HEC MONTRÉAL

Risques de désastres et volatilité sur le marché boursier américain

Par

Kévin Fournier

Science de la gestion

(Ingénierie financière)

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de maîtrise ès sciences (M.Sc.)

Dépôt : Juillet 2014

© Kévin Fournier, 2014

Résumé

Ce mémoire examine les liens entre les risques de désastres et la volatilité sur le marché boursier américain. Dans notre étude, les risques de désastres sont confinés aux crises politiques internationales, la base de données « International Crisis Behavior » (ICB) est utilisée pour établir une liste de ces crises et créer des variables de crises de 1918 à 2008. L'indice VIX est utilisé comme référence pour modéliser la volatilité sur le marché des actions. Afin d'élargir la période d'analyse, l'indice NVIX (indice fortement corrélé au VIX et disponible dès 1890) est utilisé. Dans l'optique de démontrer en profondeur le lien potentiel entre volatilité et conflits majeurs, l'étude empirique comprend des analyses de régression, des modèles GARCH(1,1), une décomposition du VIX en 2 entités : une partie « incertitude » et une partie « aversion pour le risque » et enfin une analyse du pouvoir prédictif du VIX à travers un modèle VAR. Au final, on constate une relation négative et significative entre le rendement du S&P500 et le nombre de crises mensuelles. Une relation cohérente mais difficile à mesurer précisément entre les variables de début de crises et les indices de volatilité est aussi démontrée. En revanche, aucune capacité de prédiction du VIX sur les futures crises internationales et du NVIX sur les futures crises impliquant les États-Unis n'a pu être confirmée.

Mots clés : Risques de désastres ; Crises ; Indice de volatilité ; VIX .

Remerciements

Je tiens à remercier Simon Lalancette pour ses conseils avisés, sa bienveillance et le temps consacré à lire et relire plusieurs parties de ce mémoire. J'aimerais aussi remercier du fond du cœur mes amis proches, ma copine, ma famille et plus particulièrement ma grand-mère, Josette et mes parents, Patrick et Patricia, qui m'ont toujours apporté un soutien inconditionnel tout au long de mes études, merci à eux.

Table des matières

Résumé **i**

Remerciement **ii**

Chapitre 1 : Introduction **1**

Chapitre 2 : Revue de la littérature **4**

2.1 Risques de désastres 4

2.2 Volatilité 8

Chapitre 3 : Présentation des données **17**

3.1 Variables de crises politiques 17

3.2 Le VIX 23

3.3 Le NVIX 26

3.4 Échantillons 31

Chapitre 4 : Analyse des résultats **32**

4.1 Les données 32

4.2 Résultats empiriques 36

Conclusion **57**

Bibliographie **59**

Table des figures

Figure 2.1 : **Aversion pour le risque (RA_t) et Incertitude (UC)** 14

Figure 2.2 : **Mots clés utilisés pour la construction du NVIX** 15

Figure 2.3 : **Construction du NVIX** 15

Figure 3.1.1 : **Nombre de crises mensuelles $Crisis_t$ et $CrisisUS_t$** 19

Figure 3.1.2 : **Nombre de début de crises par mois $Start_t$ et $StartUS_t$** 20

Figure 3.1.3 : **Variables de crises $During_t$ et $DuringUS_t$** 21

Figure 3.1.4 : **Nombre de fins de crises par mois End_t et $EndUS_t$** 22

Figure 3.2 : **Histoire du VIX et du VXO** 24

Figure 3.3 : **VIX et indice S&P500** 25

Figure 3.4 : **Graphique du NVIX/VXO/VIX de 1986 à 2008** 29

Figure 3.5 : **Graphique du NVIX/VXO/VIX de 1918 à 2008** 30

Figure 4.1 : **Aversion pour le risque RA_t** 48

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : **Matrice de Corrélation** 26

Tableau 4.1 : **Statistique des Données** 33

Tableau 4.2 : **Régression II et III** 37

Tableau 4.3 : **Régression IV et V** 39

Tableau 4.4 : **Modèle GARCH fondé sur les équations VI et VII** 40

Tableau 4.5 : **Modèle GARCH fondé sur les équations VIII et IX** 42

Tableau 4.6 : **Résumé des régressions des crises mondiales et US** 44

Tableau 4.7 : **Régression XIX** 47

Tableau 4.8 : **Régression XXII et XXIII** 49

Tableau 4.9 : **Critère AICc des modèles I et II** 51

Tableau 4.10 : **Résultats des modèles VAR I et II** 52

Tableau 4.11 : **Critère AICc des modèles III et IV** 54

Tableau 4.12 : **Résultats des modèles VAR III et IV** 55

Chapitre 1

Introduction

Bien que la dernière Guerre Mondiale ait pris fin il y a plusieurs décennies, le monde globalisé dans lequel nous vivons aujourd'hui est loin d'être exempte de tout conflit, nous devons faire face à de multiples zones de guerre et de tensions vives, souvent exacerbées par la lutte d'influence des grandes puissances de ce monde. Face à ces menaces permanentes, les marchés financiers réagissent parfois avec dédain, souvent par excès, mais il est certain que chaque conflit sur la planète aussi minime soit-il a un impact sur des investisseurs qui essayent de déterminer au mieux les conséquences qui vont découler de ces risques de désastres. Les atermoiements, les hésitations des marchés financiers face aux risques de désastres sont parfois interprétés par la volatilité des transactions financières. On se souvient des réactions brutales du marché suite au krach boursier de 1929, à celui d'octobre 1987 ou encore suite aux tragiques évènements de septembre 2001. A tort ou à raison, cette question complexe d'interprétation des réactions du marché suite à des crises majeures par des indices de volatilité, cherchera une réponse dans ce mémoire et dans une recherche empirique mêlant risque de conflits politiques et volatilité. Notre recherche est principalement motivée par deux études : Berkman et al. (2011) et Wachter (2009).

Premièrement, Berkman et al. (2011) abordent la question du lien entre les risques de désastres politiques et le rendement des indices boursiers internationaux. Leur étude empirique qui s'étale sur une période de 90 ans, leur permet d'aboutir à une relation négative et significative entre le rendement du marché mondial des actions et le nombre mensuel de crises internationales. De surcroît, il apparaît que la variation mensuelle du nombre de crises a un impact significatif sur la volatilité du marché mondial des actions. En fait, le début d'une nouvelle crise internationale augmente la

volatilité mensuelle du marché mondial des actions tandis que la fin d'une crise fait diminuer cette volatilité.

