1% et 5%. Le test CC nous informe que le modèle non paramétrique capture mal les propriétés dynamiques de la distribution conditionnelle des rendements.

La deuxième approche consiste en une estimation paramétrique de la VaR du portefeuille où nous permettons à la VaR de changer en fonction de la volatilité (donc en fonction de temps) mesurée par la variance conditionnelle. Dans les modèles ARCH/GARCH linéaire, la variance conditionnelle à une période est fonction linéaire des variances passées.

Les modèles ARCH/GARCH linéaires et non linéaires ont été estimés sous la distribution normale puis sous celle de Student pour prendre en compte le caractère leptokurtique des distributions empiriques.

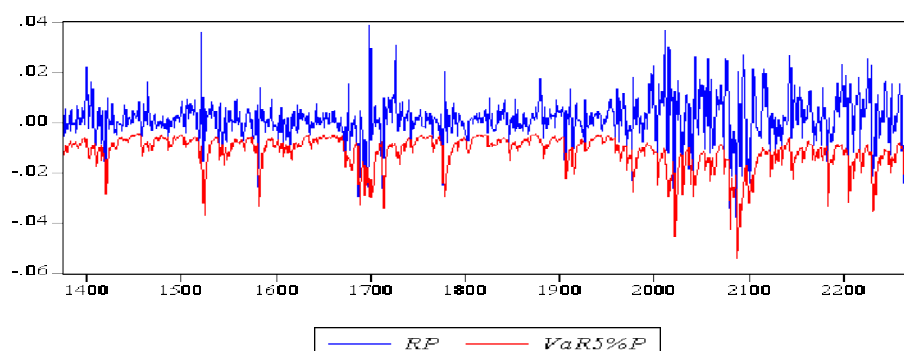
Figure 02 : Représentation des VaR5% quotidiens pour le modèle ARCH(3) sur 900 jours.



Source : élaboré à partir du logiciel Eviews

Tous les modèles linéaires estimés sous la loi de Student donnent de résultats acceptables (voir annexe 1). Les taux d'échec sont tous inférieurs à la probabilité théorique (1% et 5% dans notre cas), ce qui n'était pas le cas sous la loi normale. Le test de couverture non conditionnelle conclue au rejet de l'égalité du taux d'échec avec la probabilité théorique d'échec des trois modèles estimés sous la loi normale (sauf le $GARCH(1,1)$). Les raisons du rejet de l'hypothèse nulle sont les mêmes pour les trois modèles. Ce résultat est dû à un taux d'exception trop élevé par rapport à la probabilité théorique. Ces taux sont de 2,44% et 2,22%, ce qui présage que ces modèles sont moins conservateurs que le $GARCH(1,1)$.

Figure 03 : Représentation des VaR5% quotidiens pour le modèle EGARCH(1,1) sur 900 jours.



Source : élaboré à partir du logiciel Eviews

Il apparaît que les taux d'échec des modèles non linéaires sont plus « raisonnables » par rapport aux résultats obtenus avec les modèles linéaires (voir annexe 01, tab. 03, 04).

Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

Mais les deux modèles estimés sous la loi normale échouent au test UC d'égalité des proportions, à cause de ses 2,67% et 2,33 % de taux d'exception pour un seuil de 1%. Par contre ces deux modèles valident assez bien les tests IND et CC sous la loi de student et prouvent donc qu'ils tiennent parfaitement compte des propriétés caractéristiques sur la distribution du rendement.

Il est donc important après l'opération du backtesting de mesurer le degré de conservation du modèle. La statistique que nous allons utiliser pour mesurer ce degré est la statistique du *Biais Relatif Moyen* (Mean Relative Bias – **MRB**) développée par Hendricks (**Hendricks, 1996**). Cette statistique mesure la relativité de la taille de chaque VaR par rapport à la moyenne des VaR de tous les modèles.

