

# **REMERCIEMENT**

*Avant de commencer la présentation de ce travail, je profite de l'occasion pour remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet de fin d'études. Je tiens à exprimer mes vifs remerciements pour Madame **Dorra HMAIED MEZZEZ**, d'avoir accepté de m'encadrer pour mon projet de fin d'études, ainsi que pour son soutien, ses remarques pertinentes et son encouragement.*

*Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et toutes mes pensées de gratitude à mon tuteur **Ramzi BOUGUERRA** pour sa disponibilité et ses conseils précieux tout le long de la réalisation de la partie empirique de ce travail.*

*Je tiens aussi à remercier Mme **Sonia HARROUCH** et toute son équipe de la direction des études et des investissements stratégiques qui m'ont accueilli au cours de ce stage.*

*J'exprime toute ma gratitude à mes parents, mes sœurs et mon frère pour leur soutien indéfectible.*

*Et enfin, je remercie toute personne qui a contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.*



**MERIAM DAHMENE**

# SOMMAIRE

|  |           |
|--|-----------|
| <b>INTRODUCTION GÉNÉRALE .....</b>   | <b>1</b>  |
| <b>CHAPITRE I: LA RÉGLEMENTATION PRUDENTIELLE<br/>INTERNATIONALE ET TUNISIENNE.....</b>  | <b>5</b>  |
| Introduction .....   | 6         |
| <b>Section 1 : Panorama des risques bancaires .....</b>  | <b>8</b>  |
| 1) Le risque de crédit .....   | 8         |
| 2) Le risque de marché .....   | 9         |
| 3) Le risque opérationnel.....   | 10        |
| <b>Section 2 : Les mesures du risque de marché .....</b>   | <b>10</b> |
| 1) L'approche standard.....  | 11        |
| 2) L'approche interne .....  | 11        |
| <b>Section 3 : Les exigences réglementaires en fonds propres relatives au<br/>    risque de marché .....</b>                       | <b>18</b> |
| <b>Section 4 : La réglementation prudentielle relative au risque de marché<br/>    en Tunisie .....</b>                            | <b>21</b> |
| Conclusion .....   | 23        |
| <b>CHAPITRE II : LA RELATION VOLUME –VOLATILITÉ : FONDEMENTS<br/>THÉORIQUES ET REVUE EMPIRIQUE.....</b>                            | <b>25</b> |
| Introduction .....   | 26        |
| <b>Section1 : Les théories explicatives de la relation volume-volatilité.....</b>  | <b>27</b> |
| 1) La théorie « Mixture of Distribution Hypothesis ».....  | 27        |
| 2) La théorie « Sequential Information Arrival Hypothesis ».....   | 30        |
| 3) La théorie « Noise Trading Hypothesis » .....   | 31        |
| <b>Section 2 : Les travaux empiriques sur la relation volume-volatilité.....</b>   | <b>32</b> |
| <b>Section 3 : Le rôle du volume de transaction dans la prévision de la<br/>    volatilité future et du risque de marché .....</b> | <b>39</b> |
| Conclusion .....   | 42        |

|  |           |
|--|-----------|
| <b>CHAPITRE III : VALIDATION EMPIRIQUE DU RÔLE DU VOLUME DE TRANSACTION DANS LA PRÉVISION DU RISQUE DE MARCHÉ.....</b> | <b>44</b> |
| Introduction .....   | 45        |
| <b>Section 1 : Échantillon et données .....</b>  | <b>45</b> |
| <b>Section 2 : Méthodologie.....</b>   | <b>46</b> |
| 1) Les variables.....  | 46        |
| 2) La Value at Risk et les modèles de volatilité .....   | 46        |
| 3) Les procédures de Backtesting.....  | 50        |
| <b>Section 3 : Résultats empiriques .....</b>  | <b>53</b> |
| 1) Analyse statistique .....   | 53        |
| 2) Les estimations des modèles de volatilité .....   | 60        |
| 3) La performance de la VaR .....  | 64        |
| Conclusion .....   | 66        |
| <b>CONCLUSION GÉNÉRALE .....</b>   | <b>68</b> |
| <b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>  | <b>71</b> |
| <b>ANNEXES.....</b>  | <b>79</b> |
| <b>TABLE DES MATIERES .....</b>  | <b>84</b> |

# Liste des Tableaux

|  |    |
|--|----|
| <b>Tableau 1:</b> les trois zones de Bâle II pour la structure de la pénalité .....                              | 20 |
| <b>Tableau 2:</b> Statistiques descriptives .....  | 54 |
| <b>Tableau 3:</b> Résultats d'estimation du test de normalité JB.....  | 55 |
| <b>Tableau 4:</b> Résultats d'estimation du test du Ljung Box appliqué au série de rendement.....                | 56 |
| <b>Tableau 5:</b> Résultats d'estimations du test de non-stationnarité ADF.....                                  | 56 |
| <b>Tableau 6:</b> Choix et comparaison des différents modèles de l'espérance conditionnelle.....                 | 59 |
| <b>Tableau 7:</b> Choix des modèles GARCH.....   | 60 |
| <b>Tableau 8 :</b> Résultats des estimations du modèle GARCH standard et augmenté du volume de transaction ..... | 63 |
| <b>Tableau 9:</b> Les résultats du backtesting au seuil de confiance 1% .....                                    | 64 |
| <b>Tableau 10:</b> Les résultats du backtesting au seuil de confiance 5% .....                                   | 66 |

# Liste des figures

|  |    |
|--|----|
| <b>Figure 1:</b> Évolution des rentabilités de l'indice Tunindex.....  | 57 |
| <b>Figure 2:</b> Évolution journalière du volume de transaction.....   | 57 |
| <b>Figure 3:</b> Présentation des fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF)..... | 58 |

# ***INTRODUCTION GÉNÉRALE***

---

Le secteur bancaire est l'un parmi les secteurs d'activité les plus réglementés que ce soit au niveau international que national puisque les institutions financières jouent le rôle d'un intermédiaire qui assure la fonction du collecte des dépôts et d'octroi de crédits. Lors de ces dernières décennies, on a assisté à une évolution importante au terme de la réglementation prudentielle passant par les accords de Bâle I en 1988 jusqu' aux accords de Bâle III en 2009. En effet, la réglementation prudentielle avait comme objectifs d'assurer la stabilité financière du système bancaire et de protéger les déposants contre tous risques qui peuvent entraîner un déséquilibre grave de l'institution financière. Or, les activités des banques exigent toujours la prise du risque que ce soit au niveau de l'octroi de crédit ou au niveau des activités réalisées sur les marchés. De ce fait, le concept de la gestion du risque de marché a vu le jour permettant de quantifier le risque généré par les fluctuations des prix de marché des différents facteurs de risques tel que l'action, le taux de change, les obligations,...

Puisque les banques peuvent agir sur les marchés financiers en constituant un portefeuille de transaction, elles sont exposées au risque d'une fluctuation défavorable de la valeur de leurs portefeuilles. Pour cela, nous sommes intéressés de mesurer le risque d'un portefeuille d'actions diversifié nommé le «Tunindex ». En effet, le concept de la Value-at-Risk(VaR) a été considéré comme une mesure standard du risque de marché. Cette mesure permet de quantifier la perte potentielle maximale à ne pas dépasser sur un portefeuille pour un horizon de gestion et un niveau de risque donnés. Malgré l'importance et la simplicité du calcul de cette mesure, il n'existe pas une méthode standard pour déterminer la VaR d'un portefeuille bien particulier. Ainsi, l'utilisation des différents modèles de calcul de VaR peut engendrer différentes mesures de risque mais l'intérêt des acteurs financiers reste toujours d'avoir le modèle le plus approprié. Si on considère un modèle de gestion de risque inapproprié, ça peut être très coûteux pour les risk managers et même il peut engendrer une évaluation du risque incorrecte. De plus, la crise de subprimes a démontré la nécessité de s'assurer de la fiabilité des modèles utilisés pour gérer les risques.

Dans le but d'obtenir des meilleures prévisions VaR, la prévision de la volatilité est d'une importance primordiale puisque les séries financières sont caractérisées aussi bien par leurs forte variations au cours du temps ainsi que par le phénomène des faits stylisés des séries de rendements (Cont, 2001). A ce propos, de nombreux modèles économétriques ont été développés pour capturer l'effet de regroupement de la volatilité notamment nous

pouvons noter les modèles de volatilité conditionnelle GARCH (Bollerslev, 1986). De ce fait, les récentes études empiriques ont essayé d'améliorer la performance des modèles de risque en supposant en premier lieu la loi de la distribution des rendements qui s'ajuste le plus possible aux rendements observés tel que la loi skewed–student qui tient en compte simultanément de l'asymétrie de la distribution des rendements et de l'excès du kurtosis (Lambert et Laurent, 2000). En second lieu, les travaux de recherches ont montré qu'on peut améliorer la performance prédictive des modèles VaR en ajoutant des variables exogènes prédictives dans l'équation de la volatilité conditionnelle tels que le volume de transaction, l'indice de volatilité,....

En effet, une littérature abondante a mis en lumière que le volume et la volatilité sont positivement corrélés (Karpoff, 1987). Autrement dit, la volatilité des rendements est associée à un volume de transaction élevé. Ainsi, il apparaît que le volume de transaction est capable d'améliorer la pertinence statistique des prévisions de volatilité. D'un côté, les études antérieures ont examiné le pouvoir prédictif du volume de transaction dans la prévision de la volatilité et ont montré que le volume améliorera la performance des modèles de volatilité (Kambouroudis et McMillan, 2007). D'autre côté, des études empiriques ont testé le rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché (Slim, 2016).

Nous essayerons ainsi, dans ce qui suit, de répondre à la question suivante: **Est-ce que le volume de transaction améliore la performance prévisionnelle des modèles VaR d'un portefeuille?**

Pour appréhender notre problématique, nous opterons pour un plan en trois chapitres. Dans le premier chapitre, nous essayerons de donner un aperçu global sur la réglementation prudentielle. En premier lieu, nous introduisons les différents risques bancaires auxquels les institutions financières sont exposées en se référant aux accords de Bâle. En second lieu, nous focaliserons sur les approches de gestion du risque de marché. En troisième lieu, nous présentons les exigences réglementaires en fonds propres au titre du risque de marché. Enfin, nous synthétiserons la réglementation tunisienne relative au risque de marché émanant de la détention d'un portefeuille de transaction.

Dans le deuxième chapitre, nous commençons par un survol des théories explicatives de la relation volume-volatilité. Par la suite, nous présenterons une synthèse de la revue empirique sur la relation volume-volatilité. Pour clore ce chapitre, nous terminerons par

analyser le rôle du volume de transaction dans la prévision de la volatilité et par conséquent dans la gestion du risque de marché.

Dans le dernier chapitre, tout d'abord, nous présentons l'approche paramétrique de la VaR qui repose essentiellement sur la spécification de la loi des rendements. Pour cela, nous opterons pour deux lois de distribution de probabilité : la loi normale est considéré comme une distribution de référence qui ne prend pas en considération la possibilité d'avoir des événements extrêmes ; l'autre est la loi skewed-student qui tient compte du fait que les queues de la distribution sont épaisses (slim et al. 2016). Ensuite, nous analyserons la relation entre le volume et la volatilité en estimant les modèles de volatilité conditionnelle GARCH augmentés du volume de transaction. Nous chercherons, en premier lieu, d'examiner si le volume et la volatilité sont positivement corrélés. Ainsi, à travers les ratios du rapport de vraisemblance, nous pouvons trancher entre les modèles de volatilité conditionnelle GARCH standard et augmentés du volume de transaction. Nous essayerons, en second lieu, de déterminer la loi qui s'ajuste le plus possible aux rendements observés en se basant sur les tests d'ajustement des résidus. Enfin, nous affinerons notre étude de l'analyse du rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché en examinant la performance prévisionnelle de la VaR basé sur les modèles de volatilité conditionnelle augmentés du volume. Ceci peut être fait à l'aide des procédures de Backtesting.

***CHAPITRE I: LA  
RÉGLEMENTATION PRUDENTIELLE  
INTERNATIONALE ET TUNISIENNE***

---

## *Introduction*

Le comité de Bâle qui a rassemblé les gouverneurs des banques centrales du G10 a été créé en 1974. Les autorités prudentielles ont exprimé leur volonté d'instaurer un ensemble de règles pour assurer la stabilité du système bancaire. Les accords de Bâle visent à mettre en place des normes de sécurité afin de réduire le risque de faillite des banques et éviter une éventuelle crise. Cette même année a été marquée par la faillite de la banque allemande Herstatt qui a causé une crise sur le marché de change. En effet, la faillite de cette banque a paralysé le marché interbancaire de New York et elle a causé par la suite la chute d'autres établissements financiers.

Une profonde révision du système bancaire a été faite par les autorités réglementaires afin de se prémunir contre le risque systémique. Le renforcement de la sécurité du secteur bancaire était la raison pour laquelle le comité de Bâle a vu le jour. En 1975, le comité a introduit les premières recommandations de surveillance bancaire à l'international, intitulé 'le concordat de Bâle'. Durant les années 80, les banques ont réalisé des profits illimités d'une part et d'autre part ils ont constaté qu'il y a beaucoup de défaillances au sein du système bancaire mondial. Au cours de cette période, on assistait à la crise des «junk bonds». Ce sont des obligations ayant un risque très élevé qui ont été émises pour rembourser les dettes des pays émergents. C'était le cas de la Mexique. Ainsi, le concordat de Bâle trouvait ses limites très rapidement et il semblait nécessaire de réformer la réglementation bancaire en vigueur afin de lutter contre les distorsions de concurrence.

En 1988, le comité introduisait le ratio «Cooke» ou nommé aussi le ratio de solvabilité bancaire. Ce ratio mesure le niveau des fonds propres nécessaires pour déterminer la capacité des banques à faire face aux risques encourus liés à leurs activités. Même si les accords de Bâle I l'ont été définis afin d'assurer la stabilité financière du système bancaire, ils n'étaient pas pleinement satisfaisants. Plus précisément, ces recommandations ne permettaient une distinction fine des risques et ne prenaient pas en considération les risques liés aux activités hors bilan.

En fait, la pondération des risques au niveau du ratio «Cooke» était mal adaptée car elle ne reflétait pas la réalité des risques encourus par les banques. L'affaire de Barings venait confirmer les insuffisances des accords de Bâle I et la nécessité d'élaborer une nouvelle norme d'adéquation des fonds propres. En effet, Nick Leeson a investi les fonds des comptes clients de la banque britannique dans des opérations spéculatives non

autorisées sur l'indice japonais de Nikkei. Au départ, il a réalisé des gains énormes atteignant 10% du capital de la banque mais il commençait par la suite connaître des problèmes où les pertes étaient accumulées et enregistrées dans un compte virtuel. Ce trader a été convaincu que le marché va repartir à la hausse, il continuait à prendre des positions sur l'indice Nikkei 225. Ainsi, le marché par la suite s'effondrait et la perte cumulée de la banque Baring atteignait deux fois du capital de la banque.

C'est dans ce cadre que le comité de Bâle s'est réuni en 1997 afin de réviser les normes prudentielles en vigueur. En 2001, le comité de Bâle a publié le second document « les accords de Bâle II » visant à mettre en place une approche exhaustive des risques qui tient compte du risque opérationnel naissant d'une fraude ou d'une défaillance au sein du système d'information. Ces nouvelles réformes ont en premier lieu amélioré la perception du risque de crédit et les techniques d'analyse de ce risque. Ainsi, le comité de Bâle a proposé un ratio de solvabilité nommé ratio de «Mc Donough» qui tient compte non seulement du risque de crédit et de marché ainsi que du risque opérationnel.

Toutes ces réformes n'avaient pas pu empêcher la célèbre crise financière des «Subprimes» de 2007. Cette dernière s'était déclenchée non seulement par les crédits hypothécaires octroyés aux ménages américains risqués mais en plus par les procédures de titrisation qui ont facilité le transfert des risques. Ainsi, elle touchait tout le système bancaire et financier en remettant en cause les procédures de contrôle interne et la réglementation prudentielle en vigueur. Cependant, les normes de Bâle II se sont avérées limitées puisqu'elles n'ont pas pu prémunir le système financier de la crise financière de 2007. Cette dernière a mis en évidence l'insuffisance ou la mauvaise qualité des fonds propres.

En réponse à la crise, le comité de Bâle publiait les accords de Bâle III afin d'accroître la résilience du système bancaire. Ces accords visaient principalement à renforcer les exigences en fonds propres et améliorer la qualité de ces fonds. En plus, ils tenaient compte des activités hors bilan et ils ont mis en place des nouvelles exigences en matière de risque de liquidité. Ces accords entraient en vigueur progressivement à partir de 2013 jusqu'à 2019.

Actuellement, l'un des principaux déficits de la Tunisie est de mettre en place en premier lieu les accords de Bâle II et ensuite les accords de Bâle III. C'est pour cette raison que l'autorité prudentielle s'est engagée dans l'instauration des réformes du système

bancaire pour s'aligner sur la réglementation internationale. À cet effet, l'autorité tunisienne a commencé à mettre en place des nouvelles normes inspirées des accords de Bâle telle que le ratio de liquidité de court terme « Liquidity Coverage Ratio » (LCR).

Ce chapitre est consacré à la présentation de la réglementation à l'échelle internationale ainsi qu'à l'échelle nationale en matière de gestion des risques. Dans une première section, nous présenterons les différents risques bancaires, la deuxième section sera dédiée à l'étude de différentes méthodes de mesure du risque de marché puisque nous allons analyser le risque du marché des positions prises sur le marché boursier, et la dernière section présentera la réglementation tunisienne du risque de marché.

## **Section 1 : Panorama des risques bancaires**

La raison d'être d'une institution financière réside dans la prise des risques et dans l'acceptation des conséquences qui peuvent résulter de ces risques. Cependant, les dernières crises financières ont montré l'importance de mettre en place les moyens de gestion des risques nécessaires. Donc, gérer ses risques fait partie de l'activité bancaire. En fait, la banque est exposée aux deux grandes catégories de risques qui sont les risques acceptés et rémunérés, et les risques subis. Par exemple, lorsque la banque décide d'octroyer un crédit à l'un de ses clients qui s'avère risqué, elle peut intégrer dès le départ une prime de risque si elle considère que le client éventuellement ne la rembourse pas. Il s'agit en fait d'un risque accepté par la banque mais il est en plus rémunéré. Au contraire, la banque peut subir d'autres risques liés à son activité, par exemple la fraude, les pertes liées aux défaillances des procédures,... Ce sont donc des risques subis.

### **1) Le risque de crédit**

Le risque de crédit est l'un des principaux risques auxquels les banques sont exposées. Dès qu'une banque octroie un crédit à une entreprise ou bien à un particulier, elle court le risque que ce débiteur n'honore pas ses engagements à l'échéance fixée. En d'autres termes, le risque de crédit peut être défini comme « le risque de défaut de remboursement ». Ainsi, la réglementation prudentielle internationale introduisait des méthodes de gestion de risque de crédit ayant pour but une couverture efficace de ce risque par les fonds propres. Deux approches ont été proposées par les accords de Bâle II afin de déterminer les exigences en capital réglementaires à savoir : l'approche dite standard, se

basant sur des évaluations externes du risque de crédit et l'approche IRB (Internal Rating Based) s'appuyant sur les systèmes de notation interne instaurés par les banques.

## **2) Le risque de marché**

Lors de l'exercice de leurs activités, les banques peuvent intervenir sur les marchés financiers en réalisant des opérations d'achat ou de vente des actifs (actions, obligations, devises,...). Ces banques sont obligatoirement exposées à la fluctuation des cours de marché qui peut être favorable ou bien défavorable. Donc, le risque de marché se matérialise par les pertes financières des banques suite à une variation des cours des actions, des obligations, des taux d'intérêt et de taux de change. Notons que le terme risque marché comprend également le risque de taux, le risque de liquidité et le risque de change.

### ***2.1 Le risque de taux***

C'est le risque de pertes que la banque peut les subir suite à une évolution défavorable des taux, que ce soit à la hausse ou bien à la baisse. Si, par exemple, la banque emprunte sur le marché à taux variable afin de financer ses emplois à taux fixe. La banque subira une perte lorsque les taux augmentent. À cette effet, l'évolution des taux pourra négativement impacter les activités de crédit, la politique de rémunération des dépôts et même l'activité des marchés.

### ***2.2 Le risque de liquidité***

L'activité bancaire est une activité de transformation qui consiste à transformer des ressources à court terme en emplois à moyen et long terme. Ainsi, la banque est exposée au risque de liquidité s'elle se retrouve dans l'impossibilité de se refinancer. En d'autres termes, le risque de liquidité mesure l'incapacité de la banque pour faire face aux retraits de dépôts à court terme.

### ***2.3 Le risque de change***

Le risque de change correspond aux pertes liées à une variation des taux de change. Toute fluctuation du cours de change défavorable peut entraîner des effets négatifs sur les positions prises par les banques en une devise donnée. Si la banque est en position longue, elle risque la baisse du cours de change. Par contre, si elle est en position courte, une hausse de taux de change serait défavorable.

### **3) Le risque opérationnel**

Les banques peuvent s'exposer à des risques inhérents à son activité qui sont inévitables tel que le risque opérationnel, le risque de non-conformité. Donc, on parlera dans ce cas des risques subis. Selon Bâle II, le risque opérationnel peut être défini comme étant « *le risque de pertes provenant de processus internes inadéquats ou défectueux, de personnes et systèmes ou d'événements externes* ». Le risque opérationnel porte sur l'ensemble du processus de gestion de la banque. Il comprend également les événements suivants :

- Fraude interne ;
- Fraude externe ;
- Pratiques contraires aux lois ;
- Erreurs et fautes envers les clients et produits ;
- Dommages aux biens ;
- Interruption d'activité ;
- Défaillance des processus.

Ces événements peuvent être une source de pertes. À cet effet, les accords de Bâle II ont proposé trois méthodes pour déterminer les exigences en fonds propres au titre de risque opérationnel, à savoir : Approche indicateur de Base, approche Standard et approche avancée. Nous pouvons noter que le risque de non-conformité est une sous-catégorie du risque opérationnel. Le risque de non-conformité résulte des pertes financières liées au non-respect de dispositions législatives ou réglementaires.