Deuxièmement, Wachter (2009) propose une approche théorique dans laquelle elle crée un modèle où la consommation agrégée suit une loi de probabilité qui admet des réalisations extrêmes. Ces réalisations extrêmes mais très peu probables représentent la possibilité d'une crise économique de grande ampleur ou d'un arrêt brutal de la consommation agrégée. Wachter (2009) montre que la probabilité d'occurrence de ces évènements est infime, pourtant cela augmente considérablement la prime de risque du marché des actions. De façon plus fondamentale, Wachter (2009) constate qu'une augmentation (diminution) de la probabilité de désastre implique une augmentation (diminution) de la volatilité du marché des actions.

Ces deux articles, qui partagent des conclusions similaires forment un ensemble cohérent qui attise notre curiosité. C'est pourquoi, ce mémoire examine empiriquement le lien entre les risques de désastres politiques et la volatilité sur le marché boursier américain. Berkman et al. (2011) testent la réaction de la volatilité réalisée par rapport aux crises majeures, nous réaliserons un test plus puissant en testant la réaction de la volatilité implicite via le VIX et le NVIX qui incluent une composante d'aversion pour le risque. Plus particulièrement, nous allons chercher à mettre en évidence les liens potentiels entre des crises politiques internationales débouchant parfois sur des conflits armés et les fluctuations de la volatilité de l'indice S&P500, tel que décrit par les indices VIX, VXO et NVIX (Manela et Moreira (2013)). Le NVIX remonte jusqu'au début du XXe siècle et inclut donc les deux premières guerres mondiales, le VIX est quant à lui observé sur une période plus récente où la diminution du nombre de crises politiques majeures a laissé place à de nombreuses crises financières. Nous diviserons également le VIX en deux parties distinctes selon Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013) : une composante incertitude, et une autre représentant l'aversion pour le risque.

L'utilisation dans notre étude des indices de volatilité VIX et NVIX se justifie par le fait qu'ils sont justement censés représenter les appréhensions du marché, la peur intrinsèque découlant d'évènements soudains qui peuvent avoir des conséquences importantes sur le portefeuille des investisseurs lambda.

Notre étude empirique démontrera une relation négative et significative entre le rendement du S&P500 et le nombre de crises mensuelles, une relation cohérente mais difficile à mesurer précisément entre les variables de début de crises et les indices de volatilité. En revanche, aucune capacité de prédiction du VIX sur les futures crises internationales et du NVIX sur les futures crises impliquant les États-Unis n'a pu être confirmée.

Chapitre 2

Revue de littérature

Dans cette revue de littérature, nous aborderons les articles en relation avec les risques de désastres et les évènements improbables qui ont de grandes conséquences sur les marchés financiers. Nous verrons aussi toute la partie de la littérature qui concerne les indices de volatilité et en particulier l'indice phare du marché américain, le VIX.

2.1 Risques de désastres et leurs impacts.

Rietz (1988) montre que dans le cas où l'élasticité de substitution intertemporelle de la consommation est faible, la seule possibilité d'un désastre rare telle qu'une grande dépression économique ou une guerre est un déterminant majeur de la prime de risque d'un actif. Mehra et Prescott (1988) remettent en cause la théorie de Rietz (1988) et considèrent que ses scénarios de désastres ne sont pas réalistes. Un de leur principal argument est que dans les hypothèses de Rietz (1988), la plus faible baisse annuelle de la consommation est estimée à 25% et la plus forte dépasse les 98% alors que durant ces 100 dernières années aux États-Unis, la chute de la consommation n'a excédé 5% que quatre fois avec un maximum de 8,8%. Cependant, Barro (2006) remarque que la fréquence élevée des désastres mondiaux permet de considérer que les conclusions de Rietz (1988) sont tout à fait plausibles, et que ces désastres sont une cause possible de la forte prime de risque sur les actions. Barro (2006) utilise un modèle théorique d'économie fermée et s'intéresse en particulier aux deux Guerres Mondiales et à la Grande Dépression. Il cherche à expliquer le faible taux d'intérêt réel pendant ces crises majeurs. De nombreux modèles macroéconomiques prévoient en effet qu'une hausse des investissements de la part des gouvernements (souvent le cas

en temps de guerre) implique une augmentation du taux d'intérêt réel. Barro (2006) conclut que l'augmentation de la probabilité d'un désastre économique futur est une des causes qui conduit à une baisse du taux d'intérêt réel espéré, bien qu'il est difficile de le prouver due à l'incertitude crée par la difficulté de mesurer l'inflation espérée dans une période de déflation importante.

Copeland et Zhu (2007) étendent quant à eux le modèle d'économie fermée de Barro (2006) à un monde composé de deux pays. Cette configuration plus généraliste permet aux risques de désastres et aux risques de défauts liés aux dettes des gouvernements d'être mieux représentés. La possibilité de diversifier ces risques extrêmes dépend de la taille relative des deux pays, mais aussi et en grande partie de la probabilité d'occurrence d'un désastre dans un pays conditionnellement à la réalisation d'un désastre dans l'autre pays. Le modèle n'arrive toutefois pas à expliquer la forte prime de risque sur les actions.

Coudert et Gex (2008) remarquent qu'il y a une multitude d'indicateurs concernant l'aversion pour le risque qui sont utilisés par les institutions financières. Comme les crises financières coïncident généralement avec une période où l'aversion pour le risque augmente, les auteurs ont voulu tester ces indicateurs afin de savoir si l'augmentation se produit juste avant la crise et s'il y a une possibilité de prévoir les crises par ce moyen. À l'aide de modèles logit et multi-logit et en comparant ces indicateurs avec les prévisions de crises financières, Coudert et Gex (2008) concluent que le pouvoir de prédiction de l'aversion pour le risque diffère grandement selon le type de crises. Concernant les crises purement monétaires, les indicateurs surpassent à peine les prédictions des variables de contrôle habituelles (le taux de change réel, le niveau de la masse monétaire, les taux d'intérêts réels). Par contre, Coudert et Gex (2008) concluent que l'aversion pour le risque a un très fort pouvoir de prédiction concernant les crises boursières. En outre, le modèle multi-logit a aussi mis en évidence que les indicateurs d'aversion pour le risque restent à un niveau élevé pendant les mois qui suivent une crise.

Taleb (2007) définit le concept de « cygne noir », il milite en effet contre l'utilisation abusive de la loi normale dans le monde de la finance, selon lui, cette distribution reflète très mal ces fameux « cygnes noirs » que personne n'envisage et qui conduisent rapidement à des désastres économiques. De plus, d'après lui, la probabilité d'occurrence de ces évènements rares est systématiquement sous-évaluée et n'est donc pas prise en compte dans la détermination des prix. Lors de la réalisation d'un cygne noir, on assiste à des volatilités extrêmes. Certaines crises politiques subites et de grande ampleur du siècle dernier comme la crise des missiles de Cuba d'octobre 1962, paroxysme de la guerre froide, peuvent être qualifiées de cygne noir.

