

**Revue D'Études en Management et Finance D'Organisation****N°6 Août 2017****EVALUATION DU RISQUE DE CHANGE MAD-EUR PAR APPLICATION DES
MODÈLES VALUE-AT-RISK.****MODELING MAD-EUR EXCHANGE RATE RISK BY APPLYING VALUE-AT-RISK
MODELS****BOUFTY Hassan**

Docteur en Finance

Université Ibn Zohr. Agadir

Email : boufty.hassan@gmail.com

Résumé

L'objectif de ce papier est d'estimer le risque de change EUR-MAD subi par un établissement financier marocain par application des modèles Value-at-Risk (VaR) recommandés par les normes bâloises en matière des exigences en fonds propres au titre des risques de marché. Nous avons appliqué le concept VaR pour estimer le risque de change du dirham marocain face à l'euro. Trois méthodes standards de calcul de la VaR les plus utilisées par les gestionnaires de risque (la méthode paramétrique, la méthode historique et la simulation Monte-Carlo) ont été étudiées et ensuite appliquées à un historique du cours de change MAD-EUR allant du 01/01/2006 au 18/04/2016. Cette étude a révélé que la méthode de simulation Monte-Carlo fournit des résultats plus pertinents de la VaR et semble ainsi plus adaptée pour évaluer le risque réel du cours de change MAD-EUR.

Mots clés : *Risque de change, Value-at-Risk, Bâle II, Normalité, Monte Carlo.*

Abstract

The objective of this paper is to evaluate the MAD-EUR exchange rate risk incurred by a Moroccan financial institution by applying the Value-at-Risk models recommended by the Basel standards for the capital requirements relating to market risks. We applied the VaR concept to estimate the exchange rate risk of the Moroccan dirham against the euro. Three standard VaR methods used by risk managers (parametric method, historical method and Monte Carlo simulation) were studied and then applied to a history of the MAD-EUR exchange rate from 01 / 01/2006 to 18/04/2016. This study revealed that the Monte Carlo simulation method provides more relevant results of the VaR and thus seems more adapted to evaluate the real risk of the MAD-EUR exchange rate.

Keywords: *Exchange risk, Value at Risk, Basel II, Normality, Monte Carlo.*

Introduction

Les organismes financiers sont exposés aux divers risques financiers générés par l'exercice de leurs activités quotidiennes et pouvant mettre en péril leur solvabilité et par conséquent déstabiliser le système financier ainsi que l'économie réelle. Quantifier un risque financier est

devenue plus que jamais un enjeu majeur des institutions financières. Ainsi, une meilleure quantification de ce risque permettrait de réduire ou éventuellement neutraliser ses conséquences. De ce fait, les divers bouleversements de la sphère économique ont souligné la nécessité de renforcer la stabilité du système bancaire à travers la mise en place au sein des établissements financiers d'un processus efficace, transparent et harmonisé de contrôle des risques.-La mesure de risque, notamment le risque de marché, retenue par les autorités réglementaires est la Value-at-Risk (VaR) qui est devenu ainsi la mesure du risque privilégiée dans le cadre des accords bâlois.

Avec les crises financières qui affectent les économies du monde et menacent la stabilité du système financier, il nous a paru important d'évaluer de manière fiable le risque de marché notamment le risque sur le marché de change, subi par un établissement financier marocain, afin de déterminer correctement les exigences de fonds propres permettant d'en faire face. On s'est intéressé ainsi dans ce papier à l'évaluation du risque sur le marché de change marocain par application de l'outil VaR. Dans la littérature, on trouve les différentes méthodes de calcul de la VaR. Dans cette étude, on va appliquer les méthodes dites standards de VaR, qui sont les plus utilisées par les praticiens de la finance en vertu de leur simplicité, pour évaluer le risque de change EUR-MAD.

Cet article est structuré de la manière suivante : la 1^{ère} section présente succinctement le concept VaR. La 2^{ème} section sera consacrée à la mise en œuvre de l'outil VaR à travers les trois techniques standards de son estimation. Enfin, la dernière section est consacrée à une étude empirique permettant d'appliquer le concept VaR pour évaluer le risque de change EUR-MAD.

1. LE CONCEPT VALUE-AT-RISK

1.1 Le cadre réglementaire

L'inadéquation des approches classiques de mesure de risque financier ont été approuvées lors de la dernière crise financière de 2008. Dès lors, les instances de régulation bancaires (le Comité de Bâle) ont décidé d'intervenir en imposant un certain nombre de normes en matière de contrôle des risques bancaires notamment le risque de marché. Parmi les mesures prises par les accords bâlois, l'adoption de l'outil Value-at-Risk (VaR) et sa généralisation traduite par le fait que les établissements financiers sont tenus, à partir de la valeur de la obtenue avec leur modèles internes de gestion des risques, à déterminer le niveau du capital minimum requis. Formellement, les exigences en fonds propres liées à la sont calculées à partir de la formule suivante :

Où est le capital minimum requis à une date , représente la à 99% à horizon 10 jours du portefeuille considéré, calculée la veille. représente le complément éventuel permettant de convertir la en capital réglementaire.