Tableau 04 : Biais Relatif Moyen de chaque modèle :

<i>Modèles</i>	<i>MRB (en %) pour un seuil de 5%</i>	<i>Degré de conservation</i>
EGARCH(1,1)	+ 4,84	+ + + +
ARCH(3)	+ 4,10	+ + +
GARCH(1,1)	+ 1,87	+ +
ARCH-M(2)	+ 1,44	+
EGARCH(3,0)	- 2,67	-
NON-PARAM	- 14,58	- - - -

Source : élaboré à partir du logiciel Eviews

Dans le tableau 4 sont classé par degré de conservation tous les modèles utilisés. Il ressort que les modèles *EGARCH(1,1)* et *ARCH(3)* surestiment le risque de 4,84% et 4,10% respectivement par rapport aux autres modèles. A l'autre extrémité, on retrouve la méthode non paramétrique qui sous estime le risque de 14,58% par rapport à la moyenne des VaR.

Les meilleurs modèles sont sans doute les modèles qui ne sont pas loin de la trajectoire de la VaR moyenne c'est-à-dire qui ne sont pas trop conservateurs et qui ne sous estiment pas trop non plus le risque. Par exemple dans notre cas le modèle *GARCH(1,1)* (+1,87%), le modèle *ARCH-M(3)* (+1,44%) et dans une certaine limite le *EGARCH(3,0)* (-2,67%).

4. CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons tenté de mettre en exergue la capacité du concept de la Value-at-Risk (VaR) à mesurer le risque de marché d'un portefeuille d'indices boursiers, appliqué au cas de la bourse de Casablanca. L'objectif principal est de vérifier la pertinence d'un certain nombre de techniques de calcul de la VaR. Il permettra, ainsi, non seulement de justifier via cette étude de cas la pertinence de la VaR, mais aussi de comparer l'efficacité relative des diverses méthodes utilisées. Deux approches ont été utilisées dans l'évaluation de la VaR ; la simulation historique et la méthode Variance Covariance (à l'aide des modèles ARCH/GARCH).

La première approche (VaR non paramétrique) consiste à tirer le fractile – qui constitue la VaR – de la distribution empirique à partir des données triées, la deuxième approche repose sur une modélisation linéaire et non linéaire de la variance. Ainsi pour effectuer une comparaison entre les différents modèles, la réalisation d'un Backtesting hors échantillon est intéressante. Généralement, on l'utilise pour valider un modèle. Lorsque la VaR est dépassée dans moins de 1% des cas, on accepte la spécification. Or il est évident que les modèles qui surestiment le risque seront forcément meilleur que les autres puisqu'ils donneront une VaR plus élevée et donc ne pouvant pas être dépassée facilement. Dans ce cas, un gestionnaire riscophobe n'osera jamais investir s'il est en

Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

possession d'un tel modèle. Il est donc primordial que la VaR ne soit pas trop éloignée des pertes enregistrées.

Les tests de **Cristofferson** (test UC, test IND et test CC) ont été utilisés, les résultats vont en faveur du modèle *GARCH(1,1)* et *ARCH-M(2)* estimés sous la loi de **Student** à cause de leur taux d'échecs qui s'égalisent avec les probabilités théoriques. Ces modèles estiment respectivement le risque de 1,87% et 1,44% par rapport aux autres modèles. Les meilleurs modèles sont donc sans doute ces deux derniers qui ne sont pas loin de la trajectoire de la VaR moyenne. C'est-à-dire qui ne sont pas trop conservateurs et qui ne sous estiment pas trop le risque.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Akimou, O., 2002. « La Value at Risk », les cahiers de la finance. Mai 2002, BCV.
- [2] Acerbi, C. & Tasche, D., 2001. « Expected Shortfall : a natural coherent alternative to Value at Risk », May 9, 2001.
- [3] Artzner, P., Delbean, F., Eber, J-M. & Heath, D. 1998. « Coherent Measure of Risk », Université de Strasbourg Preprint, July 22, 1998.
- [4] Bachelier, L., 1900. « Théorie de la spéculation », Annales de l'Ecole Normale Supérieure, 17, 1900, pp. 21-86.
- [5] Chistofferson, P, Mahn, J. et Inoue A. 2001. « Testing and Comparing Value at Risk Measures », Journal of Empirical Finance, 2001, pp. 325-342.
- [6] Esch, L., Kieffer, R. & Lopez, T., 1997. « Value at Risk, vers un risk management moderne », De Boeck, 1997.
- [7] Fama E., 1965. « Random Walks in Stock Market Prices », Financial Analysts Journal, vol. 21, n°5, 09/10 1965, pp. 55-59.
- [8] Hendricks, D. 1996. « Evaluating of Value at Risk Models Using Historical Data », Economic Policy Review, Federal Reserve Bank of New York, April 1996, pp. 39-69.
- [9] Linsmeier, T. & Pearson, N. D. 1996, « Risk Measurement : An Introduction to Value at Risk », July 1996.
- [10] Mondelbrot, B., 1963. « The Variation of Certain Speculative Prices », Journal of Business, 1963.
- [11] Tokpavi, S., 2004. « La Value-at-Risk comme mesure du risque de marché: Cas de la catastrophe financière du Comté d'ORANGE », Mars 2004.
- [12] Pafka, S. & Kondor, I. 2001. « Evaluating the RiskMetrics Methodology in Measuring Volatility and Value-at-Risk in Financial Markets », Elsevier Preprint, March 5, 2001.