Comme dans Wachter (2009) où la distribution de la consommation agrégée prend en compte un risque de désastre hautement improbable mais ayant de graves conséquences pour l'économie, Gourio (2009) introduit cette notion de cygne noir en prenant en compte le faible risque de désastre économique dans un modèle ordinaire de cycle conjoncturel réel (en conformité avec les prix des actifs observés). Il conclut qu'une augmentation du risque de désastre mène à une augmentation du chômage et du rendement espéré sur les actifs risqués et à une baisse des investissements, du prix des actions et des taux d'intérêts.

L'article de Berkman et al. (2011) constitue un des fondements de notre mémoire. Afin de mettre en évidence l'impact de risques géopolitiques sur le rendement des actions, les auteurs ont utilisé la base de données ICB (International Crisis Behavior) qui recense 447 crises politiques internationales entre 1918 et 2006. À l'aide de cette base de données, les auteurs ont créé des variables de crises (qui captent le nombre de crises débutant au mois t, le nombre de crises effectives durant le mois t et le nombre de crises finissant au mois t) ainsi qu'un indice de sévérité qui s'applique aux différentes crises recensées. Cet indice est calculé à partir d'une multitude de variables pertinentes qui aident à apprécier le niveau de gravité des crises étudiées (conflit armé ou non, nombre de victimes, nombre d'acteurs majeurs impliqués, etc.). Pour la prise en compte du rendement du marché des actions, les auteurs ont considéré les rendements des principaux indices du marché des actions d'une multitude de pays.

Le choix des pays s'est essentiellement fait sur deux critères : l'implication du pays concerné dans les crises internationales majeurs et la disponibilité des données du marché. Au final, l'article démontre une relation négative et significative entre le rendement du marché mondial des actions (calculé à partir de l'indice de rendement mondial MSCI après 1970 et par la moyenne des rendements de chaque pays avant 1970) et le nombre agrégé de crises internationales par mois. Berkman et al. (2011) concluent par ailleurs que la variable qui représente le nombre de débuts de crises a plus d'influence sur le rendement des actions que toutes les autres variables de crises, le début d'un conflit ayant plus d'impact que sa résolution. Ils démontrent aussi que le nombre de crises par mois est positivement corrélé avec le ratio cours-bénéfices et le rendement du dividende. Afin de tester les liens entre la volatilité des rendements du marché mondial et l'occurrence des crises internationales, Berkman et al. (2011) estiment un modèle GARCH(1,1). Les variables de crise sont introduites dans l'équation de la variance. Il ressort de manière significative que chaque début de crises additionnelles augmente la variance mensuelle alors que chaque réduction du nombre de crises internationales diminue cette même variance. Berkman et al. (2011) concluent que les incertitudes politiques sur le plan international ont un impact significatif sur la volatilité du marché des actions.

Enfin, Gabaix (2012) incorpore un degré de sévérité des désastres dans les hypothèses de Rietz (1988) et Barro (2006). Selon le modèle théorique de Gabaix (2012), un désastre implique nécessairement une chute de la valeur des actifs. Ce qui engendre à son tour, l'existence d'une prime de risque et ce qui explique dans une certaine mesure la volatilité du prix des actifs et la prévisibilité des rendements.

2.2 Causes et effets de la volatilité

La volatilité est une mesure statistique des amplitudes des variations du cours d'un actif financier. Il existe deux types de volatilité concernant les options : la volatilité historique qui mesure les fluctuations d'un sous-jacent telles qu'elles l'ont été dans le passé et la volatilité implicite qui mesure les fluctuations d'un sous-jacent telles qu'elles sont anticipées dans le futur. Cette dernière n'est pas connue d'avance et doit être estimée. Dans le modèle de Black-Scholes, la volatilité est l'écart-type annuel du cours des actions. En partant du principe que le marché est efficient, il est possible d'extraire la volatilité implicite du modèle d'évaluation des options de Black-Scholes. Qui plus est, la volatilité implicite est de plus en plus utilisée dans la mesure de l'incertitude économique et capture assez bien la perception de cette incertitude sur les marchés financiers (Drechsler et Yaron (2011), Völkert (2012)). La volatilité est un vaste sujet de recherche traité dans de nombreux articles scientifiques. Afin de rester en phase avec notre étude empirique, nous décidons d'adopter un angle d'étude particulier. C'est pourquoi, nous étudierons la littérature concernant la volatilité réalisée et la volatilité implicite en mettant tout de même l'emphase sur le rapport entre la volatilité en tant que mesure de l'incertitude économique (contenue dans les indices de volatilité tels que le VIX) et son impact sur les marchés financiers.

Schwert (1989) analyse l'activité économique, la volatilité macroéconomique réelle, le concept de levier financier, le risque de défaut et la rentabilité des compagnies à travers le prisme de la volatilité des actions. Il remarque que la variabilité du rendement des actions a été inhabituellement haute pendant la Grande Dépression (1929-1939), cependant il note qu'un simple modèle d'évaluation des actions ne permet pas de tester les véritables causes de fluctuation de la volatilité des actions, surtout en période de turbulence économique. Schwert (1989) conclut par ailleurs que bien que le levier financier soit significativement corrélé avec la volatilité des actions, il permet seulement d'expliquer une petite partie des variations de cette volatilité.

Bittlingmayer (1998) tente quant à lui de comprendre pourquoi en période de forte incertitude, la volatilité des actions augmente et la production industrielle diminue à travers une expérience historique, celle de l'Allemagne de 1880 à 1940. La théorie de l'investissement sous incertitude implique qu'une grande incertitude politique peut simultanément augmenter la volatilité des actions et diminuer la production. Bittlingmayer (1998) conclue que les évènements politiques sont clairement une source de volatilité et que la relation entre volatilité et production reflète l'effet conjoint de facteurs politiques.