1.2 La mise en œuvre de la Value-at-Risk

La Value-at-Risk (VaR) est une mesure de la perte potentielle qui peut survenir à la suite de mouvements adverses des prix de marché (Jorion, , 2007). D'une autre façon, la VaR correspond à " la perte potentielle maximale que peut subir un portefeuille, dans des conditions normales de marché, pendant une période de temps fixé avec un seuil de confiance donné" (Hull, 2007).

Supposons que Y représente les variations de la valeur d'un portefeuille et G la distribution de probabilité de Y, alors, la VaR d'un portefeuille pour un horizon t et un degré de confiance , notée est :

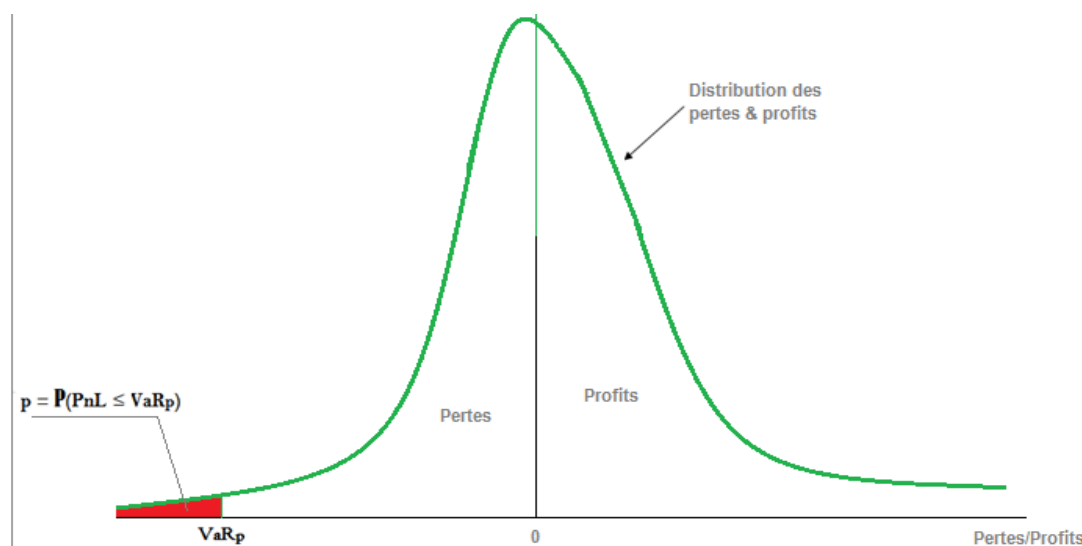


Figure 1 : Définition de la VaR à partir de la distribution des pertes & profits(PnL).
Réalisé par l'auteur.

La VaR synthétise dans un seul chiffre l'exposition d'un portefeuille aux risques de marché. D'ailleurs, cet instrument de mesure de risque dépend principalement de trois paramètres : le seuil de confiance, l'horizon temporel et la distribution des rendements du portefeuille. Evidemment, ces paramètres sont choisis en fonction de plusieurs critères, en particulier

l'objectif attendu par l'établissement financier quand il calcule la VaR ainsi que sa volonté à supporter un certain niveau de risque.

Dans les milieux financiers, la VaR est calculée à un niveau de confiance allant de 90% à 99%. Notons en revanche que les instances de régulation bancaires préconisent que la VaR soit calculée avec un niveau de confiance de 99% et sur un horizon temporel de 10 jours.

2. MÉTHODES STANDARDS D'ESTIMATION DE VAR

Dans la littérature, on trouve plusieurs techniques d'estimation de la VaR. Chaque méthode a ses propres hypothèses plus ou moins contraignantes. En particulier, la méthode paramétrique, la méthode historique et la méthode Monte Carlo sont les méthodes classiques de calcul de la VaR les plus utilisées par les professionnels dans les milieux financiers et sont relativement faciles à mettre en œuvre. Dans ce travail, nous allons présenter et appliquer ces trois méthodes pour évaluer le risque sur le marché de change marocain.

2.1 VaR paramétrique

L'approche de VaR paramétrique (ou variance-covariance) suppose que la variation des facteurs de risque du marché sont normalement distribués. On considère la VaR associée à la distribution d'un actif financier (change, action, obligation, indice boursier,...). Un calcul analytique relativement simple basant sur des hypothèses assez restrictives permet de calculer la VaR paramétrique.

En effet, supposons que les rendements X du portefeuille sont indépendants et gaussiens de moyenne et écart-type.

La VaR sur T jours au niveau de confiance $1 - p$ est définie par :

Donc :

avec Φ et ϕ la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite.

Pour la VaR à 1 jour, l'expression précédente se réduit à :

2.2 Méthode de simulation historique.

Contrairement à l'approche gaussienne, l'approche de simulation historique n'avance pas d'hypothèses sur la distribution des rendements du portefeuille. Cette approche permet d'ajuster la distribution des variations des facteurs de risque à la distribution historique. Une fois que cette distribution est déterminée, on peut extraire un quantile permettant la lecture de la valeur de la VaR pour un seuil de confiance donné.