Il est clair que l'activité bancaire est génératrice de risques puisque les banques par exemple acceptent de prendre le risque de non-remboursement du prêt en principal et intérêt en prêtant de l'argent contre une rémunération. Donc, les banques doivent mettre en place tous les moyens nécessaires pour évaluer, analyser et couvrir ces risques.

## **Section 2 : Les mesures du risque de marché**

Dans le cadre de ses activités, la banque est exposée au risque de variation des prix de marché. Cela peut se traduire par des profits ou des pertes. C'est dans ce contexte où le présent mémoire traitera l'évaluation des pertes financières provenant de la détention des

banques tunisiennes des titres de transaction. Nous allons consacrer cette section pour présenter les différentes approches de mesure du risque de marché proposées par la réglementation prudentielle internationale. En effet, la réglementation prudentielle bancaire vise à satisfaire un ensemble des objectifs afin d'assurer la stabilité financière notamment :

- l'amélioration et l'adaptation des procédures et règles de fonctionnement ainsi que la modernisation du processus de gestion des risques bancaire ;
- le contrôle de la prise des risques excessifs ;
- la protection du système bancaire d'une éventuelle crise systémique ;
- l'assurance d'une bonne qualité d'information aux clients.

La réglementation prudentielle Bâloise a défini deux approches de mesure des exigences en fonds propres au titre des risques de marché soit l'approche standard, basée sur le calcul arithmétique classé par catégories, soit l'approche interne : Internal Model Approach (IMA), basée sur un modèle interne développé par la banque et validé par les autorités de contrôle.

### **1) L'approche standard**

Selon Bâle II, le risque du marché peut être décomposé en deux principales composantes : le risque général et le risque spécifique. Le risque général est le risque des pertes liées à une variation défavorable des conditions de marché telles que les taux d'intérêt, les taux de change et le prix de matières premières. Il s'agit d'un risque qui touche l'ensemble du marché. Par contre, le risque spécifique mesure le fait que les titres de créance ou de propriété évoluent plus ou moins proportionnellement que le marché. Il est principalement dû à des facteurs liés à l'émetteur de l'actif financier. Donc, la charge en capital doit prendre en considération les deux types de risques.

Pour les positions sur les actions, les exigences en capital selon l'approche standard seront déterminées en fonction du risque général et spécifique. Les charges en capital relatives à ces deux composantes du risque de marché sont fixées à 8%. Autrement dit, les exigences en fonds propres représentent 8% des deux composantes des risques encourus (voir Rossignolo et al.(2013) pour plus de détail).

### **2) L'approche interne**

Dans le cadre de Bâle 2.5, le comité de Bâle prévoit l'augmentation des exigences en fonds propres relatives au risque de marché. Poussée par la crise financière, une mise à

jour de la réglementation en vigueur était nécessaire. Au cours de la crise de Subprimes, les exigences de fonds propres étaient trop faibles pour absorber les pertes. Auparavant (Bâle II), la valeur à Risque (VaR) de 10 jours à un quantile de 99% détermine les fonds propres réglementaires. La réglementation prudentielle, telle que définie dans le cadre des accords de Bâle 2, a laissé la liberté aux institutions financières de développer leur modèle interne afin de gérer le risque de marché à condition que ce modèle soit approuvé par l'autorité en vigueur. Le cadre conceptuel de la mesure du risque de marché était fondé sur le concept de la VaR.

Avec Bâle 2.5, cette mesure est complétée par une série de nouvelles mesures de risque supplémentaires qui vise à assurer une meilleure assise financière des établissements de crédit. Notons que la mise en place des directives de Bâle 2.5 pour les charges en capital ne considère pas seulement la Value at Risk (VaR) mais l'ensemble des éléments suivants : l'Expected Shortfall, la VaR stressé, l'Incremental Risk Charge et le Credit Risk Margin (CRM).

### ***2.1 Valeur en risque (VaR)***

La valeur en risque (VaR) est une mesure de perte agrégée. Selon Bâle II, le concept de la VaR mesure « la perte potentielle maximum qu'une banque peut subir pendant une période et pour un niveau de probabilité donnée ». Cette mesure du risque de marché peut être considérée à la fois une mesure globale et probabilisée du risque de marché. En 1996, le comité de Bâle a imposé aux établissements financiers de mesurer les exigences en capital réglementaire au titre du risque de marché en utilisant cette mesure de risque. En général, la VaR est calculé pour un horizon d'1 jour et un niveau de risque de 1%. À titre d'exemple, si la VaR est égale 200 millions de dinars, cela signifie qu'il ya 1 chance sur 100 que la perte potentielle d'un portefeuille de négociation dépassera le montant de la VaR. En effet, cet indicateur a été appliqué pour la première fois par la banque américaine JP-Morgan sous le nom du « Riskmetrics » afin d'évaluer le risque de son portefeuille de négociation. Même si la VaR présente de nombreuses limitations, elle était reconnue comme une mesure de référence du risque de marché. En effet, il existe trois principales approches qui peuvent être utilisées pour calculer la VaR soit l'approche non paramétrique, semi-paramétrique ou bien paramétrique (voir Cougnaud (2007)).

### 2.1.1 L'approche non-paramétrique

La méthode non paramétrique ou nommée aussi la VaR historique qui nécessite la connaissance des cours historiques d'un actif donnée ou bien de tous les titres composant le portefeuille d'une banque ainsi que la composition actuelle du portefeuille. Après avoir classé l'ensemble des gains et des pertes en ordre croissant, le montant de perte correspond à la valeur de la perte au seuil de 99%. Cette méthode n'est pas coûteuse, simple à mettre en place et elle n'exige pas la connaissance au préalable de la forme de la distribution.

De nombreux travaux empiriques ont utilisé l'approche de simulation historique non-paramétrique pour calculer la Value-at-Risk (VaR). Par exemple, Engle et Giszky(1999) montrent que la VaR selon la méthode historique est égal au percentile de la distribution des rendements associé avec le niveau du risque fixé.

Cabedo et Moya (2003) utilisent deux approches pour quantifier le risque du marché d'énergie. La première approche est l'approche standard de la simulation historique. La deuxième approche est une approche de simulation historique modifiée basée sur la prévision des rendements futurs à l'aide des modèles ARMA et la VaR correspond ainsi au quantile de la distribution des pertes et des profits. Enfin, les résultats de Cabedo et Moya (2003) montrent que l'approche standard historique modifiée semble être l'approche la plus pertinente puisque l'approche standard de simulation historique surestime le risque.

Plus récemment, Christoffersen (2006) stipule que la détermination de la Value-at-Risk (VaR) selon l'approche de la simulation historique est faite en deux principales étapes. La première étape consiste à simuler différents scénarios de rendements en se basant sur des données historiques. Dans une deuxième étape, la VaR correspond aux quantiles associés aux différents rendements simulés.

Malgré le fait que la majorité des banques utilise cette approche, de nombreuses études empiriques ont souligné les lacunes de cette approche puisque l'historique ne reflète pas les variations futures de la distribution des pertes et des profits (ex. Hendricks, 1996 ; Boudoukh et al. 1998 ; Pritsker, 2001). En effet, l'hypothèse fondamentale de cette approche est que les séries financières étudiées doivent être identiquement et indépendamment distribué (i.i.d).

Or, Barone-Adesi et al. (1990) montrent que la méthode de la simulation historique n'est une méthode fiable que si la distribution des observations est i.i.d. De plus, Pritsker(2001) indique que les différents facteurs microstructurels et macroéconomiques

permettant de générer le processus de formation des prix d'un actif financier ne peuvent pas rester inchangées au cours du temps. Donc, on risque de ne pas respecter de l'hypothèse iid.

Empiriquement, les études antérieures ont confirmé la violation de cette hypothèse fondamentale lors de l'application de la méthode de simulation du au fait que les séries financières sont caractérisées par le phénomène de regroupement de volatilité (voir Marimoutou et al. (2006)).

### **2.1.2 L'approche semi-paramétrique**

Parmi les méthodes de la détermination de la VaR qui figurent dans l'approche semi-paramétrique, nous pouvons présenter deux méthodes à savoir : la théorie des valeurs extrêmes et la régression de Quantile :

#### **✓ La théorie des extrêmes**

La théorie des extrêmes repose sur le fait que les valeurs extrêmes de la distribution sont gouvernées par des théorèmes spécifiques à la distribution des queues en modélisant le maximum ou le minimum d'un très grand échantillon.

#### **✓ La régression du Quantile (CAViaR)**

Une deuxième approche qui figure parmi les approches semi-paramétriques est celle de la régression sur quantiles qui modélise directement le fractile latent au lieu de modéliser la distribution et d'en déduire par la suite le quantile représentant la valeur de la VaR.

### **2.1.3 L'approche paramétrique**

Selon l'approche paramétrique, la VaR est déterminée en s'appuyant sur un calcul analytique sous des hypothèses théoriques. La méthode la plus connue est celle de Risk Metrics. En effet, l'approche de Risk Metrics consiste à supposer un certain nombre d'hypothèses simplificatrices telles que par exemple la normalité de la distribution des variations des prix de marché et la linéarité du profil de risque des différents instruments financiers. Sous ces hypothèses, le calcul de la VaR serait simple et rapide. Il suffit seulement de connaître la matrice variance covariance des rendements du portefeuille.

Toutefois, cette méthode s'avère inadéquate dans le cas par exemple de la gestion des risques émanant des positions prises sur des instruments optionnels. En réalité, les

queues de la distribution sont épaisses et la distribution des rendements est non-normale. Nous pouvons ainsi citer en plus les modèles GARCH univariés ou multivariés pour le calcul et la prévision de la VaR. Ces modèles permettent en premier lieu à prévoir la variance conditionnelle de la distribution des rendements. Sous certain nombre d'hypothèses de la distribution conditionnelle des rendements, on peut ensuite déduire la Value-at-Risk.

Après avoir adopté une de ces approches pour calculer la VaR, la question qui se pose naturellement comment tester et garantir la validité de la VaR ? En réponse à cette question, la réglementation prévoit l'utilisation des procédures de Backtesting afin de tester la validité de VaR. Les méthodes de Backtesting consistent à comparer les prévisions de VaR avec les pertes réalisées (voir Campbell (2006)) pour une revue des procédures de validation et une spécification correcte des modèles de calcul VaR).

Les tests de validation de VaR permettent d'examiner les deux propriétés fondamentales du processus des violations de la VaR à savoir la couverture non conditionnelle et l'indépendance des séquences des exceptions VaR (Christoffersen (1998)). Ainsi, le concept de la violation de VaR correspond à la situation pendant laquelle la perte ex post est supérieure à la valeur ex ante de VaR. L'hypothèse de la couverture non conditionnelle se traduit par le fait que la fréquence des violations réalisées doit être égale au taux de couverture de 5% ou bien 1% par exemple. Cela signifie que la méthode de calcul de VaR n'est valide que si on accepte l'hypothèse nulle de la couverture non conditionnelle. La deuxième hypothèse à tester lors de la validation du modèle de la VaR est l'indépendance du processus des violations de la VaR. Autrement dit, le modèle est valide au sens du test de l'indépendance ne doit pas avoir des clusters de violations. C'est-à-dire que l'occurrence dans le passé d'une perte dû à une rentabilité de la valeur du portefeuille inférieur à la valeur ex ante de VaR ne doit pas permettre de prévoir les violations futures. Un autre test qui repose sur les deux hypothèses jointes des deux tests précédents est le test de couverture conditionnelle.

## ***2.2 Expected shortfall (ES)***

Le concept de VaR n'est qu'une mesure standard utilisée dans la gestion du risque de marché. En fait, la VaR n'est qu'une mesure de risque simple et facile à mettre en œuvre. Néanmoins, des études ont montré que la VaR présente certaines limites d'ordre conceptuel. Artzner et al. (1997, 1999), parmi d'autres, ont cité les problèmes suivants :

- ✓ La VaR n'est qu'un fractile de la distribution des pertes et des profits et elle ignore les pertes au-delà de la VaR.
- ✓ La VaR ne satisfait pas la condition de la cohérence de mesure de risque puisqu'elle n'est pas sous-additive. Une mesure de risque est dite sous-additive si le risque inhérent à une position globale est inférieur ou égal à la somme des risques individuels de chacun des portefeuilles.
- ✓ En période de crise, la VaR est non-viable. Dans le cas où il y a une forte volatilité et des fluctuations extrêmes des cours sur les marchés, la VaR peut sous-estimer le risque.

Pour remédier à ces problèmes inhérents à la VaR, Artzner et al. (1997) ont proposé d'utiliser le concept « Expected Shortfall » (ES) ou nommée VaR conditionnelle. Cette dernière est définie comme « les pertes potentielles au delà de la VaR ». Autrement dit, l'Expected Shortfall détermine l'espérance des pertes potentielles lorsque les pertes dépassent la VaR. De par sa définition même, l'Expected Shortfall tient en compte des pertes qui sont supérieures à la VaR. De plus, les études antérieures ont montré la cohérence de cette mesure. Ainsi, les investisseurs et les risk managers peuvent résoudre ces problèmes en utilisant l'Expected Shortfall. Récemment, les exemples des études s'intéressant à l'étude de la VaR et l'Expected Shortfall sont aujourd'hui nombreux et incluent notamment Basak et Shapiro (2001), Consigli (2004), Acerbi (2004), Rau-Bredow (2004), Yamai et Yoshida (2005).

### ***2.3 Stress test***

Le stress test est un outil de gestion des risques utilisé afin d'évaluer l'effet d'une variation potentielle défavorable des variables financières (voir Lopez, 2005). Dès la fin de 1997, les institutions financières qui utilisent les modèles VaR pour déterminer les exigences en fonds propres ont été obligés d'implémenter les outils de stress testing (voir, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, 1996). Ces derniers sont tous simplement des inputs utiles pour la prise de décision en matière de couverture des risques et allocation des fonds propres.

L'accord de Bâle II montre qu'il existe un lien direct entre les stress tests et les charges en capital. Autrement dit, la banque doit s'assurer qu'il y a des fonds propres suffisants pour couvrir les résultats de stress testing (voir, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, 1996, le paragraphe 778(iii), p.218). Par conséquent, l'industrie financière et

bancaire a procédé à la révision des méthodologies de stress testing (voir Rowe, 2005). Une étude de la Comité sur le système financier mondial en 2005 présente un aperçu général sur les pratiques du stress testing et indique que la plupart des stress test sont des séries de scénarios basés sur des événements historiques, des événements hypothétiques ou bien la combinaison des deux. Cependant, ces méthodes ont été critiquées par Berkowitz(2000) et Greenspan(2000), en effet, pour leur manque de rigueur.

#### ***2.4 Stressed VaR***

Après la faillite de la banque Lehman Brothers en septembre 2009, les banques se trouvent sans aucun doute avec un niveau de fonds propres insuffisant pour couvrir les pertes énormes de la crise financière. Le comité de Bâle a constaté qu'un renforcement de la réglementation prudentielle est nécessaire afin d'assurer la stabilité du système bancaire. En outre, certains régulateurs nationaux ont augmenté la pression sur le comité de Bâle exigeant des mesures de risque plus sévères pour éviter une nouvelle crise. L'autorité des services financiers a publié en 2009 un rapport qui met en évidence certaines lacunes de l'approche VaR. En particulier, il s'avère que la plupart des modèles VaR ignorent le fait que la distribution des profits et des pertes est à queue épaisse. Ainsi, supposer la normalité de la distribution peut conduire à une sous-estimation des pertes extrêmes. Pour faire face à ce problème, tout en maintenant la méthodologie de Bâle II, le comité de Bâle a proposé l'introduction d'une VaR stressée (sVaR) pour augmenter les exigences réglementaires des fonds propres au titre du risque de marché. Sa méthode de calcul est similaire à celle de la VaR mais on doit utiliser des données d'une période de douze mois de fortes turbulences. Cette mesure ne représente qu'un encadrement plus strict des risques des marchés en période de crise.

#### ***2.5 Incremental Risk Charge (IRC) et Comprehensive Risk Measure(CRM)***

Dès le déclenchement de la crise financière de 2007, le comité de Bâle, a proposé des nouvelles exigences en fonds propres pour couvrir les risques des produits de crédits structurés (le comité de Bâle sur le contrôle bancaire, 2009, 2011). Il introduisait deux nouveaux indicateurs du risque « Incremental Risk Charge » (IRC) et « Comprehensive Risk Measure »(CRM). Ces mesures entrent en vigueur le 1 janvier 2012 après avoir été approuvées par l'autorité de tutelle. L'IRC est destiné à couvrir les risques de marché associés aux produits ou aux emprunteurs suite à une migration de la notation ou bien le défaut de la contrepartie. Plus précisément, les instruments financiers auxquels

l'IRC peut s'appliquer sont les obligations d'état et les Swaps de défaut de crédit « Credit Default Spread » (CDS). La seconde mesure est consacrée à d'autres instruments financiers plus complexes tels les produits exotiques et les CDS détenues pour des fins de couverture. Elle est considérée comme une charge supplémentaire pour les risques des marchés découlant de la corrélation entre les différents portefeuilles de transaction.

Les deux mesures sont des indicateurs de risque basés sur le 99,9% quantile de la distribution des pertes et de profits pour un horizon d'un an. Ainsi, les établissements de crédit ont le choix entre les modalités de calcul des exigences en fonds propres en se basant sur leurs modèles internes à condition que ces derniers soient validés par l'autorité. Ce sont les directions de risques qui sont responsables de l'implémentation des modèles internes. En ce qui concerne l'IRC, la direction des risques génère des scénarios de défaut possibles en se basant sur les probabilités de défaut historiques. Par la suite, le niveau des pertes est calculé à chaque instant. Après avoir classé les pertes, l'IRC correspond à la perte observée dans 0,1% de la distribution. Pour CRM, les établissements de crédit doivent définir un niveau planché relativement élevé pour définir les exigences en fonds propres relatifs aux produits toxiques et CDS détenus pour des fins de couverture. Enfin, Wilkens et al. (2013) expliquent les méthodes d'application de l'IRC et la CRM.

### **Section 3 : Les exigences réglementaires en fonds propres relatives au risque de marché**

L'accord de Bâle II a été élaboré afin de surveiller et contrôler les risques bancaires en se basant sur les modèles internes les plus appropriés pour calculer la VaR et prévoir les charges en capital journalières. Or, la VaR constitue un outil standard dans la gestion des risques. Depuis l'amendement de 1996 des accords de Bâle, les banques et les autres institutions des dépôts agréés ont été autorisées d'utiliser les modèles internes pour prévoir la VaR (Voir Jorion, 2000 pour une discussion détaillée).

De nombreuses démarches académiques et professionnelles ont été développées afin de comparer les approches de modélisation de la VaR. Lorsque les accords de Bâle I l'ont été conclus en 1988, la réglementation n'a pas défini les exigences en fonds propres au titre du risque de marché. Cependant, les régulateurs ont rapidement reconnu les risques auxquels le système bancaire sera exposé en cas d'insuffisance des fonds propres.

Au milieu des années 90, un certain nombre d'amendements des accords de 1988 ont été déposés visant à accroître les charges en capital relatif au risque du crédit. Enfin, un dispositif d'adéquation des fonds propres proposé par le comité de Bâle a été adopté en 1995 en vue d'entrer en vigueur en 1998. L'amendement des accords de Bâle I en 1995 prévoit diverses approches de calcul du capital réglementaire, y compris les exigences au titre du risque de marché. En se basant sur l'approche interne, les banques sont ainsi autorisées à calculer les exigences réglementaires au titre du risque de marché utilisant les modèles internes. Ces derniers ont été introduits en 1998 à de nombreux pays d'Europe.

Le 26 juin 2004, l'autorité prudentielle a publié le concordat de Bâle II en définissant des exigences plus strictes en matière de supervision et gestion du risque de marché. Notons que l'accord de Bâle a été conçu pour encourager les institutions à mettre en place une meilleure gestion des risques. Les procédures de Backtesting ont été introduit afin d'évaluer la qualité des modèles de VaR. En effet, ces outils de validation reposent essentiellement sur la comparaison des rendements réalisée avec les estimations de VaR. Dans le cas où les modèles internes génèrent un grand nombre de violations supérieures largement au niveau de confiance, l'institution est tenue de constituer des charges en capital supplémentaires (voir le tableau des pénalités imposées par l'accord de Bâle II, page112). Si le nombre de violations de la VaR dépasse 10, les institutions financières pourraient être tenues d'adopter l'approche standard de gestion du risque de marché. L'imposition d'une telle pénalité peut affecter directement la rentabilité des banques en augmentant les exigences liées au risque de marché. En plus, elle peut même entraîner la dégradation de la réputation des banques.

L'une des principales conséquences de la VaR est la détermination des exigences en fonds propres réglementaires au titre des risques de marché, telle que définie par les accords de Bâle II (Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, 2006). En effet, ces normes représentent les exigences minimales en fonds propres que les institutions financières doivent les mettre pour faire face au risque de marché.

L'impact des exigences en fonds propres sur la stabilité financière des établissements financiers devienne aujourd'hui une question importante pour tous les pays et plus précisément les pays en voie de développement. Dans ces pays où l'instabilité financière est de plus en plus forte, les établissements financiers accorde plus d'importance aux méthodes de calcul des exigences en fonds propres. Pour le risque de marché, la réglementation baloise a présenté deux méthodes de gestion du risque de marché. La

première approche est dite standard dans la mesure où l'autorité réglementaire définit des pondérations forfaitaires pour chacune des catégories de facteurs de risques. L'amendement des accords de Bâle I autorise les institutions financières à utiliser leurs propres modèles internes pour déterminer les exigences minimales au titre du risque de marché. Les charges en capital au sens des accords de Bâle II sont ainsi estimées comme suit :

$$DCC_t = \text{Max} \left\{ (3+K) \frac{1}{60} \sum_{t=1}^{60} VaR_{t-1}; VaR_{t-1} \right\}$$

Où DCC c'est les exigences en fonds propres journalières ou nommée en anglais « Daily Capital Charge » et K est un facteur de majoration des exigences en capital réglementaire. Ce coefficient est déterminé en fonction de la qualité prédictive du modèle de gestion des risques. Autrement dit, c'est en fonction de nombre de dépassement de la VaR au cours de l'année de prévision. D'après cette formule, les exigences en fonds propres sont déterminées comme la valeur maximale entre la VaR moyenne sur 60 jours et la VaR de la date t-1. Le tableau ci-dessous résume le choix de la valeur du coefficient de K.