Whaley (2000) s'intéresse au VIX en particulier et se demande si cet indice mérite son titre de baromètre de la peur des investisseurs. D'après lui, son surnom n'est pas anodin, le VIX est construit à partir du comportement des investisseurs et exprime un consensus sur la volatilité future espérée du prix des actions. D'après Whaley (2000), le VIX est perçu comme une mesure de la peur des investisseurs à force de culminer lorsque le marché est en pleine tourmente. En outre, Whaley (2000) explique que si la volatilité future espérée du marché augmente, les investisseurs vont demander des taux de rendements des actions plus élevé et le prix des actions va donc nécessairement chuter. Pour confirmer ces hypothèses, Whaley (2000) procède à une analyse de régression entre les rendements du S&P100 et les mouvements du VIX. Il conclue que la relation entre le rendement du marché des actions et les mouvements du VIX est asymétrique. Whaley (2000) conclut aussi que le marché réagit plus négativement à une augmentation du VIX qu'il réagit positivement à une chute de la valeur du VIX. Enfin, Whaley (2000) dresse le constat que le VIX est un indicateur fiable de la peur des investisseurs et que les pics du VIX coïncident avec les turbulences importantes du marché, peu importe si ces turbulences sont la conséquence d'un changement inattendu des taux d'intérêts, du déclin subite du marché des actions ou de la menace d'une guerre. Pour Whaley (2000), plus le VIX est haut, plus la peur des investisseurs est élevée.

Bansal et Yaron (2004) s'intéressent à l'idée que les nouvelles concernant les taux de croissance ou l'incertitude économique altèrent la perception à long terme des taux de

croissance espérés ou de cette même incertitude économique. Cette altération à long terme peut expliquer divers phénomènes sur le marché des actifs. Bansal et Yaron (2004) présentent donc un modèle théorique qui apporte une aide à la compréhension des données sur le marché des actifs. Les auteurs utilisent dans leur modèle, les préférences de Epstein et Zin (1989) qui autorise la séparation entre l'élasticité intertemporelle de la substitution et l'aversion pour le risque (les deux paramètres peuvent donc être supérieur à 1). Dans leur économie, lorsque l'élasticité intertemporelle de la substitution est supérieur à 1, cela signifie que les agents économiques demandent une prime de risque plus importante à cause de la peur d'une future baisse de la croissance économique ou d'une hausse de l'incertitude économique qui conduiraient à une baisse du prix des actifs. Leurs résultats montrent qu'une réduction de l'incertitude économique mène à une augmentation de la consommation et du rendement des dividendes. Bansal et Yaron (2004) concluent à l'existence d'une relation négative et significative entre le rendement des dividendes et la volatilité de la consommation. Leur modèle démontre aussi que près de la moitié de la variabilité du prix des actions peut être expliqué par les fluctuations du taux de croissance espéré, l'autre moitié étant influencée par les fluctuations du coût du capital. En instaurant un modèle avec risque de long terme, Bansal et Yaron (2004) mettent l'emphase sur les sources de risque difficilement observables.

De nombreux articles de la littérature ont repris les mécanismes utilisés dans Bansal et Yaron (2004) pour expliquer la prime de risque de la variance. Tauchen (2005), Eraker (2008) et Drechsler et Yaron (2011) augmentent progressivement le niveau de sophistication de la variance dynamique en introduisant de la volatilité de volatilité et des sauts avec intensité variable dans le temps. A partir de calculs de volatilité implicite non basés sur des modèles (méthode de calcul reposant sur un échantillon de prix d'options pour extraire la volatilité qui ne dépend d'aucun paramètres), Bollerslev, Gipson et Zhou (2005), Todorov (2007) et Bollerslev, Tauchen et Zhou (2009) arrivent à une conclusion similaire : la prime de risque de la variance est significativement négative.

Bollerslev, Tauchen et Zhou (2009) démontrent par ailleurs que le rendement du marché des actions est prévisible grâce à la prime de risque de la variance qui est définie par la différence entre la variance implicite et la variance réalisée. Le degré de prévisibilité atteint son paroxysme avec un horizon trimestriel mais la prime de risque de la variance reste utile dans l'explication des variations des rendements observés sur un horizon plus court (mensuel) ou plus long (annuel). De surcroît, d'après les auteurs, l'écart entre la variance implicite et la variance réalisée peut être perçu comme un proxy concernant le degré d'aversion pour le risque dans le marché. Enfin, Bollerslev, Tauchen et Zhou (2009) expliquent que le risque de volatilité et l'aversion pour le risque (tout deux variant dans le temps) semblent jouer un rôle important dans l'explication des futures variations des rendements espérés.

On constate une vraie évolution de la littérature, dans le CAPM de Merton (1973), les futurs rendements excessifs sont le produit de la variance conditionnelle du marché (variance des futurs rendements conditionnellement à toutes les informations disponibles et observables) et du coefficient d'aversion pour le risque de l'agent représenté. Dans Campbell et Cochrane (1999) et Bansal et Yaron (2004), la prime de risque est approximativement linéaire, intemporelle et fonction de la variance conditionnelle. Ces trois modèles prédisent que la prime de risque des actions et la variance conditionnelle des actions sont presque parfaitement corrélées (ce qui voudrait dire qu'aucune autre variable n'intervient dans la prédiction des rendements futurs des actions). Cependant, les données du marché supportent faiblement ces hypothèses. Bollerslev, Tauchen et Zhou (2009) font notamment le constat que les mesures de variance conditionnelle qu'elles soient issues de la volatilité implicite ou de modèles économétriques, ont économiquement et statistiquement un pouvoir de prédiction assez faible concernant les futurs rendements. D'après Johnson (2012), la relation théorique entre la variance conditionnelle et les rendements espérés est faible car sa nature change à chaque période. Johnson (2012) montre dans un modèle général qu'il existe bien une relation linéaire entre ces deux entités mais que le coefficient de cette relation peut changer à travers le temps, d'où la nécessité d'introduire de la temporalité en prenant en compte plusieurs horizons afin de mieux représenter les différents états.

Concernant les indices de volatilité, Jiang et Tian (2007) étudient en détail les changements qu'apporte la nouvelle formule du VIX introduite en 2003. Le principal changement dans le calcul de l'indice est qu'il n'est plus relié à la formule de Black-Scholes-Merton mais qu'il s'appuie sur une « variance juste » développé par Demeterfi et al. (1999). Les auteurs démontrent à l'aide de simulations et d'estimations empiriques que la méthode de calcul du CBOE (bourse de commerce de Chicago) peut sous-estimer la véritable volatilité jusqu'à 198 points de base ou encore la surestimer à hauteur de 79 points de base. À titre indicatif, chaque point de base a une valeur de 10$ par contrat future sur le VIX. Afin de corriger ce biais, Jiang et Tian (2007) proposent une méthode de lissage afin d'extraire la variance implicite du prix des options.

Whaley (2009) réitère une description rigoureuse du VIX, de son histoire et de ses objectifs, il remarque que le VIX n'est pas le seul indice de volatilité du marché des actions mais qu'il a le net avantage d'avoir été le premier. En outre, bien que la valeur du VIX soit historiquement élevée par rapport à ses standards habituels, il nie le fait que le VIX a atteint son plus haut niveau. Enfin, il réaffirme que le VIX est un bon indicateur concernant les fluctuations futures des indices boursiers.