Roncalli, (2009) a présenté cette approche de cette façon :

Supposons qu'on dispose de observations des valeurs d'un portefeuille les jours (la date 0 est la plus ancienne de l'historique et N est la date d'aujourd'hui). Ces observations permettent de calculer N rentabilités passées ou variations relatives des prix :

Ces rentabilités permettent alors de construire une "distribution empirique" des cours: pour, ainsi que l'histogramme empirique de la perte : à partir des N valeurs.

Ainsi, pour déterminer la, il suffira de classer ces valeurs par ordre croissant et le terme de cette liste constituera l'estimation recherchée de la.

2.3 Méthode de simulation Monte Carlo

La méthode de simulation Monte Carlo permet d'estimer la en générant plusieurs scénarios de pertes et de profits du portefeuille. Cette approche consiste à simuler de façon aléatoire un grand nombre N de trajectoires possibles d'un instrument financier donné. Pour obtenir la VaR pour un niveau de confiance , il suffit ensuite de sélectionner la ième plus petite valeur. Pour prévoir les différentes trajectoires possibles d'un titre financier donné, on suit en général les trois étapes suivantes :

1. Choisir un modèle économétrique susceptible de décrire l'évolution du titre d'une manière assez fiable.
2. Une fois le modèle est choisi, on détermine ses paramètres.
3. Simuler le nombre de trajectoires voulu du processus choisi avec les paramètres déterminés précédemment.

La première étape, qui est la plus délicate, consiste à choisir un modèle d'évaluation des instruments financiers. Ainsi, nous allons choisir un module relativement simple qui est le mouvement brownien géométrique et qui est défini comme suit : Soit le cours de l'actif à la date t , l'évolution du cours de cet actif est donnée par le modèle suivant :

Où :

- est la moyenne empirique de la distribution du titre.
- est l'écart-type empirique de la distribution du titre.
-

Ensuite, on peut calculer la σ sur une durée de 10 jours d'un portefeuille donné, en

s'appuyant sur l'algorithme de simulation suivant :

- i. Valoriser le portefeuille à la date t_0
- ii. Générer une trajectoire des différents actifs composants le portefeuille à la date $t_0 + \Delta t$
- iii. Réévaluer le portefeuille à la date $t_0 + \Delta t$. On obtient ainsi :
- iv. Répéter les étapes ii et iii autant de fois que souhaité.

Si on réalise par exemple $N = 10\ 000$ simulations, la VaR à 99% est la 100ème plus faible

valeur de V_{99}

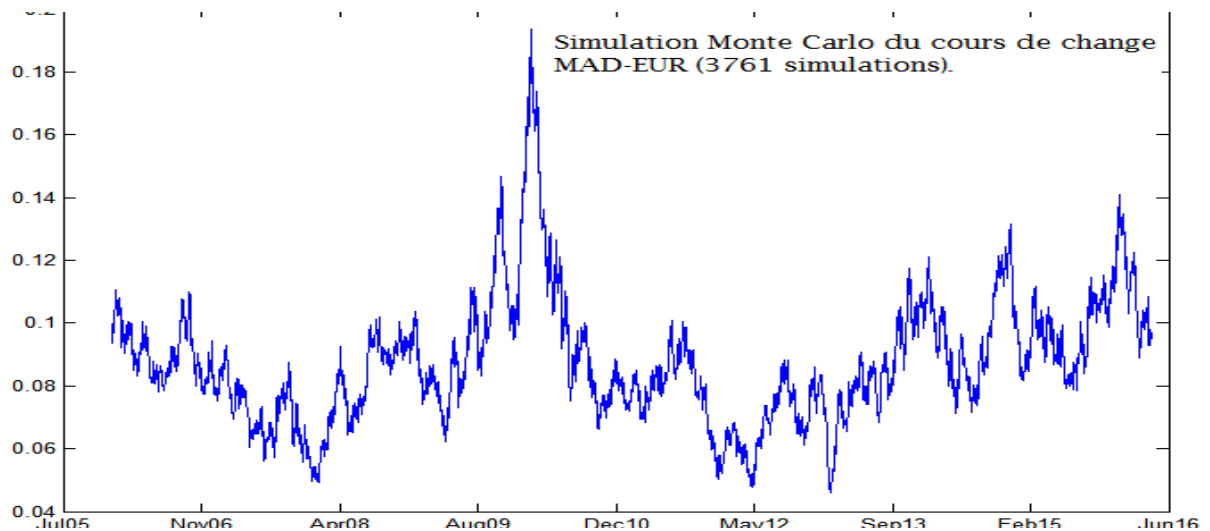


Figure 2 :Simulation Monte Carlo du cours de change MAD-EUR (3761 simulations).

Réalisé sur Matlab par l'auteur.

3. ETUDE EMPIRIQUE

3.1 Données historiques

Ce travail porte sur des données journalières des taux de change MAD-EUR . L'étude couvre la période du 01/01/2006 au 18/04/2016 qui nous permet de travailler sur un historique de 3761 observations journalières. Ces données ont été extraites de la base de données de la banque française BNP Paribas¹ . L'évolution des taux de change MAD-EUR sur la période de notre étude est représentée dans la figure 3. Ce dernier montre l'existence d'une tendance légèrement haussière dans la série des données.