**Tableau 1: les trois zones de Bâle II pour la structure de la pénalité<sup>1</sup>**

| <b>Zone</b>  | <b>Nombre de violation</b> | <b>Facteur de majoration</b> |
|--------------|----------------------------|------------------------------|
| <b>Vert</b>  | 0-4                        | 0                            |
| <b>Jaune</b> | 5                          | 0.40                         |
|              | 6                          | 0.50                         |
|              | 7                          | 0.65                         |
|              | 8                          | 0.75                         |
|              | 9                          | 0.85                         |
| <b>Rouge</b> | 10+                        | 1                            |

L'importance de la gestion des charges en capital au titre du risque de marché a fait l'objet de nombreuses études empiriques depuis plus que dix ans. À titre d'exemple,

<sup>1</sup> Le nombre de violations de la VaR pour une période de prévision de 250 jours.

McAleer(2009) a utilisé plusieurs approches de calcul de VaR afin d'optimiser l'allocation des exigences en fonds propres relatives au risque de marché.

D'un autre côté, Rossignolo et al. (2012) montrent que les modèles internes basés sur les distributions à queue épaisse et la loi des valeurs extrêmes semblent être les modèles les plus appropriés pour estimer la VaR. Sous l'accord de Bâle II, l'étude de Rossignolo et al (2012) montre que ces modèles sont les plus adéquats en matière d'allocation des fonds propres. Autrement dit, ce sont les modèles qui ont minimisé le niveau de la mesure « Daily Capital Charge » (DCC).

Le bénéfice d'utiliser les mesures de « Daily Capital Charge » (DCC) est double. D'une part, le DCC peut être utilisé comme une mesure complémentaire pour la sélection des modèles internes. En fait, la minimisation de cette mesure est un indicateur de l'efficacité bancaire en matière d'allocation des fonds propres. D'autre part, nous remarquons qu'il y a un lien direct entre l'utilisation de la DCC et le coût de gestion des risques. En effet, la DCC n'est qu'un outil d'aide à la décision qui peut aider les agents responsables de l'implémentation des modèles internes dans leurs choix entre les modèles de VaR correctement spécifiés et les exigences en fonds propres un peu lâches. Autrement dit, l'institution financière peut se baser sur un modèle interne caractérisé par un taux de violation de VaR élevé mais aussi par un niveau faible des charges en capital à condition que ce modèle ne soit pas rejeté par les procédures de Backtesting (voir Slim et al. 2016).

Slim et al. (2016) ont évalué la performance prédictive des différents types de modèles GARCH dans l'estimation de la VaR en supposant différentes hypothèses pour la distribution des rendements. Les auteurs montrent qu'après l'inclusion de la crise dans la période d'estimation, la performance des modèles s'améliore durant la période post-crise en matière de précision statistique et d'allocation des fonds propres.

#### **Section 4 : La réglementation prudentielle relative au risque de marché en Tunisie**

L'autorité prudentielle tunisienne a mis en place un système de contrôle interne afin d'assurer en permanence la sécurité des transactions et la protection des actifs des établissements de crédit au terme du circulaire n° 2006-19 du 28 novembre 2006.

Selon l'article 16 de la circulaire n° 2006-19 du 28 novembre 2006, les établissements de crédit sont tenus de prendre en considération les trois principaux risques identifiés par les accords de Bâle I et II ainsi que d'autres risques tels que le risque de liquidité et de taux d'intérêt. En plus, les établissements de crédit doivent mettre en place des systèmes d'analyse, de mesure et de surveillance de ces risques.

La réglementation prudentielle a consacré tout un chapitre dans la circulaire N° 2006-19 du 28 novembre 2006 pour définir, mesurer et maîtriser le risque de marché.

En application du circulaire n° 2006-19 relative au contrôle interne, le régulateur tunisien a défini le risque de marché comme le risque des pertes issues des positions prises par les banques sur les marchés qui peuvent résulter :

- ✓ de la dépréciation de la valeur des titres de transaction et de placement tels que définis par les normes comptables et de tout autre instrument financier prévu par la réglementation en vigueur.
- ✓ ou des positions prises par les banques en effectuant des opérations de change au comptant ou à terme.

Selon l'article 32 de la circulaire n° 2006-19 portant sur la mise en place d'un dispositif de contrôle interne, les banques doivent assurer une surveillance régulière du risque de marché en mettant en place un système de contrôle interne permettant d'évaluer correctement ce risque. En fait, ce système doit être en premier lieu enregistré quotidiennement les opérations effectuées sur le marché de change ainsi que sur la bourse où s'échange les titres de transaction et de placement. En second lieu, les banques sont tenues d'assurer une évaluation quotidienne fiable de ce risque résultant de leurs positions et déterminer le montant des fonds propres nécessaire pour faire face à ce risque de marché. Enfin, les banques sont dans l'obligation d'assurer un suivi particulier pour veiller au respect des limites et des procédures internes mises en place.

En application du circulaire n° 2006-19, le régulateur tunisien exige des établissements de crédit d'appréhender de manière complète et précise toutes les composantes du risque de marché. Ainsi, les banques peuvent utiliser une approche fondée sur la notion de la perte potentielle maximale que la banque peut la subir en cas d'une fluctuation défavorable des prix des titres de transaction et du placement et de tout autre instrument financier. En effet, le concept de la perte potentielle mesure l'impact d'une variation défavorable des conditions de marchés pour une période donnée et pour un

niveau de confiance déterminé. Le système de mesure du risque de marché doit être capable d'agréger toutes les expositions et les positions relatives au risque de marché.

Les autorités de surveillance prudentielle exigent des établissements de crédit et des banques non résidentes des simulations de crises afin d'évaluer les risques qu'elles encourent en cas d'évolution défavorable des paramètres de marché. Les banques sont ainsi tenues d'assurer l'adéquation de ses fonds propres relatifs au risque de marché.

En vertu de l'article 34 de la circulaire N°2006-19, les modèles d'analyse et de mesure du risque de marché retenus doivent faire l'objet d'une révision permanente afin d'apprécier la validité et la pertinence des modèles adoptés au regard de l'évolution des techniques d'analyse et de l'activité de marché.

### *Conclusion*

Ces dernières années, nous avons constaté que les pertes financières des banques n'étaient pas dues à la mauvaise gouvernance des banques mais principalement aux pertes financières subies suite à une évolution défavorable des conditions de marché. Le risque de marché est ainsi au centre de la préoccupation des régulateurs.

Face à l'importance de la gestion du risque de marché et l'inefficacité des pratiques bancaires au terme de ce risque, le comité de Bâle a mis l'accent sur les conséquences financières qui peuvent résulter en cas d'une fluctuation défavorable des facteurs de risques lors de la révision des accords de Bâle I en 1998.

Toutefois, malgré l'importance de cette réforme, elle trouvait ses limites car cette réforme ne tient pas compte de tous les risques bancaires. Les accords de Bâle II sont ainsi venus remplacer ceux de 1988 en intégrant le risque opérationnel dans l'assiette des engagements devant être couverts par des fonds propres. Cependant, la crise financière a mis en évidence l'insuffisance et la mauvaise qualité des fonds propres mises en place pour absorber les pertes. En effet, la crise 2008 a remis en cause tous les modèles internes de gestion des risques qui ont échoué à apprécier correctement les risques. Ceci est dû principalement à une sous pondération dans le calcul du ratio ou des risques de marché ou des produits complexes nommés aussi structurés et donc risqués. Par conséquent, les autorités réglementaires ont constaté que le niveau des ratios des fonds propres était en inadéquation avec la réalité des risques encourus. L'incapacité des banques à évaluer les

actifs hors bilan tel que les produits dérivés a aussi rendu difficile l'analyse des risques correspondants.

Comme nous avons indiqué précédemment, l'institution financière a le choix dans la gestion du risque de marché entre l'approche standard et l'approche interne. En effet, une première réforme, dit Bâle 2.5, a été mis en œuvre à la fin de 2011 visant un accroissement des fonds propres relatif au portefeuille de transaction. Au niveau de l'approche standard, la réglementation a inclus des paramètres de corrélation entre les différentes classes des actifs financiers et même au sein de chacune des classes d'actifs. D'autres mesures du risque ont été définies afin d'apprécier correctement les pertes subies sur les crédits suite à une dégradation de la note.

Les insuffisances constatées dans le dispositif réglementaire des accords de Bâle II ont donné naissance à un troisième accord dit de Bâle III de prévenir les faillites et de ramener les banques à se constituer des fonds propres de haute qualité afin d'absorber davantage de pertes. L'accord de Bâle III a modifié le calcul des exigences en fonds propres selon l'approche interne en intégrant l'Expected Shortfall, la VaR stressé et les stress tests.

Au terme de ce chapitre, nous avons essayé de présenter un aperçu général sur l'évolution de la réglementation des risques bancaires notamment en matière du risque de marché sur l'échelle internationale ainsi que nationale. En premier lieu, nous avons défini les différents types des risques bancaires. Par la suite, nous avons consacré le reste du chapitre pour étudier les mesures du risque et les exigences en fonds propres relatives au risque de marché.

Actuellement, la littérature financière fournit un certain nombre de travaux académiques sur l'innovation dans l'approche interne du risque de marché afin d'améliorer la pertinence statistique des modèles et l'allocation des fonds propres. L'amélioration de ces modèles comporte principalement deux volets : un premier volet qui vise à améliorer les procédures de Backtesting en utilisant des données de transaction afin de juger la validité des modèles ; un deuxième volet qui traite le rôle des variables financières dans l'estimation du risque de marché tel que la volatilité implicite et le volume de transaction. Ce deuxième volet fera l'objet du chapitre suivant dont nous allons présenter une revue de la littérature sur l'importance du volume de transaction dans la prévision de la volatilité future et la Value-at-Risk (VaR).

***CHAPITRE II : LA RELATION  
VOLUME –VOLATILITÉ :  
FONDEMENTS THÉORIQUES ET  
REVUE EMPIRIQUE***

---

## *Introduction*

La théorie financière moderne montre l'importance de mesurer la volatilité des actifs pour gérer le risque qui résulte de la détention de ces actifs. Plus précisément, la préoccupation dédiée à la volatilité est expliquée par le fait que les intervenants sur les marchés tels que par exemple les institutions financières s'intéressent non seulement à la rentabilité future de leurs investissements sur les marchés financiers mais également des risques afférents.

Dans un environnement où les marchés sont réputés par une forte volatilité, il devient inévitable de trouver des indicateurs observables permettant de mesurer cette variable latente. Ainsi, la relation entre la volatilité et le volume de transaction a vu le jour. L'importance de cette relation est d'autant plus accentuée que les travaux récents empiriques ne montrent aucun consensus en ce qui concerne la significativité de cette relation.

Certaines études prétendent le fait que le volume et la volatilité sont positivement reliés, d'autres montrent que le volume n'a aucun effet significatif sur la volatilité. En effet, le volume et la volatilité ont des implications majeures pour les participants du marché. C'est pour cette raison que la relation a fait l'objet de nombreuses études empiriques depuis plus de 40 ans.

La littérature financière définit trois théories explicatives de la relation entre le volume et la volatilité. Parmi les travaux de recherche, nous trouvons en premier lieu Clark (1973) qui a essayé d'expliquer cette relation en proposant la théorie de « Mixture of Distribution Hypothesis » (MDH). Cette dernière suggère que la volatilité est positivement liée au volume puisque les deux variables dépendent d'un facteur latent commun qui est le flux d'information (ex. Epps et Epps, 1976 ; Tauchen and Pitts, 1983).

En second lieu, la théorie de « Sequential Information Arrival Hypothesis » (SIAH) indique que le volume retardé peut influencer la volatilité et même on peut avoir une relation lead-lag entre les deux variables (ex. Copland, 1976). Enfin, la théorie « Noise Trading Hypothesis » repose sur le fait que le volume peut être un indicateur d'excès de volatilité puisque les noise traders sur les marchés peuvent causer le risque de « mispricing » en augmentant le volume de transaction. D'où la relation serait positive entre

le volume des noises traders et la volatilité. Ensuite, les institutionnels sur les marchés vont réagir afin de stabiliser le marché.

L'ensemble des travaux effectués se basent sur l'étude des séries temporelles de volatilité conditionnelle obtenue à l'aide des modèles dynamiques univariés ou bivariés ainsi que la modélisation VAR et l'estimation des régressions linéaires mettant en relation le volume et la volatilité.

Le présent chapitre est organisé de la manière suivante. La première partie décrit les différentes théories explicatives de la relation entre le volume et la volatilité. La deuxième partie présente la littérature empirique relative à cette relation. La troisième partie décrit le rôle du volume de transactions dans la prévision de la volatilité future et la prédiction du risque de marché. Enfin, nous concluons ce chapitre dans la dernière partie.

## **Section1 : Les théories explicatives de la relation volume-volatilité**

### **1) La théorie « Mixture of Distribution Hypothesis »**

L'étude de la formation des prix de certains actifs financiers est d'une importance primordiale pour les théoriciens ainsi que pour les participants sur les marchés. Cette importance vient de l'incertitude de la variation des rendements des actifs financiers. Ainsi, l'évolution des prix des actifs constitue un élément de risque que les investisseurs doivent prendre en considération dans l'évaluation et la couverture de ce risque de marché.

Comme tout investisseur, les institutions financières peuvent à l'échelle internationale qu'à l'échelle nationale intervenir sur les marchés financiers soit en achetant ou bien en vendant des actifs financiers. C'est pour cette raison que la connaissance ou bien la prévision de la volatilité future est un élément indispensable pour gérer les risques pris sur les marchés. Or, la volatilité est une variable inobservable qu'il fallait l'anticiper ou bien l'approcher à l'aide des proxys observables tels que le volume de transaction, le bid-ask spread,....

En fait, la volatilité n'était jamais constante, mais il s'avère qu'elle varie stochastiquement dans le temps. Donc, l'anticipation de la volatilité permet aux institutions financières d'évaluer les pertes potentielles d'un portefeuille d'actifs financiers. Ainsi, différents modèles de la microstructure des marchés financiers ont été utilisés afin de

proposer une explication théorique de la relation entre le changement des prix et le volume de transaction. En effet, il existe trois théories compétitives permettant de comprendre et d'expliquer la causalité entre le volume et la volatilité.

Clark (1973) a développé la première théorie de « Mixture of Distribution Hypothesis » (MDH). Selon cette théorie, tous les deux variables à savoir le volume et la volatilité sont générées par le même flux d'information. Cette relation est en fait influencée d'une part par l'arrivée d'une nouvelle information et, d'autre part, du processus qui incorpore cette nouvelle information dans la formation des prix sur les marchés. Ainsi, la théorie de la MDH suggère une relation positive entre le volume et la volatilité. En d'autres termes, la théorie de la MDH considère que le même flux d'information qui est une variable latente affecte la volatilité et le volume de transaction. C'est-à-dire que le volume et la volatilité sont positivement corrélés puisque les deux variables dépendent du même facteur. En effet, l'arrivée d'une nouvelle information entraînera un ajustement du processus de formation des prix à travers la séquence des transactions. De plus, la théorie de MDH a été testée pour expliquer d'une part le processus autorégressif que la volatilité conditionnelle le suit et d'autre part certains faits stylisés des rendements des actifs tels que, par exemple, le regroupement de volatilité, l'asymétrie.

Karpoff (1987) présente une revue des travaux de recherche qui étudient la relation entre le changement des prix et le volume de transaction. La plupart des études rapportées par Karpoff (1987) ont trouvé que le volume est positivement lié au changement des prix. Cela signifie qu'une augmentation de la volatilité est associée à une intensification de l'activité sur les marchés mesurée par un accroissement du volume de transaction. Ainsi, le volume joue un rôle primordial dans l'écoulement de l'information sur les marchés et il paraît en relation avec la volatilité des actifs financiers.

Dans le même contexte, Lamoureux et Lastrapes (1990) ont étudié la relation entre le volume et la volatilité en utilisant les 20 titres les plus actifs sur le marché boursier américain et montrent que la persistance de la volatilité a été diminuée lorsqu'ils introduisent le volume dans le modèle de volatilité conditionnelle « GARCH ». Ceci confirme le fait qu'il y a une corrélation positive et contemporaine entre le volume de transaction et la volatilité de rendement. Ce résultat était en accord avec d'autres travaux empiriques sur le marché boursier de la Corée (Pyun et al., 2000 ), sur le marché polonais (Bohl et Henke, 2003), sur le marché saoudien (Alsubaie et Najand, 2009) et enfin sur le

marché des futures (Pati et Rajib, 2010). Toutes ces études empiriques ont trouvé que le volume de transaction est influencé par le même flux- d'information qui génère les effets ARCH.

Malgré l'explication intéressante de la théorie MDH, cette dernière ne permet pas de déterminer exactement la composante du volume qui génère la relation. En effet, le volume est composé de deux éléments : l'un est le nombre de transactions (Trading frequency) et l'autre le montant moyen des transactions (Average trade size). Ainsi, des études récentes ont été axées sur la question suivante : la relation est-elle générée par l'une ou par les deux composantes du volume ?

La littérature de la microstructure des marchés se préoccupe de cette question en définissant deux types de modèles de l'asymétrie de l'information à savoir : les modèles compétitifs et les modèles stratégiques. Les modèles compétitifs supposent que les opérateurs informés préfèrent augmenter le montant des transactions et les études antérieures ont conclu qu'il y a une relation positive entre le montant moyen des transactions et la volatilité des rendements (ex. Easley et al. 1997).

Cependant, les modèles stratégiques montrent que les agents informés adoptent un comportement stratégique et ils vont cacher l'information en divisant le montant de transaction en petites transactions. Ce qui entrainera l'augmentation du nombre de transactions et donc on aura une relation positive entre le nombre de transactions et la volatilité (ex. Kyle, 1985).

Andersen (1996) a modifié le modèle standard de MDH en prenant en considération les deux motifs de transactions tels que les besoins de liquidité et l'asymétrie de l'information. La spécification de la MDH modifié permet de décomposer le volume en deux composantes : le volume des agents informés et non informés. Sous l'hypothèse de la MDH modifié, la relation positive entre le volume et la volatilité est principalement due au volume des agents informés. Par contre, Andersen a montré que le volume des non-informés est non relié à la volatilité du rendement. Wu (2004) montre que la relation entre le volume et la volatilité est positive si on utilise le volume des informés comme un proxy de l'activité de trading sur le marché NASDAQ.

Li et Wu (2006) étendent le modèle d'Andersen (1996) pour tenir compte de l'effet du volume des non-informés sur la volatilité des rendements et trouvent que les deux

variables sont négativement reliées. Fong et Wong (2006) ont testé l'approche modifiée d'Andersen (1996) sur deux périodes d'estimations en utilisant un échantillon composé de 20 titres cotés sur le NYSE. Les auteurs montrent que durant la première période allant du 1973 au 1991 plus 59% des titres rejettent le modèle du MDH modifié. Par contre, pendant la deuxième période (1993–1999), il y en a seulement l'un tiers qui la rejette toujours.

## 2) La théorie « Sequential Information Arrival Hypothesis »

Même si la théorie de la MDH présente un cadre conceptuel de la relation entre la volatilité et le volume, les preuves empiriques sont ambiguës. Ainsi, certains auteurs ont essayé de trouver des explications à ces ambiguïtés (ex. Lamoureux et Lastrapes, 1994; Richardson et Smith, 1994; Liesenfeld, 2001). Par exemple, Lamoureux et Lastrapes (1994) utilisent le modèle de « Mixture of Distribution » pour décrire l'arrivée d'une nouvelle information et ont trouvé que l'incorporation du volume ne peut éliminer les effets GARCH. Les mêmes résultats ont été obtenus par Richardson et Smith (1994) où le volume ne peut pas réduire la persistance de la volatilité.

Cependant, Hiemstra et Jones (1994) montrent que la relation entre le volume et la volatilité est non-linéaire. Liesenfeld (2001) indique que le volume et la volatilité de transaction ne sont pas générés seulement par l'arrivée d'une nouvelle information mais en plus par un facteur latent additionnel qui mesure l'impact de l'information sur les prix. Mais il s'avère que l'utilisation du volume de transaction actuel peut engendrer un problème de biais de simultanéité.

La théorie de l'arrivée séquentielle de l'information vient pour pallier ce problème. Cette théorie suppose qu'il existe une relation lead-lag entre le volume et la volatilité (ex. Copland (1976)) et Jennings et al. (1981)). En fait, les investisseurs reçoivent la nouvelle information d'une façon successive et aléatoire. Partant d'une position d'équilibre initiale où tous les investisseurs possèdent le même ensemble d'information. Lors de l'arrivée d'une nouvelle information, les investisseurs ne reçoivent pas l'information au même instant, mais changent au fur et à mesure leurs anticipations. En effet, les réactions des investisseurs permettent de réaliser des équilibres incomplets. Un équilibre final est réalisé une fois tous les investisseurs ont réagi à l'arrivée de la nouvelle information. On peut ainsi prévoir la volatilité si l'on connaît le volume de transaction actuel et vice versa.

Najand et Yung (1991) ont trouvé une relation positive entre ces variables et en plus le volume retardé réduit la persistance de la volatilité conditionnelle. Les résultats obtenus par Darrat et al. (2003) mettent en évidence une relation lead-lag entre le volume de transaction et la volatilité de rendement sur le NYSE.

### **3) La théorie « Noise Trading Hypothesis »**

La littérature antérieure démontre qu'une augmentation du volume de transactions reflète le manque de consensus entre les investisseurs et indique que les « noises » traders sont les investisseurs qui ont les croyances les plus divergentes. Ces derniers réagissent de façon excessive en augmentant leurs activités de trading et cela entraînera l'augmentation de la volatilité.