Drechsler et Yaron (2011) affirment que l'incertitude joue un rôle clé dans l'économie et la finance. Les produits dérivés sont d'après eux, un terrain fertile à la compréhension des conséquences de l'incertitude économique dans le prix des actifs. Conséquences des tempêtes macroéconomiques et des récents tumultes financiers, le VIX a été l'objet de toutes les attentions cette dernière décennie. Considéré comme l'indice de la peur, le VIX subit l'incertitude croissante et la peur d'un tassement durable de la croissance économique en atteignant des niveaux sans précédent. Drechsler et Yaron (2011) démontrent que la différence entre le VIX au carré et l'espérance de la variance réalisée capture assez bien la perception de l'incertitude économique. Cette compréhension des attitudes des investisseurs face à l'incertitude joue un rôle primordial dans l'interprétation du marché des actifs.

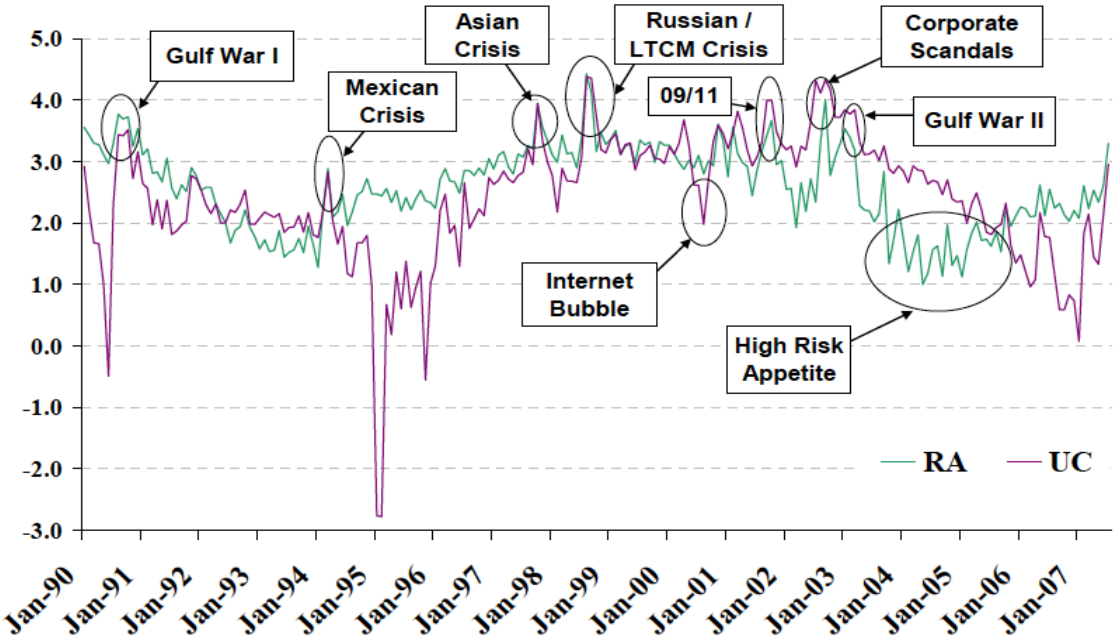
Völkert (2012) estime qu'une source importante d'informations concernant la perception de l'incertitude économique sur les marchés financiers est contenue dans la volatilité implicite du prix des options. L'auteur a extrait la distribution risque-neutre du VIX sur la période 2006-2011 en utilisant une méthode non paramétrique. Son étude montre que cette distribution risque-neutre réagit principalement aux évènements majeurs tel que la faillite de Lehman Brothers ou encore le déclassement de la cote de crédit des États-Unis. Qui plus est, Völkert (2012) prouve que la variance implicite des options et l'asymétrie de la distribution de leur sous-jacents contiennent des informations utiles concernant la probabilité d'une hausse du VIX.

Dhananjhay, Reddy et Prasad (2012) examinent le comportement de l'indice de volatilité indien, l'India VIX. Deux aspects sont mis à l'étude: la corrélation négative entre l'India VIX et le rendement du marché des actions, et le comportement asymétrique des variations de l'India VIX par rapport au rendement du marché. L'étude confirme la relation inverse entre les mouvements de l'India VIX et les mouvements du principal indice boursier indien. La nature asymétrique du rapport entre l'India VIX et le rendement du marché est aussi confirmée.

Le VIX traduirait-il l'appréhension des investisseurs sur le marché ? Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013) tentent de le vérifier en décomposant le VIX en deux parties distinctes : une partie représentant l'aversion pour le risque et une partie représentant l'incertitude (calculée à partir de l'espérance de la volatilité du marché). Cette décomposition permet d'isoler une composante de volatilité pure (l'incertitude) et un résidu qui est censé représenter l'aversion pour le risque. La figure 2.1 extraite de Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013) représente ces deux composantes. L'article étudie les liens entre ces deux composantes et la politique monétaire (à l'aide de vecteur autorégressif pour la causalité). Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013) montrent qu'une politique monétaire laxiste augmente l'appétit pour le risque ce qui revient à diminuer l'aversion pour le risque. Les effets sur la composante incertitude sont similaires, mais la réponse de cette composante aux politiques monétaires est légèrement plus faible. Inversement, un haut niveau d'incertitude et d'aversion pour le risque mène à des

politiques plus laxistes mais les résultats ne sont pas toujours significatifs. Finalement, les auteurs concluent que la composante principale qui dicte le co-mouvement entre les politiques monétaires et le niveau du VIX est l'aversion pour le risque (l'incertitude dicte aussi le co-mouvement mais dans une moindre mesure).

Figure 2.1 - Aversion pour le risque (RA) et Incertitude (UC)

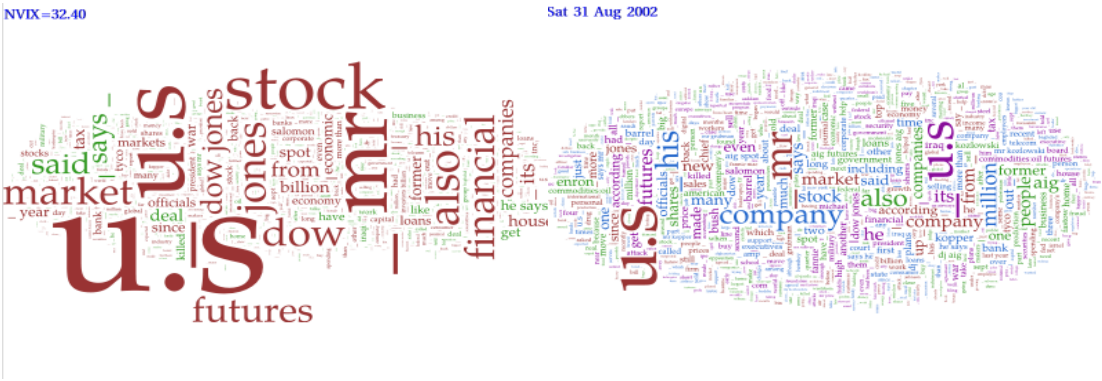


Cette figure représente le VIX décomposé en deux parties de 1990 à 2008. Les deux composantes sont l'aversion pour le risque (RA) et l'incertitude (UC), les crises majeures de cette période sont indiquées directement sur la figure. Ce graphique est extrait de Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013).