1. <https://www.quandl.com/BNP/MADEUR-Currency-Exchange-Rate-MAD-vs-EUR>.

Ces données peuvent être téléchargées également depuis les plateformes payantes de données financières comme Datastream, Bloomberg ou Reuters.

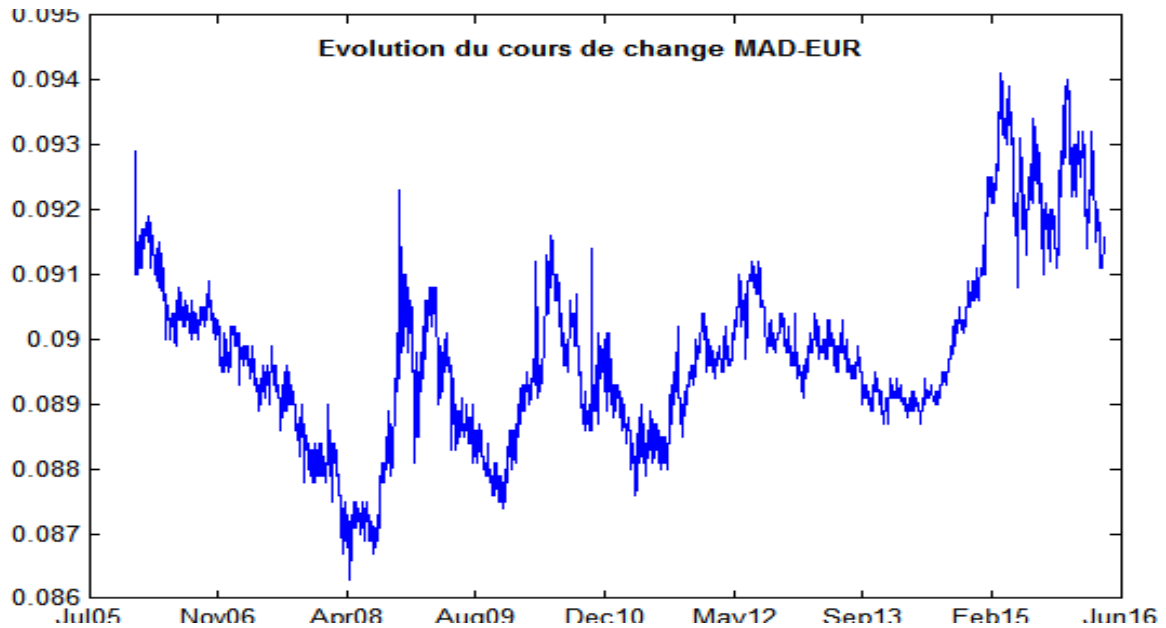


Figure 3 : Evolution du cours de change MAD-EUR du 01/01/2006 au 18/04/2016.

Source BNP Paribas. Réalisé sur Matlab par l'auteur.

3.2 Etude de la série des rendements MAD-EUR

On obtient la série des rendements en utilisant le taux de rendement défini par :

Où S_t représente le cours de change à la date t . On obtient ainsi la série des rendements journaliers des taux de change MAD-EUR (Figure 4).

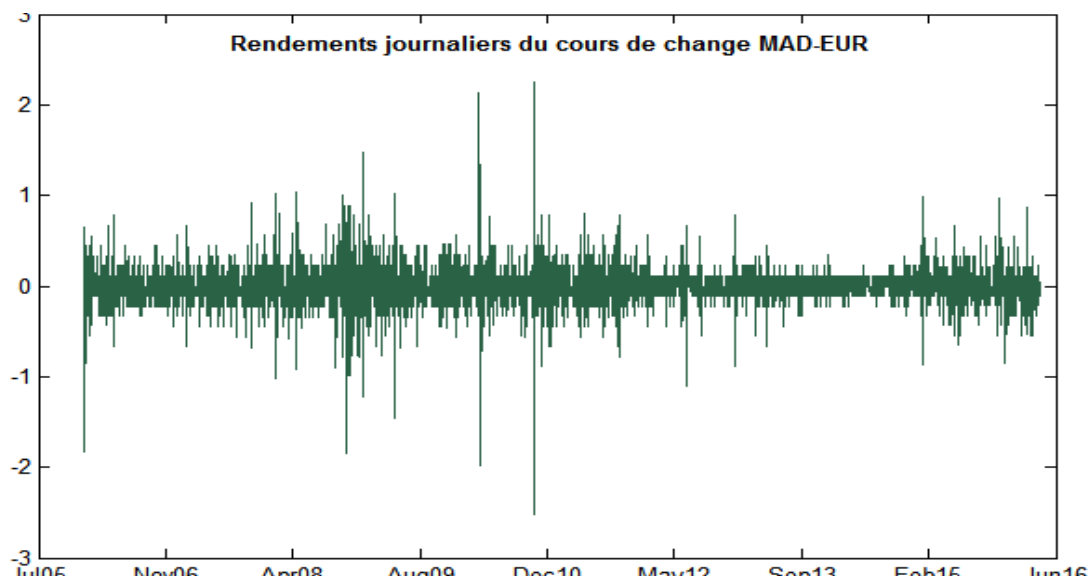


Figure 4 : Rendements journaliers du taux de change MAD-EUR.