Selon cette théorie, le volume peut être considéré comme une mesure de la réaction exagérée de la part des noises traders. Mais les opérateurs informés ont des croyances homogènes, ils vont essayer de faire des opérations d'arbitrage afin de stabiliser le marché. Cette théorie suggère que les opérateurs informés et non informés interprètent l'information et réagissent différemment (Harris et Raviv, 1993; Bessembinder et Seguin, 1993; Shalen, 1993; Wang, 1994).

Par exemple, Harris et Raviv(1993) ont développé un modèle de trading fondé sur la divergence des croyances. Ils ont supposé que les investisseurs reçoivent la même information mais ils l'interprètent de différentes manières. Les auteurs montrent qu'il y a une relation positive entre la volatilité, mesurée par la valeur absolue des rendements, et le volume de transactions.

Les études de Shalen (1993) et Wang (1994) vont dans le même sens, montrant que la volatilité est associée à la dispersion des croyances mesurée par le volume des transactions. Daigler et Wiley (1999) examinent la relation volume-volatilité sur les marchés de futures en utilisant des données de volume de transactions classées par types d'opérateur. Les résultats de Daigler et Wiley (1999) concordent avec ceux de Shalen (1993) où le volume des non-informés est associé à une augmentation de la volatilité.

Dans un papier récent, Cheng et Daigler (2008) examinent la relation entre le volume et la volatilité en analysant les différentes théories explicatives comme complémentaires plutôt que concurrentes. Kao et Fung (2012) examinent la relation entre le volume de transactions et la volatilité intra-day sur six marchés de futures différents et testent les

différentes théories explicatives de la relation volume-volatilité. Ces auteurs considèrent que toutes les théories testées dans cette étude empirique sont complémentaires et non pas compétitives.

## **Section 2 : Les travaux empiriques sur la relation volume-volatilité**

La relation entre le volume et la volatilité a dominé la littérature financière et a alimenté un grand débat dans le milieu académique et professionnel. Malgré l'abondance des travaux empiriques, aucun consensus ne s'est encore dégagé sur la significativité de cette relation puisque les résultats trouvés sont divergents. Les principaux outils économétriques utilisés dans les travaux de recherche afin d'examiner la relation entre le volume et la volatilité sont fondés sur la spécification « Vecteur Autoregressive » VAR, les modèles de volatilité ARCH uni-varié ou bien bi-varié (ARCH, GARCH, EGARCH et GJR-GARCH) et les régressions linéaires.

Un outil simple est réputé pour l'étude de la relation dynamique entre le volume, la volatilité est la représentation « Vecteur autorégressif » (VAR). Le modèle VAR a été utilisé afin de détecter la direction possible de la relation en se basant sur le test de causalité de Granger (1969).

Chan et al. (2001) examinent la relation dynamique entre le rendement, le volume et la volatilité des indices sur les neuf plus grands marchés boursiers : New York, Tokyo, London, Paris, Toronto, Milan, Zurich, Amsterdam, et Hong Kong. Les résultats de leur analyse montrent dans un premier temps une corrélation positive entre le volume et la valeur absolue des rendements. Ensuite, les tests de causalité de GRANGER démontrent que la relation entre le volume et la volatilité est bidirectionnelle pour certains marchés. Mais il s'avère que même si l'on incorpore le volume actuel et retardé, la persistance de la volatilité ne disparaît pas complètement.

Plus récemment, Yang et al. (2005) testent la relation lead-lag entre l'activité de trading, mesuré par le volume « Open Interest » et la volatilité sur les marchés de matières premières d'agriculture. Les tests de Granger (1969) montrent une relation unidirectionnelle du volume à la volatilité puisque le volume actuel peut prévoir la volatilité.

Kim (2004) a étudié la relation dynamique entre le rendement des indices, la transmission de volatilité et le volume de transactions en utilisant le modèle EGARCH bi-varié augmenté par le volume de transactions comme une variable exogène. L'auteur montre qu'en premier lieu que le rendement et la volatilité sont dominés par une relation contemporaine. De plus, il a mis l'accent sur la relation dynamique entre le rendement, le volume et la transmission de la volatilité de l'indice boursier américain et japonais. Le résultat auquel il parvient souligne un mouvement de transmission de l'information unidirectionnel partant du marché américain au marché japonais.

L'étude de Chaung et al. (2012) a été consacré pour l'étude de la relation dynamique entre le volume et la volatilité en utilisant des modèles de GARCH Bi-varié de la volatilité conditionnelle pour analyser les liens de causalité entre les dix marchés boursiers asiatiques : Hong Kong, le Japon, la Corée, Singapour, Taiwan, la Chine, l'Indonésie, la Malaisie, les Philippines et la Thaïlande. L'objectif de l'étude de Chaung et al. (2012) était de tester simultanément les relations contemporaines et causales entre le volume des transactions et le rendement des actions. Leurs résultats indiquent une relation positive et bidirectionnelle entre le volume et la volatilité des rendements.

Gebka et Wohar (2013) testent le lien de causalité entre le volume retardé et le rendement des indices des pays de l'océan Pacifique. En utilisant le modèle VAR, les auteurs montrent qu'il n'y a aucun lien de causalité entre le volume retardé et le rendement. Ensuite, le modèle de la régression de quantile a été utilisé pour tester la relation entre le volume et le rendement. Ainsi, il apparaît que la relation entre les deux variables est non linéaire : elle est positive pour des niveaux de quantiles élevés et négatives pour des niveaux de quantiles faibles.

Dans une étude récente, Raneou et Parnetou (2014) examine l'interdépendance entre le volume et la volatilité sur le marché du carbone européen et montrent d'une part qu'il existe des relations causales réciproques et interactives entre le nombre des contrats « forward » et la volatilité sur le marché de gré à gré. D'autre part, les résultats de test de la causalité indiquent qu'une relation unidirectionnelle entre le volume des contrats « futures » et la volatilité. De plus, les résultats de cette étude sont globalement en faveur de la théorie « SIAH ». Ceci confirme le fait que le volume actuel joue un rôle important dans l'explication de la volatilité.

Un autre volet de la littérature financière s'intéresse aux rôles des annonces publiques dans l'analyse de la relation entre le volume et la volatilité. Darrat et al. (2007) ont examiné la relation dynamique entre le volume de transaction et la volatilité des rendements des actions cotées sur le marché NYSE en utilisant deux sous échantillons. Dans le premier échantillon, la période est caractérisée par la présence des annonces publiques. Par contre, le deuxième échantillon ne contient pas des annonces publiques. Leurs résultats montrent qu'il y a une relation de causalité bidirectionnelle entre le volume et la volatilité dans le cas de la présence des annonces publiques. Ceci confirme les implications de la théorie SIAH. Par contre, ils ont trouvé que le volume cause au sens de GRANJER la volatilité durant la deuxième période. En plus, leur étude montre que la volatilité est très élevée durant la période caractérisée par la présence des annonces publiques et le volume est très élevé en cas d'absence des annonces. Ceci démontre que l'augmentation du volume de transaction n'est qu'un signal de divulgation de l'information privée. Ces résultats confirment l'hypothèse de la sur confiance des investisseurs. En effet, les investisseurs surestiment la valeur de leurs informations privées et vont réagir sur le marché en augmentant agressivement leurs volumes de transaction en cas d'absence des annonces publiques et par la suite la volatilité augmentera.

L'étude de Kalev et al. (2004) utilise les annonces des firmes comme un indicateur du flux informationnel et elle a examiné la relation entre l'information et la volatilité en utilisant des données de haute fréquence. Leurs analyses montrent que les annonces spécifiques des firmes ont un impact positif et significatif sur la volatilité conditionnelle même après avoir contrôlé l'effet potentiel du volume de transaction.

D'autres économistes ont montré que la volatilité du taux de change affecte à la fois le volume et la variabilité des flux de transaction. Baum et Caglayan (2010) analyse l'effet de l'incertitude au niveau du taux de change sur le volume et la variabilité des flux de transactions. Ils ont été focalisés sur les flux de transactions bilatérales des 13 pays développés pendant la période de 1980 jusqu'à 1998. Leurs résultats montrent que la relation entre la volatilité du taux de change et le volume n'est pas évidente. Par contre, la volatilité du taux de change a un effet positif sur la volatilité des flux de transactions internationales.

Jain et al. (2016) ont analysé le contenu informationnel du volume spot et futures dans la formation des prix sur le marché au comptant et à terme en examinant les liens de

causalité entre le volume de transaction et les prix observés sur ces deux marchés. Sur le plan méthodologique, les auteurs ont utilisé les tests de causalité au sens de Granger afin de tester les liens qui peuvent exister entre les deux marchés. En fait, les résultats de Jain et al. (2016) montrent l'importance du volume dans la dissémination de l'information sur les marchés financiers.

Un nombre croissant d'études ont essayé de mettre en évidence l'impact du volume de transaction dans l'estimation des effets ARCH. Les résultats empiriques montrent, cependant, une certaine divergence. Nous pouvons citer en premier lieu l'étude de Xiao et al. (2009) qui analyse l'effet du volume de transaction sur la volatilité estimée à l'aide des modèles GARCH. Ces auteurs indiquent que l'introduction du volume comme une variable exogène dans l'équation de la volatilité conditionnelle réduit la persistance de la volatilité.

Louhichi (2011) rejoint Xiao et al. (2009) en attestant une baisse significative de la persistance de la volatilité après l'incorporation des mesures de trading tels que le volume et le nombre de transactions. Il indique que la relation entre le volume et la volatilité est générée par le nombre de transactions si on inclut simultanément le volume et le nombre de transactions dans le modèle GARCH.

Yen et Chen (2010) examinent la relation entre le volume de l'activité, le nombre de contrats futurs et le changement des prix à l'aide des modèles de volatilité conditionnelle symétrique et asymétrique. La relation a été étudiée en rajoutant le volume comme une variable additionnelle prédictive dans l'équation de la variance conditionnelle. Les résultats de leur analyse indiquent que l'incorporation du volume et du nombre de contrats dans l'équation de la variance conditionnelle conduit à une meilleure prévision de la volatilité future.

Les résultats des études susmentionnées ne sont pas corroborés par ceux de Sharma et al. (1996), Omran et Mckenzie (2000), et Arago et Nieto (2004). Pour ces auteurs, la persistance de la volatilité ne disparaît pas complètement après l'introduction du volume dans le modèle GARCH.

Hadsell (2006) a analysé la relation entre le volume et la volatilité pour quatre marchés future d'électricité échangé sur le marché de New York Mercantile Exchange (NYME). En utilisant la spécification de la volatilité conditionnelle TARCH, l'évidence empirique montre que les traders réagissent d'une manière asymétrique lors de l'arrivée

d'une nouvelle information. En fait, ils ont utilisé le volume de transaction comme un indicateur du flux informationnel et ont analysé le lien entre la variabilité des contrats futures d'électricité et le volume. Les résultats de leur étude montrent que les deux variables sont positivement et significativement reliées seulement pour deux marchés.

Zhang et al. (2007) ont étudié l'impact du volume de transaction sur la volatilité du taux change en essayant de démontrer que la relation entre le volume et la volatilité n'est pas constante. Mais, elle dépend des différents niveaux de volatilité. Donc, nous pouvons noter que la relation entre le volume et la volatilité est non- linéaire. Les résultats empiriques du Zhang et al. (2007) confirment l'existence des effets de seuil de la volatilité. En fait, lorsque la volatilité est inférieure à la valeur seuil, l'effet de la volatilité est non-significatif. Par contre, lorsque la volatilité est supérieure à la valeur seuil, l'impact de la volatilité sur le volume devient significatif et positif.

Dans un papier plus récent, Bose et Rahmen (2015) s'intéressent aux 15 titres cotés sur la bourse de DHAKA et examinent le lien entre le changement des prix et le volume. Ils ont, en fait, testé la théorie de la distribution mixte de l'information (MDH) à l'aide d'un modèle GARCH augmenté par le volume actuel. Leurs résultats montrent que la volatilité n'est pas influencée par le volume d'activité. L'étude empirique de Bose et Rahmen (2015) a remis en cause la théorie de la distribution mixte de l'information selon laquelle le volume et la volatilité dépendraient du même facteur latent qui est le flux d'information.

S'inscrivant dans le même courant, certaines études ont analysé l'impact des deux composantes de volumes : volume attendu et inattendu sur la volatilité. Ces études ont prouvé l'existence d'une relation positive entre le volume inattendu, le changement des prix et relation négative entre le volume attendu et la volatilité (voir Bessembinder et Seguin, 1993 ; Watanabe, 2001 et Girard et Biswas, 2007).

D'après Girard et Biswas (2007), le signe de cette relation varie de positive au négative si la variable de trading est mesurée par le volume inattendu ou attendu. De plus, ces auteurs montrent que la persistance de la volatilité a significativement diminué si l'on divise le volume en composante attendu et inattendue.

D'autres études montrent qu'il est important de distinguer entre les différents types d'information reliant le volume à la volatilité telle que l'information surprenante qui vient

de déstabiliser le marché et l'information non surprenante. Wagner et Wancher (2005) ont introduit la variable du volume inattendue « Surprise Volume » comme un proxy de l'information surprenante pour expliquer l'hétéroscédasticité des rendements. Le volume inattendu est défini comme étant la différence entre le total volume et le volume attendu. Les auteurs ont utilisé la méthode de moyenne mobile pour déterminer le volume attendu. Ensuite, ils ont introduit le volume inattendu dans l'équation de la volatilité conditionnelle afin de tester le contenu informationnel de cette variable. Les résultats de leur étude indiquent que la persistance de la volatilité diminue de façon significative lorsque le volume inattendu est inclus.

De même, Park (2010) a introduit le concept de l'information surprenante en étudiant son impact sur la relation volume-volatilité. L'auteur a proposé une approche modifiée de la théorie « MDH » qui tient compte de l'arrivée de l'information inattendue. En fait, l'information non anticipée peut impacter fortement les marchés financiers. Park (2010) a adopté la technique de régression de Quantile afin de détecter l'arrivée de l'information surprenante. Les résultats de Park (2010) montrent que la relation volume-volatilité dépend de la nature de l'information reliant le volume à la volatilité. Si l'information est anticipée, la relation est positive. Par contre, la relation entre le volume et la volatilité devient négative si l'on constate l'arrivée de l'information surprenante.

La troisième approche économétrique utilisée pour tester cette relation est la régression linéaire « Moindre carré ordinaires » (MCO). Par exemple, Jones et al. (1994) examinent le pouvoir explicatif du volume et de nombre de transaction dans l'estimation de la volatilité. Ils ont par la suite testé la relation en effectuant la régression de la valeur absolue du rendement comme proxy de la volatilité par les autres variables explicatives telles que le nombre et le volume de transaction. Ils ont montré que le volume de transaction n'a aucun pouvoir explicatif par rapport au nombre de transactions, étant donné que le nombre de transactions améliore significativement l'estimation de la volatilité.

De nombreuses études ont été focalisées sur l'importance de l'utilisation des rendements intra-day dans l'estimation de la relation volume- volatilité. À l'instar, Chang et Fung (2006) ont mis l'accent sur l'importance de l'utilisation des données de haute fréquence dans l'estimation de la volatilité et par conséquent dans la relation volume-volatilité. Contrairement aux études antérieures, ils ont estimé la volatilité journalière à partir des cotations intraday en déterminant la volatilité réalisée afin d'avoir une meilleure

estimation de la volatilité de l'actif. En général, leurs résultats confirment ceux de Jones et al. 1994 et les auteurs ont montré que le fait d'estimer la volatilité à partir des rendements intra-day améliore considérablement la qualité des estimations.

Giot et al (2010) ont employé une nouvelle approche pour examiner la relation entre le volume d'activité et la volatilité réalisée en se basant sur la nature de la volatilité. Contrairement aux études précédentes, les auteurs ont décomposé la volatilité réalisée en deux composantes à savoir la partie saut et continue. Ils ont examiné la relation entre les différents proxys du volume (i.e. le volume et le nombre de transaction) et la volatilité réalisée et ses différentes composantes. Leurs résultats confirment que le nombre de transaction contient une information supplémentaire par rapport au volume de transaction. En outre, la relation entre le volume et la volatilité est positive seulement dans le cas où ils considèrent la volatilité réalisée et sa partie diffusive mais elle est négative lorsqu'on utilise le saut de la volatilité comme proxy de la volatilité. Selon une étude récente (Shahzad et al, 2014), le nombre de transaction est la variable la plus significative dans l'estimation de la relation entre le volume et la volatilité réalisée.

De même, Chevallier et Sévi (2012) documentent une relation positive contemporaine entre le volume, le nombre de transaction et la volatilité réalisée sur le marché d'énergie. En outre, les auteurs ont testé l'effet de l'asymétrie de l'information sur ce marché. Il s'agit en fait de voir si un choc négatif a plus d'impact sur la volatilité des actifs qu'un choc positif. Afin de tester les effets de choc sur la relation entre le volume et la volatilité, les auteurs ont utilisé les deux mesures de semi-variance positive et négative comme des proxys de volatilité. Les résultats de la régression linéaire montrent que la semi-variance négative performe mieux dans l'explication de la relation entre le volume et la volatilité que la semi-variance positive.

Enfin, Slim et Dahmene (2015) ont récemment étudié la relation entre les composantes du volume de transaction et celle de la volatilité réalisée pour 36-titres composant l'indice CAC40. Tout d'abord, ils ont décomposé le volume en volume provenant des agents informés et des non informés. Ensuite, les auteurs ont déterminé les deux composantes de la volatilité réalisée à savoir : la partie saut et la partie continue. En utilisant les régressions linéaires, ils aboutissent à la même conclusion que Giot et al. (2012) et Chevallier et Sévi (2012) en mettant l'accent sur le fait qu'une augmentation de volume de transaction entraînera une augmentation de la volatilité réalisée.

### **Section 3 : Le rôle du volume de transaction dans la prévision de la volatilité future et du risque de marché**

Donaldson et Kamstra (2005) ont comparé le rôle du volume de transaction et de la volatilité implicite dans la prévision de la volatilité future. En effet, le volume a été introduit comme une variable exogène dans l'équation de la volatilité conditionnelle. Plus précisément, ils ont étudié le rôle du volume dans l'amélioration de la performance des modèles de volatilité conditionnelle et des modèles de volatilité implicite. Les auteurs ont examiné la performance des différents modèles en utilisant des données de fréquence journalière et mensuelles. Les résultats de leur étude empirique montrent que le volume de transaction joue le rôle d'une variable de transition permettant de favoriser l'un des deux modèles candidats : les modèles ARCH et les modèles de volatilité implicite. En effet, lorsque le volume retardé est inférieur à sa valeur moyenne durant la semaine, les modèles ARCH offre la meilleure performance prédictive pour prévoir la volatilité future. Par contre, lorsque le volume est en dessus sa valeur moyenne, les modèles de volatilité implicite semble la plus pertinente.

Ultérieurement, Ewing et al. (2007) ont étudié le rôle du volume dans la prévision de la volatilité durant la période de la crise de 1929. Les auteurs ont comparé la performance des modèles de volatilité conditionnelle symétriques et asymétriques standards et augmentés du volume. En effet, les résultats d'estimation confirment le fait que les prévisions données par les modèles augmentés semblent les plus pertinentes durant la période de crise.

Ensuite, Le et Zurbruegg (2010) ont examiné le pouvoir prédictif du volume de transaction et de la volatilité implicite dans la prévision de la volatilité future en les ajoutant comme des variables exogènes dans le modèle de volatilité conditionnelle EGARCH. Leurs résultats confirment l'hypothèse de la théorie SIAH dans laquelle le contenu informationnel du volume de transaction est utile pour prévoir la volatilité future. En plus, les auteurs montrent qu'une combinaison entre le volume et la volatilité implicite pourrait améliorer la précision de la prévision de la volatilité future.

Fuertes et al. (2009) ont comparé le pouvoir prédictif de plusieurs variables financières telles que le volume, les rendements intra-day et l'overnight dans l'estimation

de la volatilité. Les auteurs montrent que les modèles GARCH augmentés du volume conduit à une meilleure prévision de la volatilité future.

Yen et Chen (2010) ont étudié le rôle du volume et du nombre de contrats futurs échangés dans l'explication et la prévision de la volatilité future. Plus précisément, ils ont utilisés les modèles GARCH symétriques et asymétrique pour modéliser la volatilité des marchés futurs. Ensuite, ils ont introduit les variables du volume et du nombre de contrats dans les modèles de volatilité afin d'étudier l'importance de ces variables dans la prévision de la volatilité. En termes de pertinence statistique, ils ont montré que les modèles augmentés sont plus performants que les modèles de volatilité conditionnelle non augmenté.

Todorova and Souček (2014) ont examiné si le volume et le nombre de transaction améliore la prévision de la volatilité à 1 jour. En utilisant des données de haute fréquence, les auteurs ont estimés les modèles de volatilités HAR " Heterogeneous Autoregressive" augmentés du volume et nombre de transaction. Les résultats de leurs estimations montrent que les prévisions de la volatilité future basée sur les modèles HAR augmentés du volume et du nombre de transaction n'est pas meilleure que les modèles HAR standards.

Phan et al. (2015) ont examiné le pouvoir prédictif du volume et bid- ask spread dans la prévision de la volatilité réalisée future. Les auteurs trouvent que ces variables améliorent significativement la prédictibilité de la volatilité.

Wang et al. (2015) ont examiné le rôle du volume, l'effet du levier et le rendement au jour le jour dans la prévision de la volatilité en utilisant les modèles de volatilité réalisée de type HAR « Heterogeneous Autoregressive » de Corsi (2009). Leurs auteurs montrent que le volume de transaction améliore considérablement la qualité des prévisions de la volatilité future. Cela confirme les résultats précédemment obtenus par Le et Zurbrugg (2010) où le volume joue un rôle primordial dans la prévision de la volatilité future et les deux variables sont générés par un même facteur de flux informationnel.

La majorité des études empiriques confirment que le volume de transactions contribue dans l'amélioration de la prévision de la volatilité future. Certaines d'autres ont étudié le pouvoir prédictif de cette variable dans la prédiction de l'exposition au risque de marché.