Le VIX a été créé en 1990. Il était donc impossible jusqu'à présent de mener des études empiriques sur les relations entre cet indice de volatilité et les évènements mondiaux antérieur à 1990. Manela et Moreira (2013) ont pallié ce problème en créant le NVIX. Le NVIX est le résultat de la reconstruction du VIX jusqu'en 1890 en utilisant la fréquence d'apparition de mots clés (voir figure 2.2.1) qu'on retrouve à la première page du Wall Street Journal. Comme le montre la figure 2.2.2, Manela et Moreira (2013) ont séparé l'échantillon en trois parties distinctes afin d'établir une prédiction de la valeur du VIX dans le passé. Les auteurs ont utilisé un modèle à régression linéaire et la fréquence des mots clés pour prédire le VIX sur toute la période antérieure à 1986.

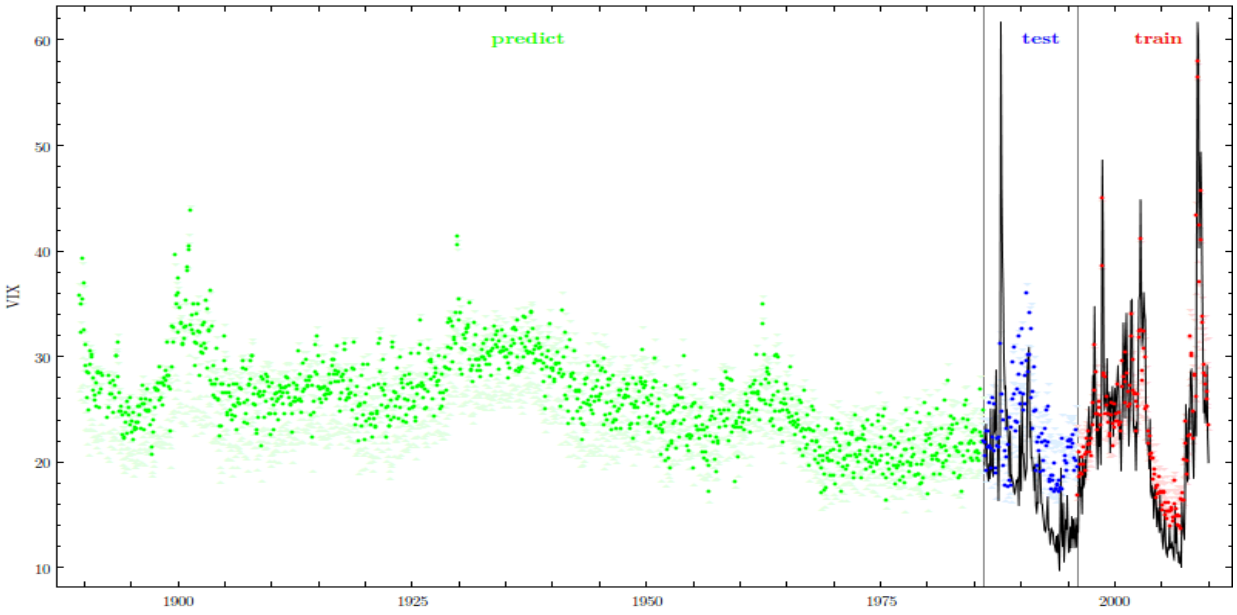
Pour finir, les auteurs ont comparé ces nouvelles données avec leur estimation cible : le VXO (privilégié face au VIX car il remonte plus loin dans le passé, ce qui a peu d'influence car les indices VIX/VXO sont corrélés à 0.99 à une fréquence mensuelle).

Figure 2.2 – Mots clés utilisés pour la construction du NVIX.



Exemple des mots clés relevés à la une du Wall Street Journal le samedi 31 août 2002. La valeur du NVIX calculé ce jour-là est de 32.40. Cette figure est extraite de Maneila et Moreira (2013).

Figure 2.3 – Construction du NVIX



Un premier sous-échantillon qui s'étend de 1996 à 2009 est utilisé pour estimer la dépendance entre les nouvelles données et la volatilité implicite. Un deuxième sous-échantillon de 1986 à 1995 est utilisé pour calibrer le modèle. Enfin, un dernier sous-échantillon présente une prédiction unique en son genre du VIX de 1890 à 1986. Ce graphique est extrait de Manela et Moreira (2013).

Manela et Moreira (2013) constatent que le NVIX s'avère particulièrement haut pendant les crashs boursiers, les guerres mondiales, les crises financières et les périodes de grande incertitude. Ils concluent par ailleurs que les périodes où les investisseurs sont davantage préoccupés par les risques de désastres sont généralement suivies de périodes où les rendements des actions sont inférieurs à la moyenne, ou carrément suivis par des périodes de désastres économiques.