Réalisé sur Matlab par l'auteur.

Nous observons que cette série de rendements MAD-EUR est fortement volatile et oscille autour de sa moyenne qui est approximativement nulle. Aussi, elle semble ne pas avoir de tendance.

La figure 5 représente les statistiques descriptives et l'histogramme de la série des rendements du taux de change MAD-EUR.

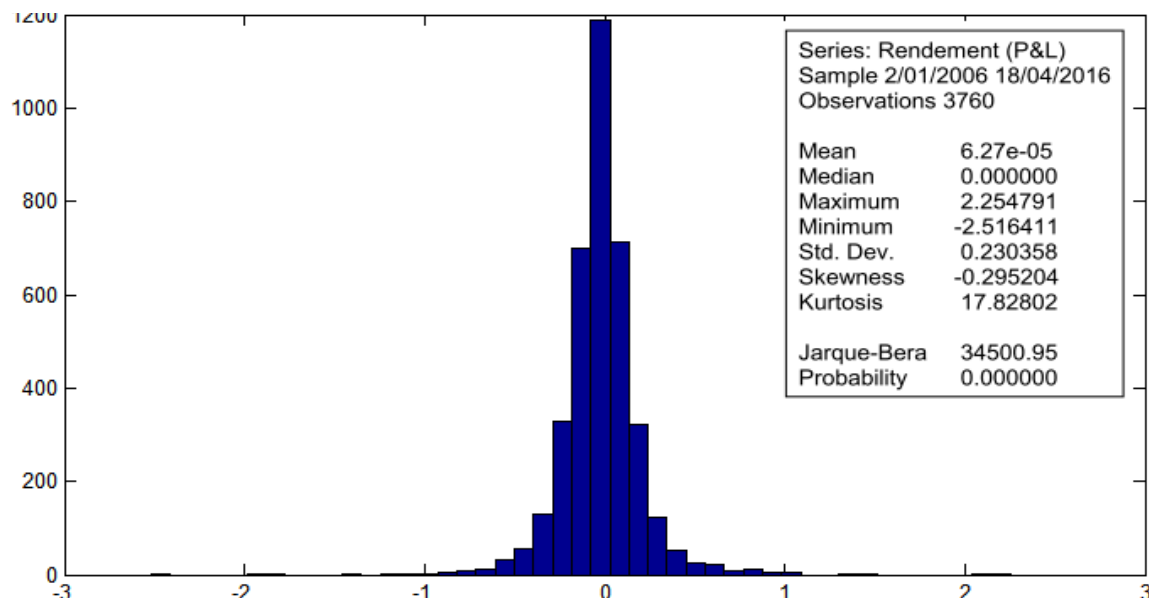


Figure 5 : Statistiques descriptives des rendements du taux de change.

Réalisé sur Matlab par l'auteur.

On constate premièrement que le coefficient d'asymétrie (est négatif. Ceci illustre la présence d'asymétrie (la distribution est étalée vers la gauche et cela signifie que le cours de change MAD-EUR a enregistré plus de rendements négatifs que de rendements positifs).

Deuxièmement, on remarque que le coefficient d'aplatissement (est largement supérieur à 3 .Cet excès de témoigne des queues de distribution plus épaisses que celles de la loi normale. En plus, le test de Jarque-Bera nous permet de rejeter l'hypothèse de normalité des rendements. En conséquence, on peut conclure que la distribution empirique des rendements ne peut pas être ajustée par une distribution normale. Egalement, le ²(Cf. Figure 6) nous amène à constater l'écartement remarquable entre la distribution empirique et la distribution normale notamment aux niveaux des queues où apparaissent des valeurs extrêmes.

2 Quantile-Quantile Plot.

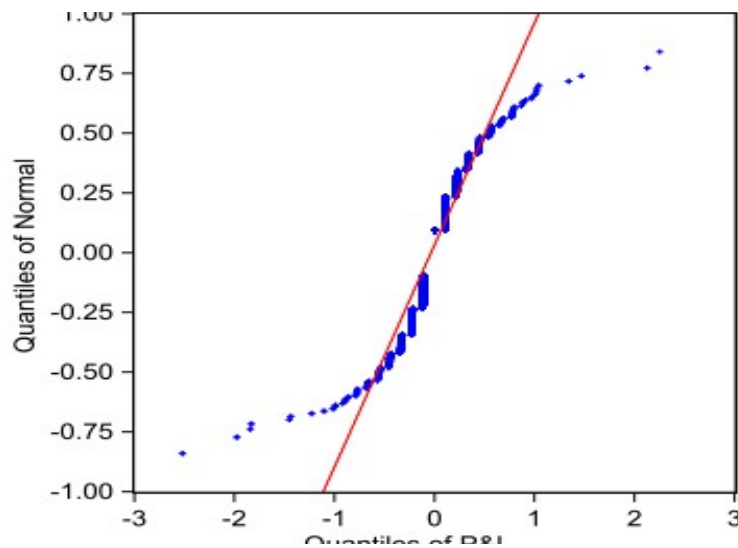


Figure 6 : QQ-Plot de la distribution empirique des rendements et la loi normale.
Réalisé sur Matlab par l'auteur.