Par exemple, Carchano et al. (2010) ont introduit le volume de transaction dans le modèle ARMA-GARCH comme une variable additionnelle afin de mesurer le risque à l'aide de la Value at Risk pour les marchés au comptant et futures. Ils ont testé pour la première fois si le volume de transaction pouvait offrir la meilleure prévision des pertes potentielles qu'une banque peut subir sur son portefeuille de négociation. Leurs résultats indiquent que le modèle de GARCH augmenté par le volume fournit des meilleures prévisions de la VaR puisque les modèles de GARCH augmentés ont les p-values des tests de Backtesting la plus élevée.

Asai et Brugal (2013) ont considéré des modèles GARCH uni-variés non-augmentés et augmentés du volume de transaction afin d'examiner le rôle du volume de transaction dans la performance prévisionnelle des modèles VaR. En effet, les résultats de Backtesting montrent que les modèles GARCH augmentés du volume de transaction offre la meilleure performance prédictive des modèles VaR.

Le troisième travail empirique est celui de Kambouroudis et McMillan (2015). Dans cet article, les auteurs ont examiné le pouvoir prédictif du deux variables additionnelles dans la prévision de la volatilité future. Ces deux variables sont le volume de transaction et l'indice de volatilité (VIX). Les auteurs ont comparé la performance des modèles augmentés à celles des modèles standards lors de la prévision de la volatilité future. Leurs résultats sont en accord avec ceux avancés par Carchano et al. (2010) où le volume joue un rôle très important dans la performance des modèles

Enfin, l'étude de Slim (2016) souligne l'importance du volume de transaction dans la prévision de la VaR pour un échantillon composé de huit marchés développés et huit marchés émergents. L'analyse de l'impact du volume des transactions sur la prévision de la VaR a été fondée sur une approche paramétrique en ajoutant le volume de transaction dans le modèle EGARCH comme une variable exogène. La performance des différent modèles de VaR paramétrique incorporant le modèle de référence Risk Metrics, EGARCH standard et augmenté du volume de transaction ayant une distribution des queues épaisses a été examiné durant la période de la crise et post-crise. En général, leurs résultats confirment le fait les modèles EGARCH-Volume semble la plus pertinente lors de la prévision du risque de marché durant la période de la crise. Par contre, les modèles EGARCH ayant une distribution de type skewed-t performe mieux que les modèles augmentés du volume durant la période post-crise.

### *Conclusion*

Ce chapitre a été consacré à la présentation du cadre théorique de la relation entre le volume et la volatilité. Au terme de ce chapitre, nous avons pris une vision globale et synthétique des travaux ayant porté en premier lieu sur le lien entre le volume et la volatilité, et en second lieu sur le rôle du volume de transaction dans l'estimation du risque de marché. Cette revue de la littérature n'a pas la prétention d'être exhaustive. Elle visait d'une part, à introduire les différentes théories explicatives de la relation entre le volume et la volatilité, fondée sur le flux d'information reliant les deux variables.

En effet, il y en a trois théories qui reposent sur l'importance du flux d'information reliant les deux variables. La première théorie de « MDH » montre que la relation entre le volume et la volatilité est générée par le même facteur latent qui le flux informationnel. En d'autres termes, il y aurait une relation positive et contemporaine entre le volume et la volatilité. La théorie « SIAH » montre que la diffusion de l'information est séquentielle à travers la séquence des transactions et l'on aura une relation lead-lag entre le volume et la volatilité. Enfin, la théorie « Noise trading Hypothesis » présente un autre aspect de la relation entre le volume et la volatilité qui dépend la dispersion des croyances des investisseurs. Autrement dit, les intervenants sur le marché reçoivent le même flux d'information mais réagissent différemment en fonction de leurs anticipations.

D'autre part, cette revue visait à synthétiser l'ensemble des travaux empiriques en distinguant entre les outils économiques utilisés afin de tester la relation tels que : la modélisation VAR, les modèles de volatilité conditionnelle augmentés et enfin les régressions linéaires. Nous avons constaté que le débat reste ouvert et la relation entre le volume et la volatilité est une question d'ordre empirique. Dans un troisième temps, nous avons présenté les travaux de recherche analysant le rôle du volume de transaction dans la prévision de la volatilité future ainsi que son importance dans l'estimation de risque de marché.

En concluant à ce chapitre, nous constatons que même si la littérature semble abondante, elle est principalement focalisée sur l'estimation de la relation entre le volume et la volatilité laissant ouverte une question quant au rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché et notamment dans la gestion des risques. Ainsi, nous tentons de répondre à cette insuffisance en testant l'importance du volume dans la maîtrise

du risque de marché provenant de la détention des banques tunisiennes des titres de transaction.

***CHAPITRE III : VALIDATION  
EMPIRIQUE DU RÔLE DU VOLUME DE  
TRANSACTION DANS LA PRÉVISION  
DU RISQUE DE MARCHÉ***

---

## *Introduction*

Dans le cadre de ce travail, nous allons essayer d'analyser le rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché émanant de la détention d'un portefeuille de titres de transaction. Autrement dit, nous nous proposons de voir si on prend en compte le volume de transaction comme une variable exogène dans les modèles de volatilité conditionnelle, la performance des modèles VaR s'améliore.

Historiquement, la mesure la plus utilisée pour gérer le risque du marché est la Value-at-Risk (VaR). En effet, une première section se focalisera sur la présentation de l'approche paramétrique de la Value-at-Risk (VaR). Une deuxième section présentera les modèles de volatilité conditionnelle standards et augmentés du volume de transaction utilisés dans le calcul de la VaR. En vue d'évaluer la performance des estimations VaR, nous consacrons la troisième section pour présenter les procédures de Backtesting. Enfin, la dernière section portera sur la validation empirique de notre stratégie économétrique.

## **Section 1 : Échantillon et données**

Nous allons effectuer une analyse du risque de marché des banques tunisiennes émanant de la détention d'un portefeuille de transaction des titres cotés sur la bourse des valeurs mobilières de Tunis. Plus précisément, nous employons le cours de fermeture et le volume de transaction journaliers de l'indice « Tunindex » puisque l'indice boursier tunisien représente un portefeuille de marché comportant la majorité des titres de transaction. Les données sont extraites de la base des données « Thomson Reuters Eikon ». Notre étude couvre la période allant du 31 décembre 2009 jusqu'à 16 septembre 2016 incluant ainsi 1662 observations<sup>2</sup>.

---

<sup>2</sup> Les données sont disponibles à partir du 31/12/2009.

## Section 2 : Méthodologie

Dans cette section, nous allons présenter les variables et la stratégie économétrique adoptée en commençant par la présentation de la mesure du risque Value-at-Risk et les modèles d'hétéroscedasticité conditionnelle standard et augmentés du volume de transaction. Ensuite, nous introduisons les procédures de Backtesting pour évaluer la performance prévisionnelle des estimations VaR.

### 1) Les variables

Dans le cadre de ce travail empirique, nous avons besoin de deux types de variables à savoir : le rendement de l'indice pour calculer la volatilité conditionnelle et le volume de transaction.

#### ▪ Rendement de l'indice

Pour mesurer le rendement, nous proposons d'utiliser la différence logarithmique des prix de fermeture multiplié par 100. Formellement, le rendement  $R_t$  est exprimé par :

$$R_t = Ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)*100$$

Où  $P_t$  est le prix de fermeture à la date  $t$ .

#### ▪ Volume de transaction

Le volume de transaction est le volume des capitaux échangés quotidiennement sur la bourse de toutes les transactions réalisées.

### 2) La Value at Risk et les modèles de volatilité

Nous adopterons l'approche paramétrique de la VaR pour calculer la perte maximale d'un portefeuille de marché basé essentiellement sur une modélisation statistique des modèles de volatilité. En effet, deux principales raisons peuvent expliquer notre choix de l'approche paramétrique de la VaR. Premièrement, il est facile d'étudier le rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché en incorporant le volume comme une variable exogène dans l'équation de la volatilité conditionnelle. Deuxièmement, la mesure VaR est un indicateur de référence de gestion du risque de marché simple et facile à mettre en œuvre. Dans notre étude, comme nous l'avons déjà mentionné auparavant, la méthode d'estimation de la Value-at-Risk(VaR) est la méthode paramétrique qui permet de

déterminer la Value-at-Risk (VaR) à partir d'une loi de distribution paramétrique explicite appliquée à la distribution des rendements. Cette méthode d'estimation est intéressante dans la mesure où elle permet d'avoir une expression analytique de la VaR. Nous avons supposé deux types de loi de distribution de probabilités : la loi normale et la loi skewed-t pour tenir compte du caractère leptokurtotique de la distribution. Ainsi, nous allons dans ce qui suit procéder en trois étapes. La première étape consiste à estimer les séries temporelles des modèles de volatilité conditionnelle standard et augmentés du volume de transaction à l'aide de la méthode de maximum de vraisemblance en supposant les deux lois de distribution. La deuxième étape consiste à prévoir la VaR et à le comparer au rendement réalisé. Dans la troisième étape, nous allons étudier la performance des modèles proposés de VaR en examinant certaines propriétés des exceptions VaR.

### 2.1 La Valeur en Risque "Value at Risk "(VaR)

Formellement, il s'agit de déterminer un quantile de la distribution des pertes et profits associés à un niveau de confiance donnée et un horizon de prévision bien déterminé. La VaR pourrait être définie conditionnellement à l'ensemble des informations disponibles à la date t-h par:

$$\text{VaR}_t = q_\alpha(r_t | F_{t-h}) = \inf \{x \in \mathbb{R} | P(r_t < x | F_{t-h}) \geq \alpha\}$$

Où q est la fonction du Quantile,  $r_t$  est la variable aléatoire du rendement de l'indice dans notre cas,  $F_{t-h}$  désigne l'information disponible à la date t-h et  $\alpha$  est le niveau de confiance. Ainsi, la VaR s'écrit tout simplement comme :

$$\text{VaR}_t = \hat{\mu}_t + q_\alpha(z) \hat{\sigma}_t$$

Avec  $\text{VaR}_t$  représente la Value at Risk à la date t.  $\hat{\mu}_t$  et  $\hat{\sigma}_t$  se sont la moyenne et la variance estimée du rendement.  $Q_\alpha$  est le Quantile de la fonction de la distribution des rendements associé à un niveau  $\alpha$ .

Notons que les estimations des modèles de risque reposent essentiellement sur la spécification des équations de la moyenne et de la variance conditionnelle. L'estimation de la variance conditionnelle est la composante clé dans la modélisation VaR. Depuis la crise financière du Subprimes, un intérêt croissant a été accordé au choix des modèles de volatilité dans le cadre de l'élaboration des modèles internes notamment les modèles GARCH. En effet, les modèles d'hétéroscedasticité conditionnelle prennent en

considération certaines caractéristiques des séries de rendements des actifs financiers tels que le regroupement de la volatilité, l'effet de choc et la mémoire longue. (voir Cont, 2001 pour plus de détails).

C'est pour cette raison, nous allons utiliser dans notre étude les modèles GARCH pour modéliser l'équation de la volatilité dans le cadre du calcul de la Value-at-Risk. Nous présentons par la suite les modèles de volatilité en prenant en premier lieu le modèle de référence Risk-Metrics et en second lieu les modèles d'hétéroscédasticité conditionnelle tels que GARCH puisque la famille GARCH décrit les variations de la variance conditionnelle au cours du temps.

Pour chaque modèle de variance conditionnelle, nous supposons que la moyenne conditionnelle suit un processus ARMA (p,q) qui est défini par :

$$\begin{cases} r_t = \mu_1 r_{t-1} + \dots + \mu_p r_{t-p} + \lambda_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \lambda_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sigma_t z_t \end{cases}$$

Où  $\varepsilon_t$  est l'innovation,  $\sigma_t$  est la volatilité conditionnelle et  $z_t$  est une variable aléatoire indépendamment et identiquement distribué (iid) ayant une densité de probabilité, notée  $f_z$ , d'une moyenne nulle et une variance unitaire.

Pour prendre en considération l'exposition des banques aux risques résultant d'un portefeuille de transaction, nous avons besoin d'une modélisation adéquate des queues de la distribution des rendements. En premier lieu, nous supposons que la densité de probabilité  $f_z$  est une loi normale ayant l'expression suivante :

$$f(z) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{z-\mu}{\sigma} \right)^2}$$

Pour prendre en compte le caractère leptokurtique des séries financières dans le cadre d'une modélisation de la distribution des rendements, nous pouvons utiliser la distribution à queues épaisses « Skewed-Student ».

Selon Giot(2005), la distribution de « Skewed-Student » est caractérisée par le fait qu'elle présente des queues plus épaisses que la loi normale et sa densité de probabilité est définie comme suit :

$$f(z|\xi, \nu) = \begin{cases} \frac{2}{\xi + \frac{1}{\xi}} s p\left[\xi(s z + m) | \nu\right] & \text{si } z < -\frac{m}{s} \\ \frac{2}{\xi + \frac{1}{\xi}} s p\left[\xi(s z + m) / \xi | \nu\right] & \text{si } z > -\frac{m}{s} \end{cases}$$

Où  $\xi$  est le coefficient d'asymétrie,  $\nu$  tient compte de l'épaisseur des queues de distribution,  $p(\cdot|\nu)$  est la fonction de la densité du type Student symétrique ayant une variance unitaire, et  $s$  et  $m$  sont la moyenne et la variance de la distribution « Skewed Student » non standardisées . Formellement, ces deux paramètres sont définis comme suit:

$$m = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu-1}{2}\right)\sqrt{\nu-2}}{\sqrt{\pi}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)}\left(\xi - \frac{1}{\xi}\right) \text{ et } s^2 = \left(\xi^2 + \frac{1}{\xi^2} - 1\right) - m^2$$

## 2.2 Les modèles de volatilité

Dans le cadre de la détermination de la Value-at-Risk, nous avons opté pour une modélisation de type GARCH. Ceci est motivé par le fait que la volatilité des séries financières n'est pas constante au cours du temps. Ainsi, nous nous proposons d'estimer l'équation de la variance en se basant tout d'abord sur le modèle de référence de gestion du risque de marché Risk-Metrics et ensuite sur le modèle GARCH.

### 2.2.1 Le modèle Risk Metrics

Lors de l'estimation de la VaR, nous pouvons utiliser le modèle du Risk-Metrics comme un modèle de référence puisqu' il est considéré comme l'un parmi les modèles de volatilité le plus utilisé. L'approche du Risk-Metrics suppose que la densité du rendement des actifs suit une loi normale centrée et réduite ayant une équation de la volatilité de la forme suivante :

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda \sigma_{t-1}^2$$

Où  $\lambda$  est égal à 0.94,  $\varepsilon_{t-1}$  est le résidu, et  $\sigma_{t-1}$  est la variance conditionnelle à la date t-1.

### 2.2.2 Le modèle GARCH

Pour modéliser la série des rendements de l'indice boursier tunisien « Tunindex ». Nous allons se baser sur la famille des modèles GARCH. En effet, nous allons supposer dans notre étude empirique que la volatilité du rendement de l'indice suit un processus GARCH, proposé par Bollerselv (1986). Ce dernier a introduit ce modèle pour tenir en compte de la fluctuation de la volatilité au cours du temps, de la persistance et du phénomène de regroupement de la volatilité. Selon Bollerselv (1986), la variance conditionnelle dépend de la variance conditionnelle de la période passée  $t-1$  ( $\sigma_{t-1}$ ) et aussi bien du résidu retardé ( $\xi_{t-1}$ ). Ainsi, l'équation du modèle GARCH permettant de modéliser la volatilité est représentée comme suit:

$$\sigma_t^2 = \omega + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2$$

En effet, il faut respecter deux principales conditions pour s'assurer de la non-négativité de la volatilité. La première concerne les paramètres du modèle GARCH qui doivent être positifs ; i.e.  $\omega > 0$ ,  $\beta_1 > 0$ ,  $\beta_2 > 0$ . La deuxième condition est que la somme des deux paramètres d'effet ARCH ( $\beta_1$ ) et GARCH ( $\beta_2$ ) doivent être inférieure à 1 pour s'assurer que le processus de la variance conditionnelle est positif et stationnaire.

### 2.2.3 Le modèle de volatilité conditionnelle GARCH augmenté du volume de transaction

Dans cette sous-section, nous essayerons d'analyser l'impact du volume de transaction sur la volatilité de l'indice boursier « Tunindex » en incorporant le volume de transaction dans l'équation de la variance (voir Slim, 2016, et Kambouroudis et McMillan, 2015). Ceci nous permet de tester éventuellement le modèle de volatilité suivant :

**GARCH-Volume :** 
$$\sigma_t^2 = \omega + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \theta V_{t-1}$$

Où  $V_{t-1}$  est la valeur retardée du volume de transaction.  $\sigma_t$  est la variance conditionnelle et  $\xi_t$  est le terme du résidu.

### 3) Les procédures de Backtesting

Après avoir estimé les différents modèles de volatilité, nous allons essayer d'analyser la performance des estimations VaR en se basant sur les procédures de Backtesting. En effet, le backtesting est une méthode de validation des modèles VaR qui consiste à

comparer les prévisions de VaR avec les pertes réalisées. Si les dépassements constatés sont supérieurs à 1% ou 5% de la taille de l'échantillon, ceci signifie que les modèles d'estimation de la VaR sont inadéquats dans ce cas.

Dans cette section, nous présentons les Backtests en se basant sur trois tests en matière de gestion des risques de marché. Ces tests de validation reposent essentiellement sur l'évaluation de certaines propriétés des dépassements constatés. Le premier test est celui de la couverture non conditionnelle (voir Kupiec, 1995). En se basant sur ce Backtest, un modèle qui génère des estimations VaR n'est valide que si l'espérance du taux de violation est égale au taux de couverture (i.e 1% ou 5%). Par la suite, nous nous proposons d'utiliser un deuxième backtest appelé le test d'indépendance qui consiste à voir si la séquence des dépassements constatés (ou violations de VaR) est indépendamment distribuée. C'est-à-dire qu'il n'y pas de regroupements de violations. Autrement dit, une perte réalisée aujourd'hui ne doit pas prévoir la séquence de violations futures (voir Christoffersen, 1998 pour plus de détails). Enfin, nous allons évaluer la validité des modèles VaR en se basant sur le test de couverture conditionnelle qui consiste à tester les deux hypothèses jointes des deux premiers backtests (voir aussi Christoffersen, 1998).

Avant de procéder à l'exposition des différents tests utilisés dans le cadre du Backtesting, il faut tout d'abord rappeler qu'est ce qu'une violation de la VaR. Cette dernière correspond à la situation dans laquelle la valeur du portefeuille est inférieure à la valeur prévue de VaR. Formellement, une violation de la VaR peut s'exprimer par la formule suivante :

$$I_t(\alpha) = \begin{cases} 0 & \text{si } r_t \geq -VaR_{t/t-1}(\alpha) \\ 1 & \text{si } r_t < -VaR_{t/t-1}(\alpha) \end{cases}$$

Où  $\alpha$  est le taux de couverture théorique,  $r_t$  représente le rendement de l'indice à la date  $t$  et  $VaR_{t/t-1}(\alpha)$  est la valeur ex ante de VaR.

### ***3.1 L'hypothèse de couverture inconditionnelle***

Comme nous l'avons déjà annoncé, nous allons utiliser le test de couverture non conditionnelle pour évaluer la performance des modèles VaR. Ce backtest est l'un parmi les tests les fréquemment utilisé dans l'industrie bancaire puisque il était incorporé dans les recommandations du « Traffic Light System » proposé par le comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2006, 2009). Mais il reste toujours pour les régulateurs des banques une

procédure de validation de référence. Le test consiste à examiner si le taux de couverture réalisé est égal au taux théorique( $\alpha$ ) pour un échantillon de Backtesting de T observations. Selon Kupeic(1995), l'hypothèse de couverture non conditionnelle s'écrit comme suit :

$$\Pr[I_t(\alpha)=1]=E(I_t(\alpha))=\alpha$$

Ceci est équivalent à tester si la variable indicatrice ( $I_t(\alpha)$ ) suit une loi binomiale de paramètres  $\alpha$ . Sous l'hypothèse nulle de la couverture non conditionnelle, la statistique du rapport de vraisemblance ( $LR_{uc}(\alpha)$ ) suit une loi de khi-deux avec un degré de liberté:

$$LR_{uc}(\alpha) = -2\ln\left[(1-\alpha)^{T-N} \alpha^N\right] + 2\ln\left[\left(1-\frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^N\right] \sim \chi^2(1)$$

Où N est le nombre des exceptions VaR. En effet, la validation des modèles VaR suppose l'acceptation de l'hypothèse nulle de la couverture non conditionnelle. Autrement dit, tout modèle générant des séquences des exceptions VaR n'est pertinent que si la probabilité des pertes réalisées dépassant les estimations VaR est égale au taux de couverture théorique( $\alpha$ ).

### 3.2 L'hypothèse de l'indépendance des violations

Le deuxième backtest utilisé dans notre étude empirique est celui de l'indépendance des séquences de violations de VaR proposé par Christoffersen (1998) et notée (IND). L'hypothèse d'indépendance des violations consiste à vérifier si les violations de la VaR sont indépendamment distribuées. Autrement dit, les violations passées n'affectent pas les violations contemporaines et futures de la VaR. En effet, l'acceptation de l'hypothèse nulle entraîne le respect de l'hypothèse d'indépendance et on pourra donc confirmer la pertinence des estimations VaR.