ANNEXETab. 01 : Taux d'échec des modèles *ARCH* linéaires :

Modèles	Sous la loi normale		Sous la loi de Student	
	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 1%	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 5%	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 1%	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 5%
ARCH(3)	2,44	4,67	0,78	3,22
GARCH(1,1)	1,67	4,22	0,44	2,89
ARCH-M(2)	2,22	4,89	0,89	3,44

Tab. 02 : Backtesting et validation :

Modèles		Test UC		Test Ind.		Test CC	
		1%	5%	1%	5%	1%	5%
ARCH(3)	Sous la normale	Rejeté (13,519)	Validé (0,215)	Validé (0,288)	Validé (1,482)	Rejeté (13,807)	Validé (1,697)
	Sous la student	Validé (0,486)	Rejeté (6,814)	Validé (0,110)	Validé (3,003)	Validé (0,596)	Rejeté (9,817)
GARCH(1,1)	Sous la normale	Validé (3,365)	Validé (1,207)	Validé (0,508)	Validé (0,826)	Validé (3,874)	Validé (2,034)

Les modèles Value at Risk : application aux Données Boursières

	Sous la student	Validé (3,540)	Rejeté (9,893)	Validé (0,036)	Validé (0,022)	Validé (3,576)	Rejeté (9,915)
ARCH-M(2)	Sous la normale	Rejeté (10,076)	Validé (0,023)	Validé (0,909)	Validé (1,053)	Rejeté (10,986)	Validé (1,076)
	Sous la student	Validé (0,116)	Rejeté (5,122)	Validé (0,143)	Validé (0,570)	Validé (0,260)	Validé (5,622)

Tabl. 03 : Taux d'échec des modèles ARCH non linéaires

Modèles	Sous la loi normale		Sous la student	
	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 1%	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 5%	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 1%	Taux d'échec sur 900 jours au seuil de 5%
EGARCH(3,0)	2,67	5,67	1,11	4,00
EGARCH(1,1)	2,33	4,33	0,33	2,89

Tab. 04 : Backtesting et validation

Modèles		Test UC		Test ind.		Test CC	
		1%	5%	1%	5%	1%	5%
EGARCH(3,0)	Sous la normale	Rejeté (17,334)	Validé (1,094)	Validé (1,900)	Validé (2,027)	Rejeté (13,807)	Validé (3,121)
	Sous la student	Validé (0,108)	Validé (2,028)	Validé (0,225)	Validé (1,197)	Validé (0,596)	Validé (3,225)
EGARCH(1,1)	Sous la normale	Rejeté (11,749)	Validé (0,880)	Validé (0,387)	Validé (0,663)	Rejeté (3,874)	Validé (1,543)
	Sous la student	Validé (5,449)	Rejeté (9,894)	Validé (0,020)	Validé (1,436)	Validé (3,576)	Validé (11,330)

NOTES

¹ : Son principe est le suivant : elle détermine tout d'abord le paramètre VaR pour chacun des facteurs de risque séparément, puis elle les agrège par l'intermédiaire de la matrice des variances-covariances estimée (d'où son nom).

² : MADEX : Indice global composé de toutes les valeurs de type action

³ : MASI : Indice compact composé des valeurs les plus liquides

⁴ : URL : www.Casablnaca-bourse.com.

⁵ : Test de normalité (Jarques - Bera)