3.3 Méthodologie de prévision de VaR

La méthode d'estimation de VaR selon les approches standards qu'on va appliquer dans cette étude fait appel à une technique d'échantillonnage basée sur une fenêtre temporelle mobile glissante '*rolling window*' de taille prédéfinie. En fait, à chaque pas du temps, l'échantillon de l'estimation s'enrichit d'une nouvelle donnée et abandonne la plus ancienne.

De ce fait, on a T prévisions VaR pour chaque modèle. La première prévision est basée sur le modèle dont les paramètres ont été estimés en utilisant les réalisations, désigne la taille de la fenêtre glissante. La seconde est basée sur les réalisations. La dernière prévision de la VaR se calcule en utilisant les réalisations. La VaR réestimée sera ensuite confrontée à la perte éventuelle du jour. Bref, cette technique basée sur la fenêtre glissante permet de capturer les caractéristiques de la dynamique temporelle des données à différentes périodes de temps en accordant plus de poids aux réalisations des rendements plus récentes.

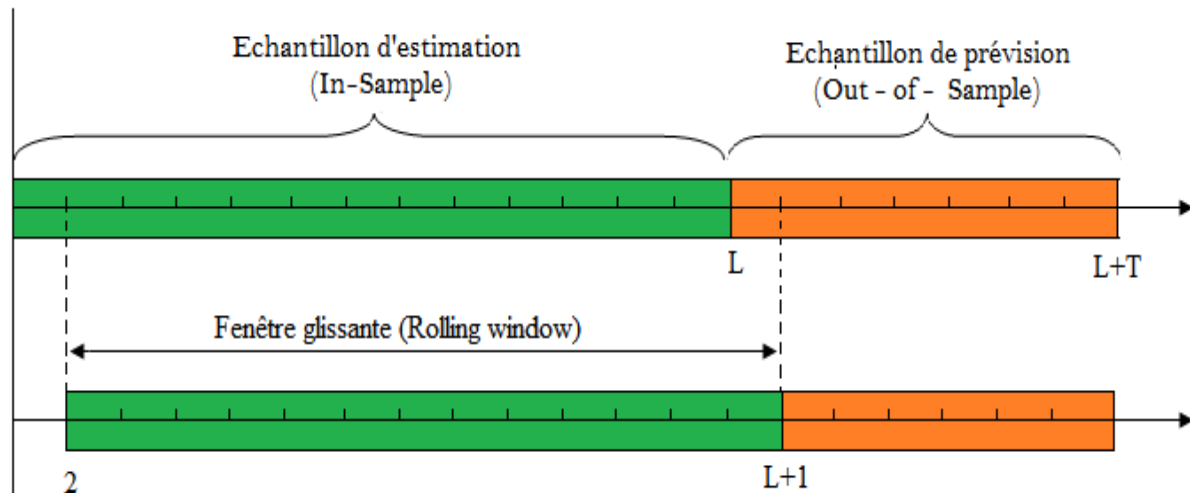


Figure 7 : La stratégie d'échantillonnage de la fenêtre mobile (Réalisé par l'auteur).

L'historique de l'étude est divisé en deux échantillons : l'échantillon de test (in sample) et l'échantillon de prévision (out of sample).

Pour appliquer cette stratégie d'échantillonnage dans notre cas, on divise l'historique des données en deux sous-échantillons : l'échantillon d'estimation (in sample) et l'échantillon de prévision (out of sample). La taille de l'échantillon d'estimation est la taille de la fenêtre glissante. Elle est de **3360** observations journalières allant du **02/01/2006** au **15/03/2015**. La taille de la fenêtre glissante reste constante durant toute la durée des prévisions de la VaR. L'échantillon de prévision est constitué de **400** observations allant du **16/03/2016** au **18/04/2016**. Ainsi, pour chaque méthode d'estimation de VaR, les 400 valeurs de VaR sont calculées de manière glissante. Chacune de ces 400 estimations des VaR est ensuite comparée graphiquement à la rentabilité véritablement enregistrée sur le cours de change MAD-EUR. L'objectif est de vérifier si la perte réellement enregistrée sur le taux de change dépasse le niveau de risque estimé par les modèles d'estimation de la VaR.

3.4 Résultats d'estimation de la VaR

Nous avons appliqué les méthodes standards d'estimation de VaR au cours de change MAD-EUR. Les calculs de VaR sont effectués sur un horizon d'investissement d'un jour et un niveau de confiance de 95% et 99% pendant la période de la prévision de VaR qui est du **16/03/2016** au **18/04/2016**. Sur la période de prévision de VaR, on a calculé la moyenne, l'écart-type, le minimum et le maximum des pertes estimées et aux niveaux de confiance de 95% et 99%. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 1.

L'analyse de ces résultats montre qu'en moyenne et au niveau de confiance de 95%, la VaR Monte Carlo est supérieure (en valeur absolue) à la VaR estimée par les deux autres modèles.