Chapitre 3

Présentation des données

3.1 Variables de crises politiques

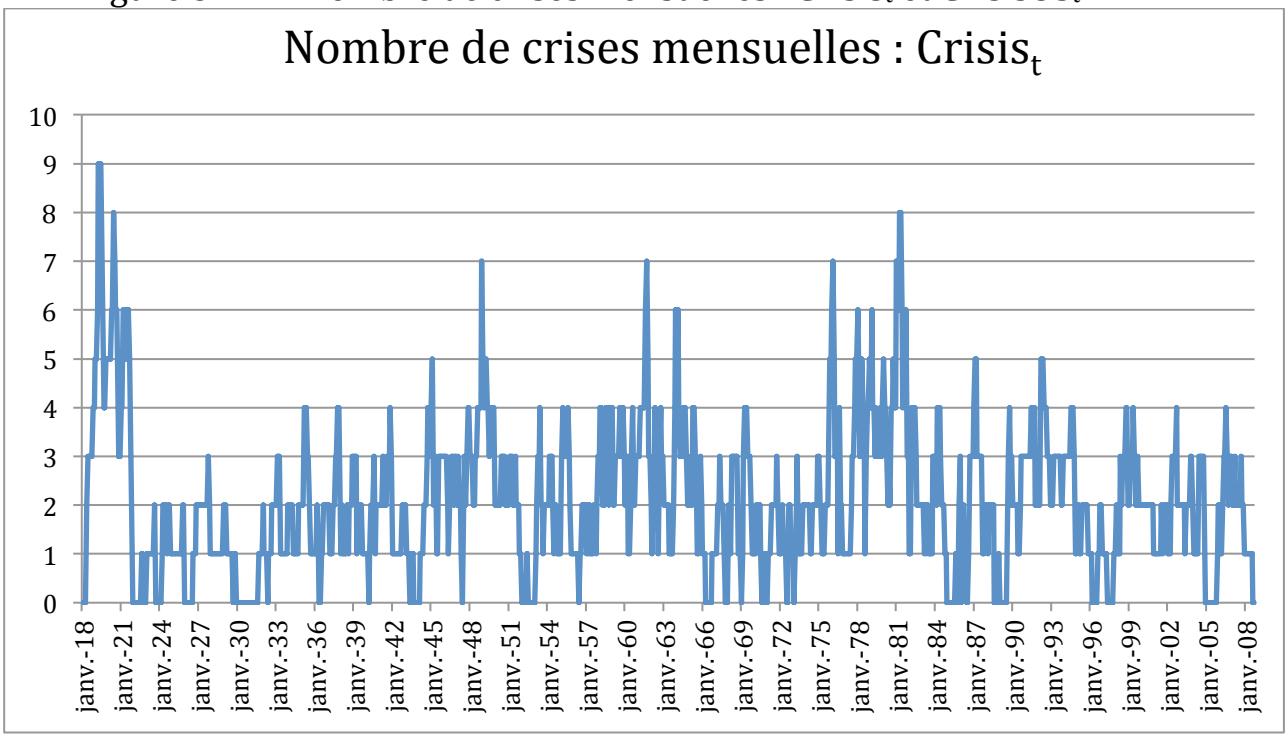
Afin de modéliser le risque de désastre politique, nous utilisons la banque de données « International Crisis Behavior » (ICB). Cette base de données répertorie plus de 455 crises internationales, 35 conflits majeurs et près de 1000 acteurs de ces crises de la fin de la première guerre mondiale jusqu'en 2008. Elle a été utilisée dans de nombreux articles scientifiques dont Berkman et al. (2011). Avec une moyenne de 2.47 crises par mois, un pic atteignant les 10 crises au cours du même mois et moins de 10% des mois où l'on ne constate aucun conflit, cette base de données permet d'investiguer la relation potentielle entre les crises politiques majeures et les variations de rendement du marché des actions. D'après la définition d'ICB, les crises matérialisent un changement de probabilité dans la menace d'un conflit potentiel. Autrement dit les variables de crises peuvent être affectés dès que se profile le début d'une crise et non au moment où le conflit armé est inévitable. Cette mesure plus fine des tensions existantes entre les différents acteurs permet de mieux capter les prémices d'un conflit et ses éventuels effets sur le marché.

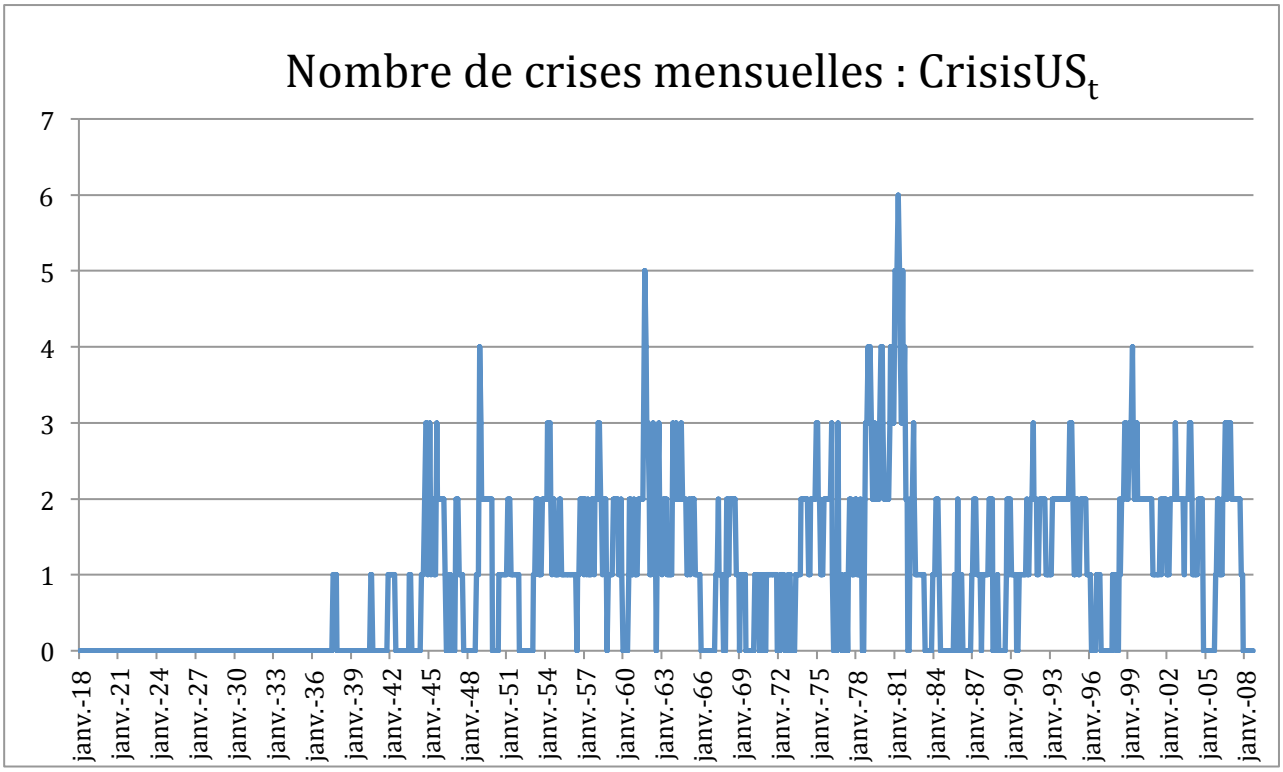
En vue de pouvoir exploiter une bonne partie des informations contenue dans ICB, nous avons construit des variables de crises. Dans le même esprit de construction que les variables de crises de Berkman et al. (2011), chaque crise répertoriée sur le site internet qui héberge la base de données ICB a fait l'objet d'une recherche afin de déterminer son mois et son année de début et de fin ainsi que les acteurs impliqués dans le conflit. Une fois ces informations stockés, nous avons répertorié toutes les