Formellement, la statistique de Christoffersen(1998)  $LR_{Ind}(\alpha)$  s'écrit comme suit :

$$LR_{Ind}(\alpha) = -2Ln\left[\left(1-\frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^n\right] + 2Ln\left[\left(1-\hat{\pi}_{01}^{n00}\right)^{\hat{\pi}_{01}^{n01}} \left(1-\hat{\pi}_{01}^{n00}\right)^{\hat{\pi}_{11}^{n11}}\right] \sim \chi^2(1)$$

Où  $n_{ij}$  est le nombre de fois dans lequel nous avons  $I_t(\alpha) = j$  et  $I_{t-1}(\alpha) = i$  avec  $i, j = 0, 1$  et

$$\hat{\pi}_{01} = \frac{n_{01}}{(n_{00} + n_{01})} \text{ et } \hat{\pi}_{11} = \frac{n_{11}}{(n_{10} + n_{11})}.$$

### 3.3 L'hypothèse de couverture conditionnelle

Le troisième test à utiliser afin d'évaluer la performance prévisionnelle de la VaR est celui de couverture conditionnelle (CC) proposé par Chirstofferesen (1998). Ce backtest permet de tester conjointement les deux hypothèses nulles de couverture inconditionnelle et d'indépendance. Sous  $H_0$ , la statistique de rapport de vraisemblance de ce test, notée  $LR_{CC}$ , s'écrit comme suit

$$LR_{CC}(\alpha) = LR_{UC}(\alpha) + LR_{Ind}(\alpha) \sim \chi^2(2)$$

## Section 3 : Résultats empiriques

Nous allons consacrer cette section pour présenter les résultats empiriques de cette application. En premier lieu, nous commençons par présenter les statistiques descriptives des différents variables tels que le rendement et le volume de transaction et faire en second lieu une analyse préliminaire des variables. Nous procédons par la suite à l'estimation des différents modèles de volatilité conditionnelle et nous évaluons la performance prévisionnelle des modèles VaR.

### 1) Analyse statistique

Comme nous l'avons déjà mentionné, cette étude analysera l'importance du volume de transaction dans l'estimation du risque de marché émanant de la détention d'un portefeuille de transaction des banques. Le tableau n° 2 ci -après résume l'ensemble des statistiques descriptives appliqués aux séries de rendements de l'indice, notée R, et au volume de transaction, notée V, de fréquence journalière. D'après le tableau n°2, nous constatons que la série du rendement est en moyenne positive tout le long de la période d'étude. Le critère de la dispersion des rendements indique que la série s'avère volatile.

En se basant sur les coefficients du skewness et kurtosis, nous pouvons confirmer le caractère leptokurtique de la distribution des rendements puisque la statistique de l'excès

du kurtosis excède la valeur critique 0. En plus, la statistique du skewness s'écarte de zéro. Plus précisément, la distribution de la série de la rentabilité est asymétrique vers la gauche. Donc, la série présente des queues moyennement épaisses et le processus générateur des rendements n'est pas gaussien.

En ce qui concerne la distribution du volume de transaction, cette dernière est caractérisée par une forte volatilité ayant une distribution leptokurtique asymétrique vers la droite. En effet, la statistique du skewness est positive et celle de l'excès du kurtosis s'écarte du zéro.

**Tableau 2: Statistiques descriptives**

|                   | R       | V        |
|-------------------|---------|----------|
| Moyenne           | 0.014   | 622089   |
| Ecart type        | 0.5686  | 495071.6 |
| Skewness          | -0.5585 | 2.9952   |
| Excès du Kurtosis | 12.4896 | 15.0697  |
| Max               | 4.1086  | 43327    |
| Min               | -4.1439 | 5250745  |

### **1.1 Normalité des variables**

Dans ce qui suit, nous allons analyser la normalité des variables utilisés dans cette étude empirique. Nous allons utiliser le test de Jarque Bera(JB) pour vérifier si les variables suivent une loi normale. En fait, le test JB est fondé sur les deux hypothèses suivantes :

H0 : la série des observations suit une loi normale.

H1 : la série des observations ne suit pas une loi normale.

La statistique du test JB est exprimée comme suit

$$JB = \frac{N}{6} S^2 + \frac{N}{24} (K - 3)$$

Où  $N$  est le nombre d'observations,  $S$  est le coefficient d'asymétrie et  $K$  est le coefficient du kurtosis.<sup>3</sup>

Il faut noter que la statistique du JB suit une loi de khi-deux de 2 degrés de liberté. Le tableau n° 3 ci-après montre que les deux séries R et V ne suivent pas une loi normale car la statistique du test JB excède la valeur critique de la loi de khi-deux de 2 degrés de liberté au seuil de 1 % à savoir 9.2103.

**Tableau 3: Résultats d'estimation du test de normalité JB**

|                             | R      | V      |
|-----------------------------|--------|--------|
| Statistique JB              | 10915* | 18250* |
| Valeur critique au seuil 1% | 9.2103 | 9.2103 |

\*la statistique est significative au seuil de 1%.

### 1.2 Auto-corrélation de la série des rendements

Afin d'analyser l'auto corrélation des séries temporelles étudiées, nous allons se baser sur le test de Ljung-Box appliqués aux séries des résidus standardisés au carré. En effet, le test de Ljung box permet de vérifier si la série d'observations est aléatoire et indépendante dans le temps. Donc, sous  $H_0$ , la nullité jointe de tous les coefficients d'auto-corrélation de la série des résidus. Par contre, sous  $H_1$ , on rejette l'hypothèse nulle de l'absence d'auto-corrélation.

Selon les résultats présentés au niveau du tableau n° 4, nous rejetons l'hypothèse nulle d'absence d'auto- corrélation puisque la statistique du Ljung Box pour un retard de 20  $Q^2(20)$  est statistiquement significative au seuil de 1%. Autrement dit, la valeur de la statistique est supérieure à la valeur critique khi-deux de 20 degré de liberté. Ceci met en évidence la présence d'effets ARCH au niveau de la série. En effet, le fait que les séries de rendement présentent des caractéristiques de faits stylisés, ceci justifie l'utilisation des distributions leptokurtique lors de la prévision de la VaR tel que la distribution Skewed-t.

---

<sup>3</sup> Le coefficient d'asymétrie et du kurtosis s'écrit comme suit  $S = \frac{\mu_3}{\sigma^3}$  et  $K = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$

**Tableau 4: Résultats d'estimation du test du Ljung Box appliqué au série de rendement**

|                              | R       |
|------------------------------|---------|
| Statistique Ljung Box Q2(20) | 217.42* |
| Valeur critique au seuil 1%  | 31.4104 |

\* la statistique est significative au seuil de 1%.

### 1.3 Étude de la stationnarité des variables

Après avoir étudié la normalité et l'auto-corrélation des séries, nous allons examiner, dans ce qui suit, la stationnarité des nos variables. Il faut tous d'abord rappeler qu'est ce que un processus stationnaire. Un processus est dit stationnaire si et seulement si la série ne comporte ni tendance ni saisonnalité et son moment d'ordre 1 et 2 ne varie pas au cours du temps. Notons qu'on peut caractériser la stationnarité d'une série temporelle si cette dernière évolue autour d'une valeur moyenne. Pour examiner la stationnarité des variables, nous allons utiliser le test d'ADF « Adjusted Augmented –Dickey- Fuller ». Sous H0, la série est non-stationnaire indiquant la présence d'une racine unitaire pour les processus étudiés.

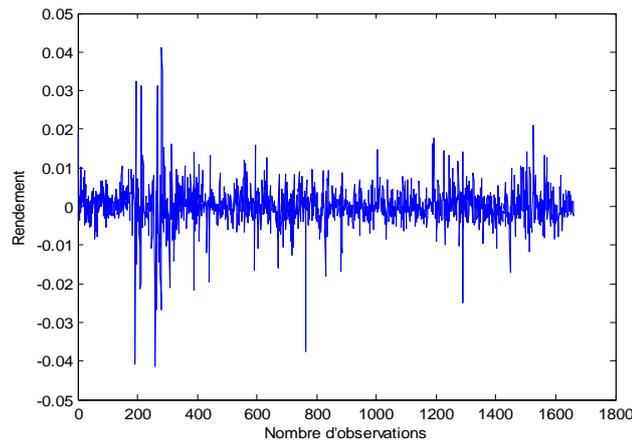
Les statistiques et les P-value du test de racine unitaire ADF des deux variables présentées au niveau du tableau n° 5 ci- après montrent que le la P-value du test appliqué au série du rendement est inférieur au seuil de 1%. Donc,on rejette l'hypothèse nulle de non-stationnarité.

**Tableau 5: Résultats d'estimations du test de non-stationnarité ADF**

| ADF test    | R        | V        |
|-------------|----------|----------|
| Statistique | -30,6566 | -12.5778 |
| P value     | 0.001*   | 0.001*   |

\*La statistique est significative au seuil de 1%.

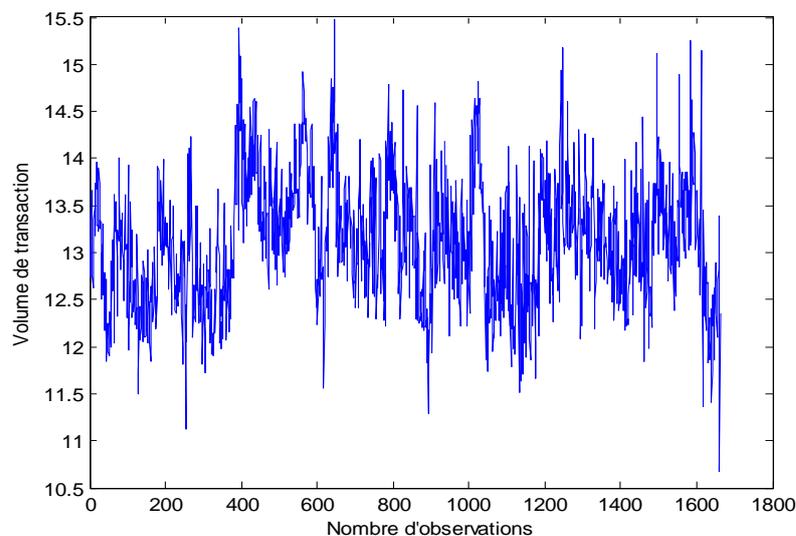
Le graphique n°1 ci-après montre que la série du rendement est stationnaire puisque elle évolue autour d'une valeur moyenne.



**Figure 1: Évolution des rentabilités de l'indice Tunindex**

En se basant sur l'étude empirique de Park(2010), nous devons appliquer la fonction logarithmique pour le volume de transaction afin de stabiliser la variabilité des séries du volume de transaction et de réduire la non-normalité de sa distribution. Le test ADF de non-stationnarité appliqué à la série du volume de transaction indique que cette dernière est stationnaire puisque cette série a une P-Value inférieur au seuil de 1%.

Lorsqu'on applique l'opérateur log pour le volume, on remarque à l'aide du graphique n° 3 ci-après que la série du volume de transaction est stationnaire puisque elle est attirée par une valeur moyenne. Ceci confirme les résultats annoncés précédemment par le test de racine unitaire ADF.



**Figure 2: Évolution journalière du volume de transaction**

### 1.4 Détermination du processus générateur des rendements

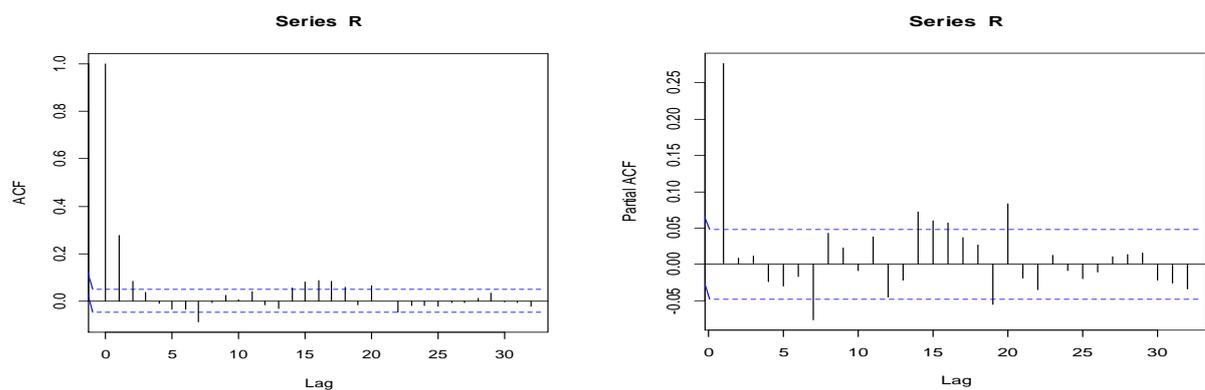
Dans ce qui suit, nous allons spécifier en premier lieu le processus de générateur de l'équation de la moyenne conditionnelle de la série du rendement à l'aide de la procédure de Box and Jenkin et par la suite le processus générateur de la variance conditionnelle en se basant sur les critères d'information Akaike.

#### 1.4.1 Détermination du processus générateur de l'espérance conditionnelle

Nous allons essayer de modéliser l'équation de la moyenne conditionnelle par le biais du processus ARMA (p,q) générateur des séries de rendements. En effet, la procédure de la modélisation repose sur 3 étapes majeures :

- ✓ Identification et détermination des ordres du processus AR (p) et du processus MA(q)
- ✓ Estimation des différents modèles choisis
- ✓ Analyse des coefficients et des résidus

En se basant sur les corrélogrammes ci-après, nous remarquons que la fonction d'auto corrélation (ACF) s'annule à l'ordre 4, donc le retard du processus autorégressif P est de 4-1, soit au maximum égal à 3. Par contre, la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) s'annule à l'ordre Q égal à 2. Donc, nous pouvons prendre pour MA un retard d'ordre 1.



**Figure 3: Présentation des fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF)**

Nous allons par la suite procéder à l'estimation des différents modèles de l'équation de la moyenne conditionnelle et faire le choix du meilleur modèle en se basant sur la minimisation des critères d'information Akaike info (AIC) et la maximisation de la fonction de vraisemblance. Les résultats d'estimation d'équation de la moyenne conditionnelle sont présentés au niveau du tableau suivant :

**Tableau 6: Choix et comparaison des différents modèles de l'espérance conditionnelle**

| <b>Processus</b> | <b>Log likelihood</b> | <b>Akaike info</b> |
|------------------|-----------------------|--------------------|
| <b>AR(1)</b>     | <b>-1352,09</b>       | <b>2709.28</b>     |
| <b>AR(2)</b>     | -1352.28              | 2712.56            |
| <b>AR(3)</b>     | -1352,17              | 2714.34            |
| <b>MA(1)</b>     | -1357,43              | 2720.86            |
| <b>ARMA(1,1)</b> | -1352,27              | 2712.55            |
| <b>ARMA(2,1)</b> | -1452,28              | 2714.55            |
| <b>ARMA(3,1)</b> | -1352.64              | 2716.18            |

D'après le tableau ci-dessus, le modèle retenu pour l'équation de la moyenne conditionnelle dans notre cas est le modèle AR(1) car ce dernier maximise la fonction de log de vraisemblance et minimise le critère Akaike (AIC).

#### **1.4.2 Détermination du processus générateur de la variance conditionnelle**

Comme nous avons déjà montré lors de l'analyse statistique la présence des effets ARCH, nous procédons ainsi à la détermination de l'équation de la variance conditionnelle. En se basant sur le Corrélogramme des résidus carrés, nous pouvons en premier lieu déterminer les retards significatifs p et q du modèle GARCH et les modèles candidats et par la suite estimer les différents modèles de volatilité conditionnelle. Enfin, nous déterminons le modèle adéquat en utilisant les critères d'information Akaike.

**Tableau 7: Choix des modèles GARCH**

| Processus             | Akaike info Criterion |
|-----------------------|-----------------------|
| AR(1)-ARCH (1)        | 1,3421                |
| AR(1)-ARCH (2)        | 1,2775                |
| AR(1)-ARCH(3)         | 1,2808                |
| AR(1) -GARCH(1,1)     | 1,2406                |
| AR(1)-GARCH(2,1)      | ****                  |
| AR(1)- GJR GARCH(1,1) | ****                  |

\*\*\*\* : Modèle ayant des paramètres non-significatifs.

Nous avons essayé d'estimer les retards des modèles GARCH jusqu' à 5 mais les résultats d'estimations montre que seulement pour un retard d'ordre 1, les paramètres des modèles de volatilité conditionnelle sont significatifs. Plus précisément, le modèle AR(1) GARCH a été retenu parce qu'il présente la valeur minimale du critère d'information Akaike. Par contre, les autres modèles présentent des paramètres non-significatifs.

## 2) Les estimations des modèles de volatilité

L'objectif majeur de cette étude est d'analyser l'importance du volume de transaction dans la prévision du risque de marché. Nous allons, dans ce qui suit, examiner la relation entre le volume de transaction et la volatilité puisque la prévision de la volatilité est un élément clé dans la détermination des prévisions VaR. Comme nous l'avons déjà montré dans le chapitre n° 2, le volume et la volatilité sont dirigées par le même facteur du flux information. Pour cela, nous allons tous d'abord estimer le modèle GARCH standard en supposant différents lois de distribution des rendements tels que la loi normale et la loi skewed -student. Ensuite, nous allons estimer la relation entre le volume de transaction et la volatilité en incorporant le volume dans l'équation de la variance. Les paramètres du modèle de volatilité conditionnelle GARCH ont été estimés à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance.

Pour évaluer l'ajustement des données à la distribution choisie, nous allons utiliser le test d'Adjusted Pearson (AP) est un test permettant de vérifier l'ajustement statistique du modèle estimé à la distribution choisie du terme d'erreur. En effet, l'hypothèse nulle est celle de l'acceptation de la distribution des séries de rendements utilisée contre l'hypothèse

alternative mauvaise ajustement des données. Si la valeur du p-value est inférieure à seuil  $\alpha^4$ , cela indique que l'hypothèse nulle est rejetée et que la distribution utilisée n'est pas adéquate dans ce cas.

Les résultats présentés dans le tableau n°9 montrent que les paramètres des modèles GARCH  $\beta_1$  et  $\beta_2$  sont statistiquement significatifs au seuil de 1% et leur somme est toujours inférieure à 1. Ceci reflète l'effet de la persistance et du regroupement de la volatilité. Les paramètres d'échelle ( $\lambda$ ) et Skew ( $\theta$ ) de la distribution des résidus sont significatifs au seuil de 1% lors de l'estimation du modèle GARCH en supposant la loi skewed-t. En outre, le test adujsted Pearsen Goodness of Fit (AP) test montre que la loi normale est rejetée au seuil de 1%. Par contre, d'après ce test, on accepte la distribution skewed-t pour le terme d'erreur.

Sachant que la relation entre le volume et la volatilité est l'un des sujets les plus discuté dans la littérature financière. Les travaux empiriques ont confirmé l'existence d'une relation positive entre le volume des échanges et la volatilité. Pour cela, dans ce qui suit, nous allons essayer de mesurer l'impact du volume sur la volatilité. L'existence d'une relation entre le volume et la volatilité a été testée en examinant le modèle de volatilité conditionnelle GARCH augmenté du volume de transaction et combinés par deux types de distribution du terme d'erreur à savoir ; la distribution normale et skewed-student.

Les résultats d'estimation des modèles augmentés reportés dans le tableau n°9 ci-dessous attestent que le volume affecte positivement et significativement la volatilité. Ceci indique que le volume retardé partage le même contenu informationnel de la volatilité. En effet, le volume permet d'accroître la volatilité future puisque le coefficient du volume ( $\theta$ ) incorporé dans l'équation de la volatilité conditionnelle est positif et significativement différent du zéro au seuil de 1%. Même pour les modèles de volatilité conditionnelle augmentés, on rejette la distribution normale car le P-Value du test AP appliqué aux modèles GARCH est inférieur au seuil de 1%. De plus, la distribution skewed est la meilleure distribution appliquée au terme d'erreur puisqu'elle présente les P-Value du test AP les plus élevé. Pour le modèle GARCH, nos résultats confirment le fait les coefficients

---

<sup>4</sup>  $\alpha$  peut être 1%, 5% ou 10%.

d'ARCH  $\beta_1$  et de GARCH  $\beta_2$  restent significatifs même après l'introduction du volume de transaction comme une variable exogène dans l'équation de la variance conditionnelle.

Pour comparer l'ajustement des données aux deux types des modèles, nous pouvons utiliser le test du ratio de vraisemblance du Cox and Hinkel (1974). Ce test a été fréquemment utilisé pour résoudre ce type de problème (voir Sidorov et al. (2014)). Notons que dans notre cas les modèles restreints se sont les modèles de volatilité conditionnelle non-augmentés et les modèles non-restreints se sont les modèles de volatilité conditionnelle augmentés du volume de transaction. Dans cette sous-section, nous allons tester l'ajustement des données aux modèles GARCH augmentés du volume de transaction contre les modèles d'hétéroscadasticité conditionnelle. La statistique qui correspond à ce test est la suivante :

$$LR = 2[LLK_{nr} - LLK_r]$$

Où  $LLK_{nr}$  est le log de la vraisemblance des modèles non-contraints et  $LLK_r$  est le log de la vraisemblance des modèles contraints. Cette statistique suit une loi de Khi-deux ayant un degré de liberté égal à la différence du nombre des paramètres des deux types de modèles. Dans notre cas, ce nombre est égal à 1 puisque le nombre de restriction est un seul paramètre qui est le coefficient du volume de transaction. En effet, les valeurs critiques  $\chi^2(1)$  calculées au seuil de 1%, 5% et 10% sont à l'ordre de 6.6348, 3.8414 et 2.7055, respectivement. Les résultats du test de rapport de vraisemblance (LR) rapportés au tableau n°9 montrent que le modèle GARCH augmenté du volume de transaction est préférable au modèle GARCH car le rapport de log vraisemblance est supérieur à la valeur critique  $\chi^2(1)$  3.8414 au seuil de significativité 5%. Donc, on conclut que le volume améliore les estimations des modèles de volatilité conditionnelle. Les résultats de cette étude confirment les résultats des études antérieures de Yen et Chen (2010) et Louhichi (2011) où le volume de transaction explique la volatilité conditionnelle.