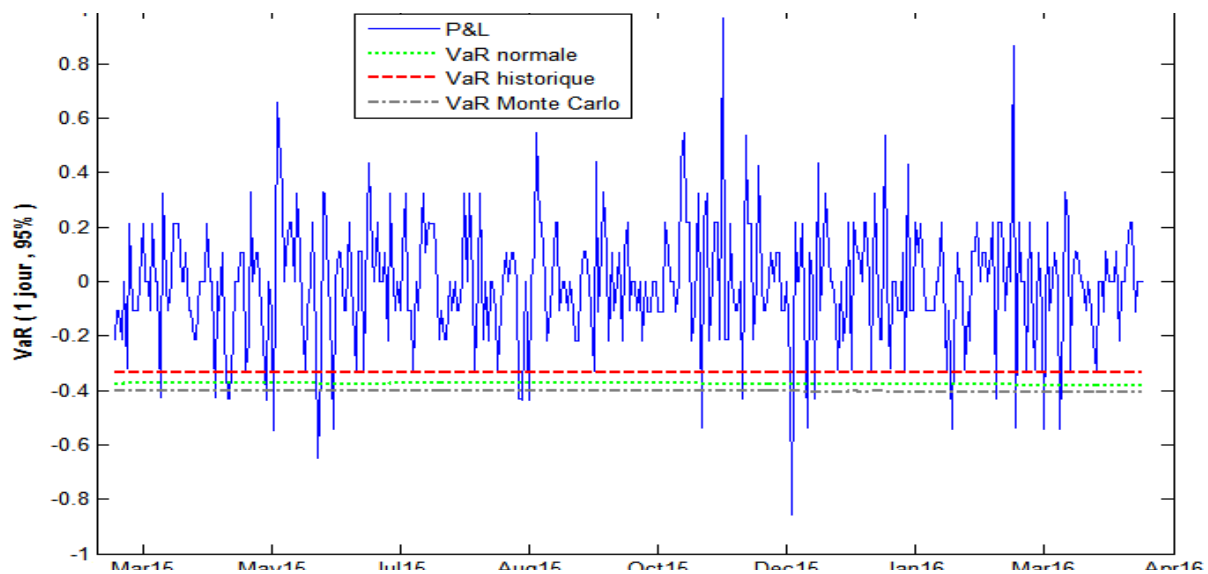
VaR(1,p)	p = 95%				p = 99%			
	Moyenne	Ecart type	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart type	Minimum	Maximum
Normale	-0.3765	0.0026	-0.3815	-0.3729	-0.5329	0.0036	-0.5399	-0.5277
Historique	-0.3346	0.0004	-0.3352	-0.3339	-0.6512	0.0086	-0.6621	-0.6405
Monte Carlo	-0.4040	0.0009	-0.4060	-0.4025	-0.5972	0.0120	-0.6135	-0.5764

Tableau 1 : VaR estimée par les approches standards.

Réalisé sur Matlab par l’auteur.

Les VaR sont estimées sur un historique de 3360 rentabilités journalières du taux de change MAD-EUR. La période de prévision est : 16/03/2015 à 18/04/2016.

D’ailleurs, sur la figure 8 et au niveau de confiance de 95%, on remarque que les pertes potentielles réelles dépassent les valeurs prévues de VaR historique, notamment en périodes de fortes volatilités. De ce fait, le modèle VaR historique sous-estime significativement le risque de perte. Ainsi, ce modèle est inadapté à ce niveau de confiance. Les deux autres modèles semblent fournir des résultats quasiment identiques d’estimation de VaR. En fait, le nombre de fois où les pertes potentielles réelles dépassent les valeurs prévues de VaR normale est le même que celui de VaR Monte Carlo (Figure 8).



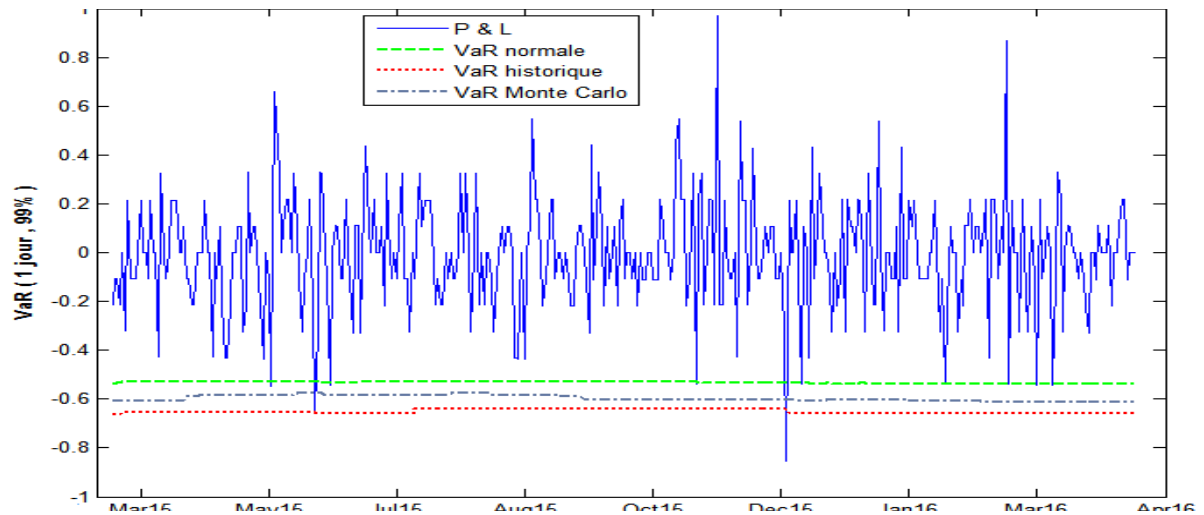


Figure 8 : Performance des modèles VaR. Réalisé sur Matlab par l'auteur.