**Tableau 8 : Résultats des estimations du modèle GARCH standard et augmenté du volume de transaction**

| Modèle         | innovation |           |            |   | b1        | $\omega$  | $\beta_1$ | $\beta_2$ |           | LLK       | AP test    | LR     |        |
|----------------|------------|-----------|------------|---|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|--------|--------|
| <b>GARCH</b>   | Normale    |           |            |   | 0.2435*   | 0.0649*   | 0.4061*   | 0.3724*   |           | -1024,715 | 2.913e-09  | -      |        |
|                |            |           |            |   | (0.0000)  | (0.0000)  | (0.0000)  | (0.0000)  |           |           |            |        |        |
|                | Skewed-t   | $\lambda$ | 1.0353     | 9 | 4.9646    | 0.2266    | 0.0549    | 0.3999    | 0.4061    |           | -911,6711  | 0.2305 | -      |
|                |            |           | (0.0000)** |   | (0.0000)* | (0.0000)* | (0.0000)* | (0.0000)* | (0.0000)* |           |            |        |        |
| Modèle         | innovation |           |            |   | b2        | $\omega$  | $\beta_1$ | $\beta_2$ | $\theta$  | LLK       | AP test    | LR     |        |
| <b>GARCH-V</b> | Normale    |           |            |   | 0.2424*   | 0.0000    | 0.4067*   | 0.3609*   | 0.0051*   | -1022,329 | 1.244 e-07 | 4,772  |        |
|                |            |           |            |   | (0.0000)  | (0.9999)  | (0.0000)  | (0.0000)  | (0.0000)  |           |            |        |        |
|                | Skewed-t   | $\lambda$ | 1.0355*    | 9 | 4.9864*   | 0.2268*   | 0.0000    | 0.3961*   | 0.4033*   | 0.0043*   | -908,2455  | 0.6647 | 6,8512 |
|                |            |           | (0.0000)   |   | (0.0000)  | (0.9999)  | (0.0000)  | (0.0000)  | (0.0000)  |           |            |        |        |

Note : le tableau ci-dessous décrit les résultats d'estimations des modèles de volatilité appliqué à la distribution des rendements. Nous considérons deux types de modèles : GARCH et GARCH-V ayant chacun deux types de distribution : normale, et skewed -t. LK représente la valeur de la fonction de vraisemblance. AP test est le test d' " Adjusted Pearson Goodness-of-Fit " utilisé pour examiner l'ajustement des données à la distribution choisi. Le signe \* traduit la significativité du paramètre au seuil 1%. LR est le rapport de vraisemblance permettant de discriminer entre les modèles de volatilité simple (nommé aussi modèle non emboîté) et les modèles de volatilité augmenté du volume de transaction (appelés aussi les modèles emboîtés).

### 3) La performance de la VaR

Pour tester le pouvoir prédictif du volume de transaction dans la prévision de la volatilité des rendements, nous avons déterminé les prévisions VaR pour un seuil de 1% et 5%. Par la suite, nous avons comparé les prévisions VaR aux rendements actuels de l'indice. La performance du modèle GARCH non-augmenté et augmenté du volume a été examinée durant la période du Backtesting en se basant sur les procédures du Backtesting d'indépendance des violations (IND) de la couverture inconditionnelle (UC) et conditionnelle (CC). En effet, notre échantillon est divisé en deux sous-échantillons : le premier est un échantillon d'estimation qui comporte 1161 observations pour générer des estimations VaR soit à l'ordre de 70% du total de l'échantillon et le deuxième est un échantillon de validation ayant 500 observations soit le reste du total de l'échantillon. Ce dernier est utilisé pour comparer les prévisions VaR aux rendements actuels.

**Tableau 9: Les résultats du backtesting au seuil de confiance 1%**

| Modèle                  | Innovation | N | f    | UC     | IND    | CC     |
|-------------------------|------------|---|------|--------|--------|--------|
| <b>Riskmetrics (RM)</b> | normale    | 6 | 1.2% | 0.6596 | 0.7023 | 0.8437 |
| <b>GARCH</b>            | normale    | 6 | 1.2% | 0.6596 | 0.7023 | 0.8437 |
| <b>GARCH-V</b>          | normale    | 6 | 1.2% | 0.6596 | 0.7023 | 0.8437 |
| <b>GARCH</b>            | skewed-t   | 4 | 0.8% | 0.6445 | 0.7993 | 0.8704 |
| <b>GARCH-V</b>          | skewed-t   | 5 | 1%   | 0.9964 | 0.1012 | 0.9506 |

Note : Ce tableau décrit les résultats du Backtesting appliqué à la série des rendements pendant la période du backtesting. Les valeurs associées au test de couverture inconditionnelle (UC), d'indépendance (IND) et de couverture conditionnelle (CC) se sont les p-values. N est le nombre de violations et f présente le taux moyen empirique des violations calculé comme le rapport entre le nombre de violation et la taille de l'échantillon de validation.

Au niveau du tableau n° 10 ci-dessus, nous avons rapporté trois statistiques du Backtesting, notée UC, IND et CC permettant d'examiner certaines propriétés désirables des séquences des exceptions des VaR associées aux différents modèles de calcul notamment les modèles de volatilité conditionnelle GARCH et GARCH-V. Dans notre cas, les estimations du modèle Risk Metrics (RM) est considéré comme référence. Au seuil de risque 1%, nous pouvons noter que toutes les prévisions VaR qu'on propose ne peuvent

être rejetées puisque les p-values des trois Backtests reportées dans le tableau n° 10 sont supérieures à 10%. Ceci nous conduit à accepter la validité de toutes les prévisions de VaR. Seule les modèles RM, GARCH-normale et GARCH-V-normale sous-estime le risque car le nombre de violations est supérieur au taux théorique. Par contre, le modèle GARCH-skewed surestime le risque puisque le nombre de violation est inférieur au taux de couverture théorique.

Ensuite, nous remarquons que les prévisions VaR de la distribution normale et skewed-t sont différentes en termes de performance prédictive des estimations VaR. Plus précisément, les estimations de la loi skewed-t sont plus pertinentes que celle de la loi normale car les P-values du test CC de la loi skewed-t sont supérieures à ceux de la loi normale. Ceci confirme les résultats trouvés au niveau de la sous-section précédente d'estimation de modèle de volatilité dans lesquelles on rejette la loi normale appliqué à la distribution des rendements et on accepte par conséquent la loi skewed-t qui tient compte du caractère leptokurtique des séries financières.

Toutefois, l'objectif de ce travail empirique n'est pas simplement de poser le constat sur les différentes prévisions du risque mais il s'agit de s'assurer que le volume de transaction améliore la performance prévisionnelle des prévisions VaR et plus précisément les tests du backtesting permettent de discriminer parmi les modèles valides, le modèle le plus performant que ce soit GARCH ou bien GARCH augmenté du volume. Les résultats du tableau n°10 qu'au seuil de risque 1% montrent que les prévisions VaR basées sur le modèle GARCH-V –skewed sont les plus performantes car ce modèle a la P-value la plus élevée. Ceci indique que l'incorporation du volume améliore la performance des prévisions VaR. Considérons par exemple le test de couverture inconditionnelle, le modèle GARCH-V prédit convenablement le nombre de violations puisque le nombre de violation de VaR observé est égal au taux théorique 5.

Pour résumer, si on suppose une loi de type skewed-t et on inclut le volume de transaction dans l'équation de la variance conditionnelle, la performance des modèles VaR semble la plus pertinente. Ces résultats confirment les résultats antérieurs du slim (2016) et Kambouroudis et McMillan (2015) qui ont montré que le volume améliore la performance prévisionnelle des prévisions VaR. Plus précisément, Giot(2005) montre aussi que si on améliore la prévision de la volatilité et on suppose une densité de probabilité plus flexible

qui tient compte du fait que les queues de la distribution sont épaisses, on peut avoir une meilleure performance des modèles VaR proposés.

Passons maintenant à l'analyse des résultats de la performance des modèles VaR proposées au seuil de 5%, nous remarquons d'après les résultats obtenus rapportées au tableau n°11 ci-dessous que tous les modèles de prévision VaR surestiment le risque à cause du nombre réduit des violations VaR à l'exception du modèle Risk Metrics. En se basant sur les trois backtests, aucun modèle n'est rejeté car tout les P-value sont supérieur au seuil de significativité 5%. Le plus important à noter, c'est que les modèles GARCH-V ayant une distribution normale ou skewed -t offre la meilleure performance prédictive des estimations VaR. Ceci met en évidence le rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché.

**Tableau 10: Les résultats du backtesting au seuil de confiance 5%**

| Modèle                  | Innovation | N  | f    | UC     | IND    | CC     |
|-------------------------|------------|----|------|--------|--------|--------|
| <b>Riskmetrics (RM)</b> | normale    | 21 | 4.2% | 0.4048 | 0.0588 | 0.1185 |
| <b>GARCH</b>            | normale    | 16 | 3.2% | 0.0497 | 0.3032 | 0.0858 |
| <b>GARCH-V</b>          | normale    | 16 | 3.2% | 0.1338 | 0.2457 | 0.1657 |
| <b>GARCH</b>            | skewed-t   | 17 | 3.4% | 0.0839 | 0.2734 | 0.1232 |
| <b>GARCH-V</b>          | skewed-t   | 19 | 3.8% | 0.2028 | 0.2200 | 0.2095 |

Note : Ce tableau décrit les résultats du Backtesting appliqué à la série des rendements pendant la période du backtesting. Les valeurs associées au test de couverture inconditionnelle (UC), d'indépendance (IND) et de couverture conditionnelle (CC) se sont les p-values. N est le nombre de violations et f présente le taux moyen empirique des violations calculé comme le rapport entre le nombre de violation et la taille de l'échantillon de validation.

### *Conclusion*

En conclusion, nous avons, au terme de ce chapitre, mener cette étude, pour mesurer le risque émanant de la détention des banques d'un portefeuille de transaction. Plus précisément, nous avons examiné le rôle du volume de transaction dans la prévision du risque de marché. Nous proposons, dans cette étude, d'utiliser l'approche paramétrique de

la VaR afin d'incorporer le volume de transaction dans l'équation de la volatilité conditionnelle.

Autrement dit, notre objectif est d'examiner si la performance des modèles VaR s'améliore en testant le pouvoir prédictif volume de transaction dans la prévision de la volatilité future de l'actif puisque cette dernière est une composante clé dans le calcul des prévisions VaR. Pour cela, nous avons essayé d'estimer les modèles de volatilité conditionnelle de type GARCH augmenté et non-augmenté du volume de transaction combiné avec deux de distribution de loi paramétrique notamment la loi normale et la loi skewed. Par la suite, nous avons essayé d'examiner la validation des différents modèles proposés en se basant sur les tests de backtesting. Toute la méthodologie annoncée précédemment a été appliquée sur l'indice boursier tunisien puisque ce dernier représente un portefeuille de marché diversifié.

Nos résultats montrent en premier lieu que la loi normale a été rejetée en faveur de distribution alternative à savoir la loi skewed-t. En second lieu, toutes les spécifications des modèles de volatilité conditionnelle sont jugées pertinentes lors de l'analyse des risques aussi bien au seuil de risque 1% qu'au seuil de 5%.

En plus, les résultats de notre étude montrent que le volume de transaction peut être utilisé comme un outil de discrimination entre les différentes prévisions des modèles VaR considérées puisque les modèles GARCH augmentés du volume ayant une distribution de type Skewed-t semble les plus pertinentes aux différents seuils de risque. Une telle analyse de nos résultats donnera des arguments en faveur de tous qui ceux qui privilégient les modèles de GARCH augmentés dans l'estimation du risque de marché au détriment des modèles non-augmentés.

Ces résultats confirment l'intérêt des banques tunisiennes à développer des nouveaux modèles internes de gestion du risque simple dans la mesure où l'élaboration de ces modèles est simple et pertinente dans la mesure où ils améliorent la performance des modèles VaR.

## ***CONCLUSION GÉNÉRALE***

---

Depuis la crise financière de 2007, l'évaluation du risque de marché devient l'un des soucis majeurs des acteurs financiers face aux pertes énormes qui ont entraîné un déséquilibre des banques lors de la crise de Subprimes. En effet, l'un des principaux rôles d'un gestionnaire du risque d'une part, est d'apprécier dans quelle mesure l'institution financière est exposée au risque découlant de la dégradation de la valeur de son portefeuille. D'autre part, le gestionnaire de risque est amené à trouver les outils nécessaires pour améliorer la performance des modèles de risque et par conséquent minimiser l'allocation des fonds propres pour faire face à ce risque.

Une technique, appelée Value-at-Risk (VaR), a été développée afin de quantifier le risque de marché. Nombreux sont les auteurs qui ont tenté d'améliorer la performance de l'approche paramétrique VaR : Slim et al. (2016) et Kambouroudis et McMillan(2015). En effet, la volatilité accrue des marchés a renforcé l'intérêt des gestionnaires de risques de développer de nouveaux outils lui permettant d'éviter l'éventualité des pertes lourdes. A titre d'exemple, Kambouroudis et McMillan(2015) ont trouvé que le volume de transaction améliore les prévisions VaR.

Dans cette étude empirique, nous avons examiné le pouvoir prédictif du volume aussi bien dans la prévision de la volatilité future ainsi que dans la performance des modèles VaR appliqué à un portefeuille de transaction diversifié notamment l'indice Tunindex. C'est pourquoi, nous avons consacré le premier chapitre du mémoire pour présenter le cadre réglementaire de la gestion des risques des marchés au niveau international que nationale. Ensuite, nous avons analysé le fondement théorique et la revue empirique de la relation volume-volatilité. Puis, nous avons donné un aperçu général sur les travaux empiriques soulignant le rôle du volume de transaction dans la prévision de la volatilité et du risque de marché.

Dans notre approche économétrique, nous avons testé en premier lieu la relation entre le volume et la volatilité afin d'examiner si le volume de transaction partage le même contenu informationnel de la variable latente volatilité qui est considéré comme une variable clé dans le calcul des prévisions VaR. Ensuite, nous avons estimé le concept VaR en se basant sur deux types de méthodes de calcul. La première consiste à comparer les prévisions VaR avec les rendements actuels de l'indice en adoptant le modèle GARCH standard pour calculer les prévisions VaR. La deuxième méthode repose sur le calcul de la VaR à l'aide des modèles de volatilité conditionnelle augmentés d'une variable exogène

nommée volume de transaction. A l'aide des procédures de backtesting, nous pouvons déterminer quelle est parmi les deux méthodes de calcul de la VaR semble la plus performante.

Tout d'abord, les résultats des estimations de la relation entre le volume et la volatilité en se basant sur les modèles de volatilité conditionnelle augmentés du volume de transaction montrent que le volume permet d'expliquer significativement la volatilité conditionnelle. Ceci est conforme avec la littérature financière. Autrement dit, le volume est une variable financière informatif qui est accompagné par une forte volatilité. A travers les tests du rapport de vraisemblance, nous avons montré que les modèles de volatilité conditionnelle augmentés performant mieux que les modèles GARCH standard.

De plus, nous avons essayé d'examiner l'ajustement des données aux différentes lois de distributions tel que la loi normale et la loi skewed-t, les résultats des estimations des modèles de volatilité standard et augmentés du volume nous permettent de retirer la conclusion suivante : la distribution de la loi skewed -t est la plus adéquate lors de la modélisation de l'ajustement des résidus.

En ce qui concerne la performance des modèles VaR, nous avons montré que l'incorporation du volume de transaction comme une exogène dans l'équation de la volatilité conditionnelle améliore la performance prévisionnelle de la VaR à condition qu'on choisit la loi de la distribution des rendements la plus adéquate notamment dans notre cas la loi skewed-t qui tient compte du caractère leptokurtique des séries financières. Ces résultats ont des implications importantes pour les banques tunisiennes mais j'aurais aimé appliquer les modèles précédemment discutés sur une position prise par notre banque.

Enfin, l'amélioration des outils de gestion des risques et l'assurance de la fiabilité globale des modèles internes de gestion des risques constituent un travail permanent des gestionnaires des risques des banques afin de mieux appréhender l'exposition des banques aux risques émanant de la détention des actifs risqués. Or, les résultats de ce travail empirique nous conduisent à une meilleure gestion du risque de marché et un vrai changement dans les pratiques bancaires en matière de gestion des risques des marchés.

# **BIBLIOGRAPHIE**

## **❖ Articles scientifiques**

- Acerbi, C., 2004. Coherent representations of subjective risk-aversion..John Wiley and Sons, New York, 147–207.
- Alsubaie, A., Najand, M., 2009. Trading volume, time-varying conditional volatility, and asymmetric volatility spillover in the Saudi stock market. *Journal of Multinational Financial Management* 19, 139-159.
- Andersen, T. G., 1996. Return volatility and trading volume: An information flow interpretation of stochastic Volatility. *The Journal of Finance* 51(1), 169-204.
- Arago,V., Nieto,L. 2005.H, 2005. Heteroskedasticity in the returns of the main world stock exchange indices: volume versus GARCH effects. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 15(3), 271-284.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M., Heath, D., 1997. Thinking coherently. *Risk* 10 (11), 68–71.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M., Heath,D., 1999. Coherent measures of risk. *Mathematical Finance* 9 (3), 203–228.
- Asai, M., Brugal, I. , 2013. Forecasting Volatility via Stock Return, Range, Trading Volume and Spillover Effects: The Case of Brazil. *North American Journal of Economics and Finance*25, 202-213.
- Barone-Adesi G., Giannopoulos K., Vosper.L., 1999, “VaR without Correlations for NonLinear Portfolios”, *Journal of Futures Markets*, 19, 853-602.
- Basak, S., Shapiro, A., 2001. Value-at-risk based risk management: Optimal policies and asset prices. *The Review of Financial Studies* 14 (2), 371–405.
- Baum, C.F., Caglayan, M. , 2010. On the Sensitivity of the Volume and Volatility of Bilateral Trade Flows to Exchange Rate Uncertainty. *Journal of International Money and Finance* 29(1), 79-93.
- Berkowitz, J., 2000. A coherent framework for stress-testing. *Journal of Risk* 2, 1–11.

- Bessembinder, H., Seguin, P.J., 1993. Price Volatility, Trading Volume, and Market Depth: Evidence from Futures Markets. *Journal of Financial Quantitative Analysis* 28(1), 21–39.
- Bohl, M.T., Henke, H., 2003. Trading volume and stock market volatility: the Polish case. *International Review of Financial Analysis* 12(5), 513–525.
- Bollerslev, T., 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 31, 307-327.
- Bose, S., Rahman, H., 2015. Examining the relationship between stock return volatility and trading volume: new evidence from an emerging economy. *Applied Economics* 47(18), 1899–1908.
- Cabedo, J.D., Moya, I., 2003. Estimating oil price Value at Risk using the historical simulation approach. *Energy Economics* 25(3), 239-253.
- Carchano, O., Rachev, S., Sung, W., Kim, A., 2010. *Volume Adjusted VaR in Spot and Futures Markets*. Technical Report, Stony Brook, NY: Stony Brook University.
- Chan, C.C., Fong, W.M., 2006. Realized volatility and transactions. *Journal of Banking and Finance* 30(7), 2063-2085.
- Chen, G., Firth, M., Rui, O.M., 2001. The Dynamic Relation between Stock Returns, Trading Volume, and Volatility. *The Financial Review* 36(3), 153-73.
- Chen, Z., Daigler, R.T., 2008. An Examination of the volume-volatility information theories. *The Journal of Futures Markets*, 28, 963-992.
- Chevallier, J., Sévi, B., 2012. On the volatility-volume relationship in energy futures using intraday data. *Energy Economics* 34(6), 1896-1909.
- Christoffersen, P., 1998. Evaluating interval forecasts. *International Economic Review* 39 (4), 841-862.
- Christoffersen, P., 2006. Value at Risk Models. Document de travail. URL <http://christoffersen.com/CHRISTOP/research/christoffersenspringer20sept2006.pdf>
- Chuang, W.I., Liu, H.H., Susmel, R., 2012. The Bivariate GARCH Approach to Investigating the Relation between Stock Returns, Trading Volume and Return Volatility. *Global Finance Journal* 23(1), 1-15.
- Clark, P., K., 1973. A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative prices. *Econometrica*, 41(1), 135–155.

- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres. Rapport technique, 1996. Banque des Règlements Internationaux, Bâle, Suisse, URL <http://www.bis.org/publ/bcbs128fre.pdf>.
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres. Rapport technique, 2006. Banque des Règlements Internationaux, Bâle, Suisse, URL <http://www.bis.org/publ/bcbs128fre.pdf>.
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Réponse du Comité de Bâle à la crise financière : Rapport au Groupe des Vingt. Rapport technique, 2009. Banque des Règlements Internationaux, Bâle, Suisse, URL [http://www.bis.org/publ/bcbs179\\_fr.pdf](http://www.bis.org/publ/bcbs179_fr.pdf).
- Consigli, G., 2004. Estimation of tail risk and portfolio optimization with respect to extreme measures. John Wiley and Sons, New York, 365–401.
- Cont, R., 2001. Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance* 1 (2), 223-236.
- Copeland, T. E., 1976. A model of asset trading under the assumption of sequential information arrival. *Journal of Finance* 31(4), 1149–1168.
- Corsi, F., 2009. A Simple Approximate Long-Memory Model of Realized Volatility. *Journal of Financial Econometrics* 19, 1-23.
- Cougnaud, R., 2007. L'univers des risques en finance : Un équilibre en devenir. Presses de Sciences Po, 288 pages.
- Cox, D. R., Hinkley, D. V., 1974. *Theoretical Statistics*. Chapman and Hall.
- Daigler, R.T., Wiley, M.K., 1999. The impact of trader type on the futures volatility volume relation. *Journal of Finance* 54(6), 2297-2316.
- Darrat, A.F., Zhong, M., Cheng, L. T. W., 2007. Intraday volume and volatility relations with and without public news. *Journal of Banking and Finance* 31, 2711-2729.
- Donaldson, R.G., Kamstra, M.J., 2005. Volatility Forecasts, Trading Volume, And the ARCH versus option- Implied Volatility Trade- Off. *The Journal of Financial Research* 28(4), 519-538.
- Easley, D., Kiefer, N. M., O'Hara, M., 1997. One day in the life of a very common stock. *Review of Financial Studies* 10, 805-835.