P&L correspond aux pertes et aux profits journaliers, les différentes VaR correspondent à la VaR journalière au niveau de confiance de 95% et 99%.

Par ailleurs, au niveau de confiance de 99%, on remarque que les valeurs de VaR normale sont inférieures à celles de VaR des deux autres modèles. Cela signifie que la VaR normale sous-estime significativement le risque de perte. Ces résultats tendent à souligner la faiblesse de la VaR normale pour des niveaux de confiance plus élevés lorsqu'elle est appliquée sur des distributions présentant des queues épaisses. Ainsi, le modèle gaussien de VaR conduit à minimiser l'importance des événements inclus dans les queues de distribution et entraîne la sous-estimation du risque effectif.

Par ailleurs, les valeurs de la VaR estimées par le modèle historique sont manifestement supérieures aux valeurs de la VaR des deux autres modèles. En plus, l'observation de la permet de constater que le modèle historique a tendance à surestimer les pertes potentielles. Ainsi, il semble que la VaR Monte Carlo fournit des résultats pertinents et semble plus adaptée pour refléter le risque réel du cours de change MAD-EUR que les deux autres modèles étudiés. En effet, la VaR Monte Carlo ne présente ni de sous-estimations significatives comme la VaR gaussienne ni de surestimations significatives du risque comme la VaR historique.

Conclusion

Dans cet article, nous avons étudié la mesure du risque de marché VaR en mettant en évidence son aspect technique et réglementaire. Une étude empirique a été menée sur le risque des

variations du cours de change MAD-EUR. Pour estimer la VaR relative à ce risque, on a fait appel aux trois méthodes standards de calcul de VaR. La comparaison des résultats fournis par ces trois méthodes VaR permet de constater que la VaR de Monte Carlo qui fournit des résultats plus pertinents semble plus adaptée pour évaluer le risque réel du cours de change MAD-EUR. Enfin, pour compléter cette étude, on estime qu'il est judicieux de faire appel aux tests de backtesting qui permettent de valider ce modèle VaR et de se mettre aux normes imposées par les directives de Bâle.

Bibliographie

- Abdallah, A.** (2006) : « Taux de change et performance économiques dans les PED : l'exemple du Maghreb ». Thèse de Doctorat. Université Paris XII.
- Arvisenet, P.** : « Finance internationale : Marchés et techniques ». Edition Hachette, 2003.
- Bank AL-MAGHRIB** (2012) : « Rapport d'activité des établissements de crédit 2012 ».
- Basel Committee, B. S.** «Revisions to basel II market risk framework ». Bank for International Settlements". 2009.
- Bouffy, E & Kadouri, A** (2016) : 'Evaluation du risque de change selon les directives de Bâle II : Application de l'approche VaR au taux de change EUR/MAD'. Finance & Finance Internationale, Numéro 4 , Juillet 2016.
- Bouffy, E** (2016) : Thèse de Doctorat (en cours) : « Evaluation du risque de change dans le cadre de l'approche des modèles internes décrites par les directives de bale II : application des modèles Value-at-Risk pour évaluer le risque de change EUR-MAD. » Université Ibn Zohr. Agadir.
- Camara, B.** (2006) « Régulation du capital et risque de défaillance des banques européennes : une analyse empirique », université de Limoges, LAPE.2006
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire** (2006) : Gouvernance internationale de mesure et des normes de fonds propres. (Banque des règlements internationaux, Juin 2006).
- Debbarh, M.** (2005) « Les techniques de couvertue du risque de change et de taux d'interet au Maroc ».Edition de l'Aube.
- Debeauvais, M. & Sinnah, Y.**, (1992) : " Gestion globale risque de change", Economica.
- Dumontier, P. & Dupre, D. & Marin, C.** (2008) « Gestion des risques bancaires : l'apport des IFRS et de Bâle II. » Paris . 'Revue banque' Ed.
- Hull, J.** (2007) , "Options, futures et autres actifs dérivés", Pearson Éducation. Édition 6.
- Ielpo, F.** (2008). « Econométrie de la Finance ». Dexia Group,Centre d'Economie de la Sorbonne, Paris.
- Jorion , P. (2007) «Value-at-Risk: The New Benchmark for Managing Financial risk », 3^{ème} édition, Mc Graw-Hill.
- La base de données de la banque BNP Paribas** : <https://www.quandl.com/BNP/MADEUR-Currency-Exchange-Rate-MAD-vs-EUR>. (visité le 18/04/2016).
- Roncalli, T.** , (2009) : « La gestion des risques fianciers ».Paris : Economica.

Rouah, M. & Naulleau, G. (1998), « Le contrôle de gestion bancaire ». Edition la revue éditeur, 3ème édition, Paris, page 312.