- Engle, J., Gizycki, M., 1990. Conservatism, Accuracy and Efficiency comparing Value-at-Risk Models. Working paper.
- Epps, T. W., Epps, M. L., 1976. The stochastic dependence of security price changes and transaction volumes: Implications for the mixture-of distribution hypothesis. *Econometrica*, 44(2), 305-321.
- Ewing, B.T., Thompson, M.A., Yanochik, M.A., 2007. Using volume to forecast stock market volatility around the 1929 crash. *Applied Financial Economics* 17(14), 1123–1128.
- Fuertes, A.M., Izzeldin, M., Kalotychou, E., 2009. On forecasting daily stock volatility: The role of intraday information and market conditions. *International Journal of Forecasting* 25(2), 259-281.
- Fong, W.M., Wong, W.K., 2006. The modified mixture of distributions model: a revisit. *Annals of Finance* 2(2), 167-178.
- Giot, P., 2005. Implied volatility indexes and daily value-at-risk models. *Journal of Derivatives* 12 (4), 54-64.
- Gebka, B., Wohar, M., 2013. Causality between Trading Volume and Returns: Evidence from Quantile Regressions. *International Review of Economics and Finance*, 27, 144-159.
- Giot, P., Laurent, S., Petitjean, M., 2010. Trading activity, realized volatility and jumps. *Journal of Empirical Finance* 17(1), 168-175.
- Girard, E., Biswas, R., 2007. Trading Volume and Market Volatility: Developed versus Emerging Stock Markets. *The Financial Review* 42, 429-459.
- Greenspan, A., 2000. Greenspan's plea for stress testing. *Risk* 5, 119-129.
- Harris, L., Raviv, A. (1993). Transaction data test of the mixture of distributions hypothesis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 22(2), 127–41.
- Hiemstra, C., Jones, D.J., 1994. Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relationship. *Journal of Finance* 49(5), 1639-1664.
- Jain, A., Biswal, P.C., Ghosh, S., 2016. Volatility–volume causality across single stock spot–futures market in India. *Applied Economics* 48(34), 1-16.
- Jones, C. M., Kaul, G., Lipson, M. L., 1994. Transactions, volume and volatility. *Review of Financial Studies* 7(4), 631–651.
- Jorion, P., 2000. Risk management lessons from long-term capital management. *European Financial Management*, 6(3), 277–300.

- Kalev, P.S., Liu, W.M., Pham, P.K., Jarnecic, E., 2004. Public information arrival and volatility of intraday stocks returns. *Journal of Banking and Finance* 28(6), 1441-1467.
- Kambouroudisa, D. S., McMillana, D., 2015. Does VIX or volume improve garch volatility forecasts? *Applied Economics* 48 (16), 1210-1228.
- Karpoff, J., 1987. The relationship between price changes and trading volume: A survey. *Journal of Financial Quantitative Annals*, 22(1), 109-126.
- Kao, E.H., Fung, H.G., 2012. Intraday trading activities and volatility in round-the clock futures markets. *International Review of Economics and Finance* 21(1), 195-209.
- Kim, S.J. 2005. Information leadership in the advanced Asia–Pacific stock markets: Return, volatility and volume information spillovers from the US and Japan. *Journal of the Japanese and International Economies* 19(3), 338-365.
- Kupiec, P. H., 1995. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. *Journal of Derivatives*,3, 73-84.
- Kyle, A., 1985. Continuous Auctions and Insider Trading. *Econometrica* 53(6), 1315-1335.
- Lambert, P., Laurent, S., 2000. *Modelling Skewness Dynamics in Series of Financial Data*. Discussion Paper, Louvain-la-Neuve: Institut de Statistique.
- Lamoureux, C. G., Lastrapes, W. D., 1990. Heteroscedasticity in stock return data: volume versus GARCH effects. *Journal of Finance* 45 (1), 221–229.
- Lamaourex, C. G., Lastrapes, W. D., 1994. Endogenous trading volume and momentum in stock return volatility. *Journal of Business and Economic Statistics* 12(2), 253–60.
- Le, V., Zurbruegg, R., 2010. The role of trading volume in volatility forecasting. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 20(5), 533-555.
- Louhichi, W., 2011. What drives the volume-volatility relationship on Euronext Paris? *International Review of Financial Analysis* 20(4), 200-206.
- Liesenfeld, R., 2001. A generalized bivariate mixture model for stock price volatility and trading volume. *Journal of Econometrics* 104(1), 141–178.
- Li, J., Wu, C., 2006. Daily Return Volatility, Bid-Ask Spreads, and information Flow: Analyzing the information content of volume. *Journal of Business* 79(5), 2697-2738.

- Lopez, J., 2005. Stress tests: Useful complements to financial risk models. *Economic Letter*, 119–124.
- McAleer, M., 2009. The Ten Commandments for optimizing value-at-risk and daily capital charges. *Journal of Economics Surveys*, 23(5), 831-849.
- Marimoutou, V., Ragged, B., Trabelsi, A., 2006. Extreme Value Theory and Value at Risk: Application to oil markets. Document de travail. URL <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00410746>
- Najand, M., Yung, K., 1991. A GARCH examination of the relationship between volume and price variability in futures markets. *Journal of Futures Markets* 11(5), 613-621.
- Omran, M.F., Mckenzie, E., 2000. Heteroscedasticity in stock returns data revisited: volume versus GARCH effects. *Applied Financial Economics* 10(5), 553-560.
- Park, B. J., 2010. Surprising information, the MDH, and the relationship between volatility and trading volume. *Journal of Financial Markets* 13(3), 344-366.
- Pati, P. C., Rajib, P., 2010. Volatility persistence and trading volume in an emerging futures market: Evidence from NSE Nifty stock index futures. *Journal of Risk Finance* 11(3), 296–309.
- Phan, D. H.B., Sharma, S.S., Narayan, P.K., 2016. Intraday volatility interaction between the crude oil and equity markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 40, 1-13.
- Pritsker, M. 2001. *The Hidden Dangers of Historical Simulation*. Finance and Economics discussion Series 2001-27, Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Pyun, C.S., Lee, S.Y., Nam, K., 2000. Volatility and information flows in emerging equity market: a case of the Korean Stock Exchange. *International Review of Financial Analysis* 9(4), 405–420.
- Richardson, M., Smith, T., 1994. A direct test of the mixture of distribution hypothesis: measuring the daily flow of information. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis* 29(1), 101–116.
- Rau-Bredow, H., 2004. Value-at-risk, expected shortfall and marginal risk contribution. John Wiley and Sons, New York, 61–68.

- Rannou, Y., Barneto, P, 2016. Future trading with information asymmetry and OTC predominance: Another look at the volume/volatility relations in the European carbon markets. *Energy Economics* 53, 159-174.
- Rossignolo, A.F., Fethi, M.D. Value-at-Risk models and Basel capital charges: Evidence from Emerging and Frontier stock markets. *Journal of Financial Stability*, 8(4), 303-319.
- Rowe, D., 2005. The new market risk challenge. *Risk* 18 (9), 103-118.
- Shalen, C. T., 1993. Volume, volatility, and the Dispersion of Beliefs. *The Review of Financial Studies* 6(2), 405-434.
- Shahzad, H., Duong, H.N, Kalev, P.S, Singh, S., 2014. Trading volume, realized volatility and jumps in the Australian stock market. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 31, 414-430.
- Sharma J.L., Mougoue, M., Kamath,R., 1996. Heteroskedasticity in Stock Market Indicator Return Data: Volume versus GARCH Effects. *Applied Financial Economics* 6(4), 337-342.
- Sidorov, S.P., Date,P., Balash, V., 2014. GARCH Type Volatility Models augmented with News Intensity Data. *Chaos, Complexity and Leadership* 2012, 109-117.
- Slim, S., 2016. The role of trading volume in forecasting market risk. *Journal of Financial Risk Management* 5, 1-13.
- Slim, S., Dahmene, M., 2016. Asymmetric information, volatility components and the volume-volatility. *Global Finance Journal* 29, 70-84.
- Slim, S., Koubaa,Y., BenSaïda, A., 2016. Value-at-Risk under Lévy GARCH models: Evidence from global stock markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 1-40.
- Tauchen, G. E., Pitts, M., 1983. The price variability-volume relationship on speculative markets. *Econometrica* 51(2), 485-550.
- Todorova, N., Souček, M., 2014. The impact of trading volume, number of trades and overnight returns on forecasting the daily realized range. *Economic Modelling* 36, 332-340.
- Wagner, N., Marsh .T.A., 2005. Surprise volume and heteroskedasticity in equity market return. *Quantitative Finance* 5(2), 153-168
- Wang, J. 1994. A Model of Competitive Stock Trading Volume. *Journal of Political Economy* 102(1), 127–68.

- Wang, X., Wu, C., Xu, W., 2015. Volatility forecasting: The role of lunch-break returns, overnight returns, trading volume and leverage effects. *International Journal of Forecasting* 31(3), 609-619.
- Watanabe, T., 2001. Price volatility, trading volume, and market depth: evidence from the Japanese stock index futures market. *Applied Financial Economics* 11(1), 651-658.
- Wu, C., 2004. Information flow, volatility and spreads of infrequently traded Nasdaq stocks. *The Quarterly Review of Economics and Finance* 44(1), 20-43.
- Xiao, J., Brooks, R.D., Wong, K.W., 2009. GARCH and volume effects in the Australian stock markets. *Annals of Financial Economics* 5(1), 1-20.
- Yen, S.M., Chen, M.H., 2010. Open interest, volume, and volatility: evidence from Taiwan futures markets. *Journal of Economics and Finance* 34(2), 113-141.
- Yamai, Y., Yoshida, T. 2005. Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. *Journal of Banking and Finance*, 29, 997-1015.
- Yang, J., Balyeat, R. B., Leatham, D. J., 2005. Futures Trading Activity and Commodity Cash Price Volatility. *Journal of Business Finance and Accounting* 32(1-2), 297-323.
- Zhang, Y., Chang, H.S., Gauger, K., 2006. The threshold effect of exchange rate volatility on trade volume: Evidence from G7 Countries. *International Economics Journal* 20(4), 461–476.

## ❖ Circulaires

- Circulaire BCT N° 2006-19 du 28 novembre 2006.

# Annexes

## Estimation AR(1)-GARCH(1,1)-distribution normal

\*-----\*

\* GARCH Model Fit \*

\*-----\*

Conditional Variance Dynamics

-----

GARCH Model : sGARCH(1,1)

Mean Model : ARFIMA(1,0,0)

Distribution : norm

Optimal Parameters

-----

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

mu 0.015153 0.012919 1.1729 0.24082

ar1 0.243568 0.028806 8.4554 0.00000

omega 0.064957 0.010102 6.4302 0.00000

alpha1 0.406140 0.049221 8.2513 0.00000

beta1 0.372421 0.063732 5.8436 0.00000

Robust Standard Errors:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

mu 0.015153 0.015768 0.96099 0.336557

ar1 0.243568 0.030209 8.06266 0.000000

omega 0.064957 0.019257 3.37319 0.000743

alpha1 0.406140 0.086068 4.71880 0.000002

beta1 0.372421 0.107749 3.45639 0.000547

LogLikelihood : -1024.715

Information Criteria

-----

Akaike 1.2406

Bayes 1.2569

Shibata 1.2406

Hannan-Quinn 1.2467

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

-----

group statistic p-value(g-1)

|   |    |        |           |
|---|----|--------|-----------|
| 1 | 20 | 78.87  | 2.913e-09 |
| 2 | 30 | 87.12  | 1.003e-07 |
| 3 | 40 | 103.95 | 8.150e-08 |
| 4 | 50 | 118.73 | 1.016e-07 |

**Estimation AR(1)- GARCH(1,1)- distribution skewed-t**

\*-----\*  
\*           GARCH Model Fit           \*  
\*-----\*

Conditional Variance Dynamics

-----  
GARCH Model           : sGARCH(1,1)  
Mean Model            : ARFIMA(1,0,0)  
Distribution            : sstd

Optimal Parameters

-----  
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
mu    0.014804  0.012297  1.2039 0.228647  
ar1   0.226611  0.026795  8.4573 0.000000  
omega 0.054926  0.011354  4.8377 0.000001  
alpha1 0.399993  0.065335  6.1222 0.000000  
beta1  0.406155  0.079923  5.0818 0.000000  
skew   1.035287  0.036927  28.0360 0.000000  
shape  4.964594  0.568762  8.7288 0.000000

Robust Standard Errors:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
mu    0.014804  0.014259  1.0383 0.299153  
ar1   0.226611  0.028121  8.0584 0.000000  
omega 0.054926  0.015738  3.4901 0.000483  
alpha1 0.399993  0.080854  4.9471 0.000001  
beta1  0.406155  0.106946  3.7977 0.000146  
skew   1.035287  0.039788  26.0202 0.000000  
shape  4.964594  0.604631  8.2110 0.000000

LogLikelihood : -911.6711

Information Criteria

-----  
Akaike       1.1068

Bayes 1.1297  
 Shibata 1.1068  
 Hannan-Quinn 1.1153

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

-----

| group | statistic | p-value | (g-1)  |
|-------|-----------|---------|--------|
| 1     | 20        | 23.16   | 0.2305 |
| 2     | 30        | 35.72   | 0.1818 |
| 3     | 40        | 49.45   | 0.1220 |
| 4     | 50        | 68.25   | 0.0358 |

**Estimation AR(1) GARCH(1,1)-V-distribution normale**

\*-----\*

\* GARCH Model Fit \*

\*-----\*

Conditional Variance Dynamics

-----

GARCH Model : sGARCH(1,1)  
 Mean Model : ARFIMA(1,0,0)  
 Distribution : norm

Optimal Parameters

-----

|        | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t ) |
|--------|----------|------------|---------|----------|
| mu     | 0.014780 | 0.012888   | 1.1468  | 0.25147  |
| ar1    | 0.242423 | 0.028823   | 8.4109  | 0.00000  |
| omega  | 0.000000 | 0.000570   | 0.0000  | 1.00000  |
| alpha1 | 0.406684 | 0.048923   | 8.3128  | 0.00000  |
| beta1  | 0.360948 | 0.064048   | 5.6355  | 0.00000  |
| vxreg1 | 0.005117 | 0.000783   | 6.5337  | 0.00000  |

Robust Standard Errors:

|        | Estimate | Std. Error | t value  | Pr(> t ) |
|--------|----------|------------|----------|----------|
| mu     | 0.014780 | 0.015695   | 0.941658 | 0.346368 |
| ar1    | 0.242423 | 0.030202   | 8.026721 | 0.000000 |
| omega  | 0.000000 | 0.000005   | 0.000003 | 0.999998 |
| alpha1 | 0.406684 | 0.084522   | 4.811563 | 0.000001 |
| beta1  | 0.360948 | 0.104617   | 3.450199 | 0.000560 |
| vxreg1 | 0.005117 | 0.001477   | 3.465784 | 0.000529 |

LogLikelihood : -1022.329

Information Criteria

-----

Akaike 1.2390  
 Bayes 1.2585  
 Shibata 1.2389  
 Hannan-Quinn 1.2462

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

```
-----
group statistic p-value(g-1)
1 20 78.63 3.204e-09
2 30 88.60 5.965e-08
3 40 102.89 1.152e-07
4 50 118.07 1.244e-07
```

**Estimation AR(1) GARCH(1,1)-V-distribution skewed-t**

\*-----\*

\* GARCH Model Fit \*

\*-----\*

Conditional Variance Dynamics

```
-----
GARCH Model : sGARCH(1,1)
Mean Model : ARFIMA(1,0,0)
Distribution : sstd
Optimal Parameters
```

```
-----
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu 0.014929 0.012300 1.213742 0.224846
ar1 0.226807 0.026816 8.457933 0.000000
omega 0.000000 0.001038 0.000025 0.999980
alpha1 0.396120 0.064666 6.125593 0.000000
beta1 0.403333 0.080115 5.034450 0.000000
vxreg1 0.004264 0.000876 4.866634 0.000001
skew 1.035481 0.036965 28.012384 0.000000
shape 4.986364 0.572978 8.702542 0.000000
```

Robust Standard Errors:

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu 0.014929 0.014249 1.047715 0.294770
ar1 0.226807 0.028133 8.062081 0.000000
omega 0.000000 0.000142 0.000182 0.999855
alpha1 0.396120 0.079584 4.977364 0.000001
beta1 0.403333 0.106462 3.788513 0.000152
vxreg1 0.004264 0.001205 3.538593 0.000402
```

skew 1.035481 0.039865 25.974453 0.000000  
shape 4.986364 0.606654 8.219454 0.000000  
LogLikelihood : -910.956  
Information Criteria

-----  
Akaike 1.1072  
Bayes 1.1333  
Shibata 1.1071  
Hannan-Quinn 1.1168

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

-----  
group statistic p-value(g-1)  
1 20 18.87 0.4654  
2 30 33.73 0.2491  
3 40 43.04 0.3026  
4 50 56.87 0.2054

# Table des matières

|  |           |
|--|-----------|
| <b>INTRODUCTION GÉNÉRALE .....</b>   | <b>1</b>  |
| <b>CHAPITRE I: LA RÉGLEMENTATION PRUDENTIELLE<br/>INTERNATIONALE ET TUNISIENNE.....</b>                  | <b>5</b>  |
| Introduction .....   | 6         |
| <b>Section 1 : Panorama des risques bancaires .....</b>  | <b>8</b>  |
| 1) Le risque de crédit .....   | 8         |
| 2) Le risque de marché .....   | 9         |
| <b>2.1 Le risque de taux .....</b>   | <b>9</b>  |
| <b>2.2 Le risque de liquidité.....</b>   | <b>9</b>  |
| <b>2.3 Le risque de change.....</b>  | <b>9</b>  |
| 3) Le risque opérationnel .....  | 10        |
| <b>Section 2 : Les mesures du risque de marché .....</b>   | <b>10</b> |
| 1) L'approche standard.....  | 11        |
| 2) L'approche interne .....  | 11        |
| <b>2.1 Valeur en risque (VaR).....</b>   | <b>12</b> |
| 2.1.1 L'approche non-paramétrique.....   | 13        |
| 2.1.2 L'approche semi-paramétrique .....   | 14        |
| 2.1.3 L'approche paramétrique .....  | 14        |
| <b>2.2 Expected shortfall (ES) .....</b>   | <b>15</b> |
| <b>2.3 Stress test.....</b>  | <b>16</b> |
| <b>2.4 Stressed VaR.....</b>   | <b>17</b> |
| <b>2.5 Incremental Risk Charge (IRC) et Comprehensive Risk<br/>Measure(CRM).....</b>                     | <b>17</b> |
| <b>Section 3 : Les exigences réglementaires en fonds propres relatives au<br/>risque de marché .....</b> | <b>18</b> |
| <b>Section 4 : La réglementation prudentielle relative au risque de marché<br/>en Tunisie .....</b>      | <b>21</b> |
| Conclusion .....   | 23        |

---

## **CHAPITRE II : LA RELATION VOLUME –VOLATILITÉ : FONDEMENTS THÉORIQUES ET REVUE EMPIRIQUE ..... 25**

|  |           |
|--|-----------|
| Introduction .....   | 26        |
| <b>Section1 : Les théories explicatives de la relation volume-volatilité.....</b>  | <b>27</b> |
| 1) La théorie « Mixture of Distribution Hypothesis » .....   | 27        |
| 2) La théorie « Sequential Information Arrival Hypothesis » .....  | 30        |
| 3) La théorie « Noise Trading Hypothesis » .....   | 31        |
| <b>Section 2 : Les travaux empiriques sur la relation volume-volatilité.....</b>   | <b>32</b> |
| <b>Section 3 : Le rôle du volume de transaction dans la prévision de la volatilité future et du risque de marché .....</b> | <b>39</b> |
| Conclusion .....   | 42        |

## **CHAPITRE III : VALIDATION EMPIRIQUE DU RÔLE DU VOLUME DE TRANSACTION DANS LA PRÉVISION DU RISQUE DE MARCHÉ..... 44**

|  |           |
|--|-----------|
| Introduction .....   | 45        |
| <b>Section 1 : Échantillon et données .....</b>  | <b>45</b> |
| <b>Section 2 : Méthodologie.....</b>   | <b>46</b> |
| 1) Les variables.....  | 46        |
| 2) La Value at Risk et les modèles de volatilité .....                                     | 46        |
| <b>2.1 La Valeur en Risque “Value at Risk ”(VaR) .....</b>                                 | <b>47</b> |
| <b>2.2 Les modèles de volatilité .....</b>   | <b>49</b> |
| 2.2.1 Le modèle Risk Metrics .....   | 49        |
| 2.2.2 Le modèle GARCH .....  | 50        |
| 2.2.3 Le modèle de volatilité conditionnelle GARCH augmenté du volume de transaction ..... | 50        |
| 3) Les procédures de Backtesting .....   | 50        |
| <b>3.1 L’hypothèse de couverture inconditionnelle.....</b>                                 | <b>51</b> |
| <b>3.2 L’hypothèse de l’indépendance des violations.....</b>                               | <b>52</b> |
| <b>3.3 L’hypothèse de couverture conditionnelle .....</b>                                  | <b>53</b> |
| <b>Section 3 : Résultats empiriques .....</b>  | <b>53</b> |
| 1) Analyse statistique .....   | 53        |
| <b>1.1 Normalité des variables .....</b>   | <b>54</b> |
| <b>1.2 Auto-corrélation de la série des rendements.....</b>                                | <b>55</b> |
| <b>1.3 Étude de la stationnarité des variables.....</b>                                    | <b>56</b> |
| <b>1.4 Détermination du processus générateur des rendements .....</b>                      | <b>58</b> |

|   |           |
|---|-----------|
| 1.4.1 Détermination du processus générateur de l'espérance conditionnelle ..... | 58        |
| 1.4.2 Détermination du processus générateur de la variance conditionnelle       | 59        |
| 2) Les estimations des modèles de volatilité .....                              | 60        |
| 3) La performance de la VaR .....   | 64        |
| Conclusion .....  | 66        |
| <b>CONCLUSION GÉNÉRALE .....</b>  | <b>68</b> |
| <b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>   | <b>71</b> |
| <b>ANNEXES.....</b>   | <b>79</b> |
| <b>TABLE DES MATIERES .....</b>   | <b>84</b> |