crises existantes au mois t, puis nous avons affecté à la variable « $Crisis_t$ » le nombre de crises en cours durant le mois t, de janvier 1918 jusqu'à septembre 2008. La partie supérieure de la figure 3.1.1 représente cette variable « $Crisis_t$ ». On remarque un pic de 9 crises au cours du mois d'avril 1919. Après avoir comptabilisé toutes les crises débutant au mois t, nous avons affecté à la variable « $Start_t$ » le nombre de crises nouvelles correspondant au mois t de janvier 1918 jusqu'à septembre 2008, la partie supérieure de la figure 3.1.2 représente cette variable « $Start_t$ ». On remarque un pic de 4 débuts de crises durant les mois de mars 1939 et de janvier 1981. Ensuite, nous avons répertorié toutes les crises finissant au mois t, puis nous avons affecté à la variable « End_t » le nombre de crises qui prennent fin au mois t de janvier 1918 jusqu'à septembre 2008, la partie supérieure de la figure 3.1.4 représente cette variable « End_t ». On remarque un pic de 4 fins de crises durant les mois de mars 1939 et mars 1979. Enfin, la variable « $During_t$ » représente le nombre de crises en cours durant le mois t excluant les crises ayant commencé ou finit au cours du mois (excluant $Start_t$ et End_t), nous l'avons construite en faisant une simple opération algébrique, la partie supérieure de la figure 3.1.3 représente cette variable « $During_t$ ». Un pic de 9 crises est atteint durant le mois de mai 1919.

Afin de pouvoir tester le facteur « proximité géographique », nous avons aussi créer les variables de crises $CrisisUS_t$, $StartUS_t$, $DuringUS_t$ et $EndUS_t$ en appliquant rigoureusement la même méthodologie de construction entre la variable $Crisis_t$ et $CrisisUS_t$, $Start_t$ et $StartUS_t$, $During_t$ et $DuringUS_t$, et End_t et $EndUS_t$. Mais en s'attachant à compter seulement les crises où les États-Unis sont considéré comme acteur du conflit par la banque de données ICB de janvier 1918 à septembre 2008 au lieu de prendre en compte la totalité des crises internationales. Ces quatre nouvelles variables de crises ne s'intéressent donc qu'au début et fin de crises qui touchent directement les États-Unis. Elles sont donc censées avoir un impact plus important sur l'incertitude économique qui pourrait toucher les États-Unis à la suite de conflits géopolitiques. Ces variables de crises sont représentées dans la partie inférieure des figures 3.1.1, 3.1.2, 3.1.3 et 3.1.4.

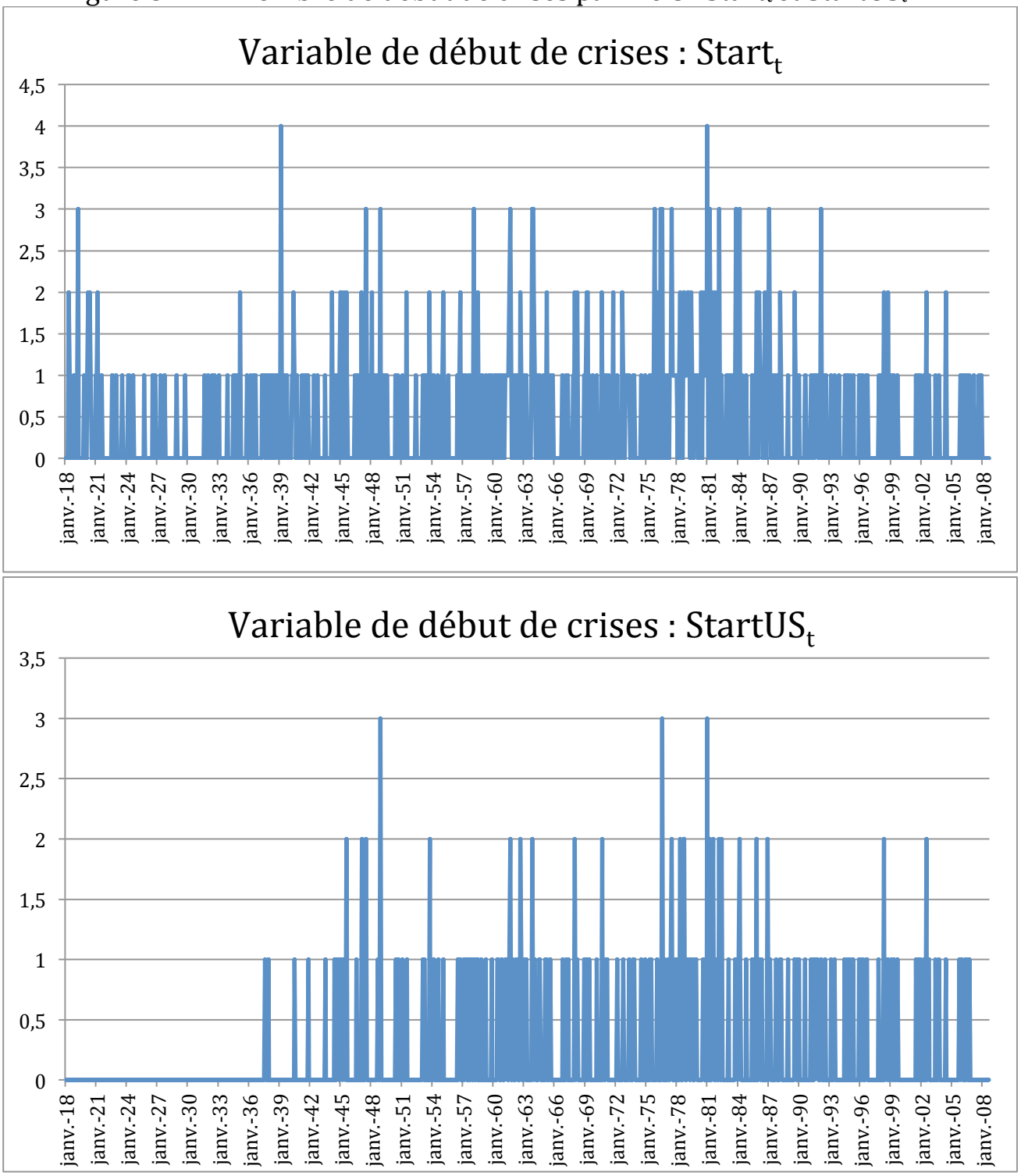
Figure 3.1.1 – Nombre de crises mensuelles : $Crisis_t$ et $CrisisUS_t$





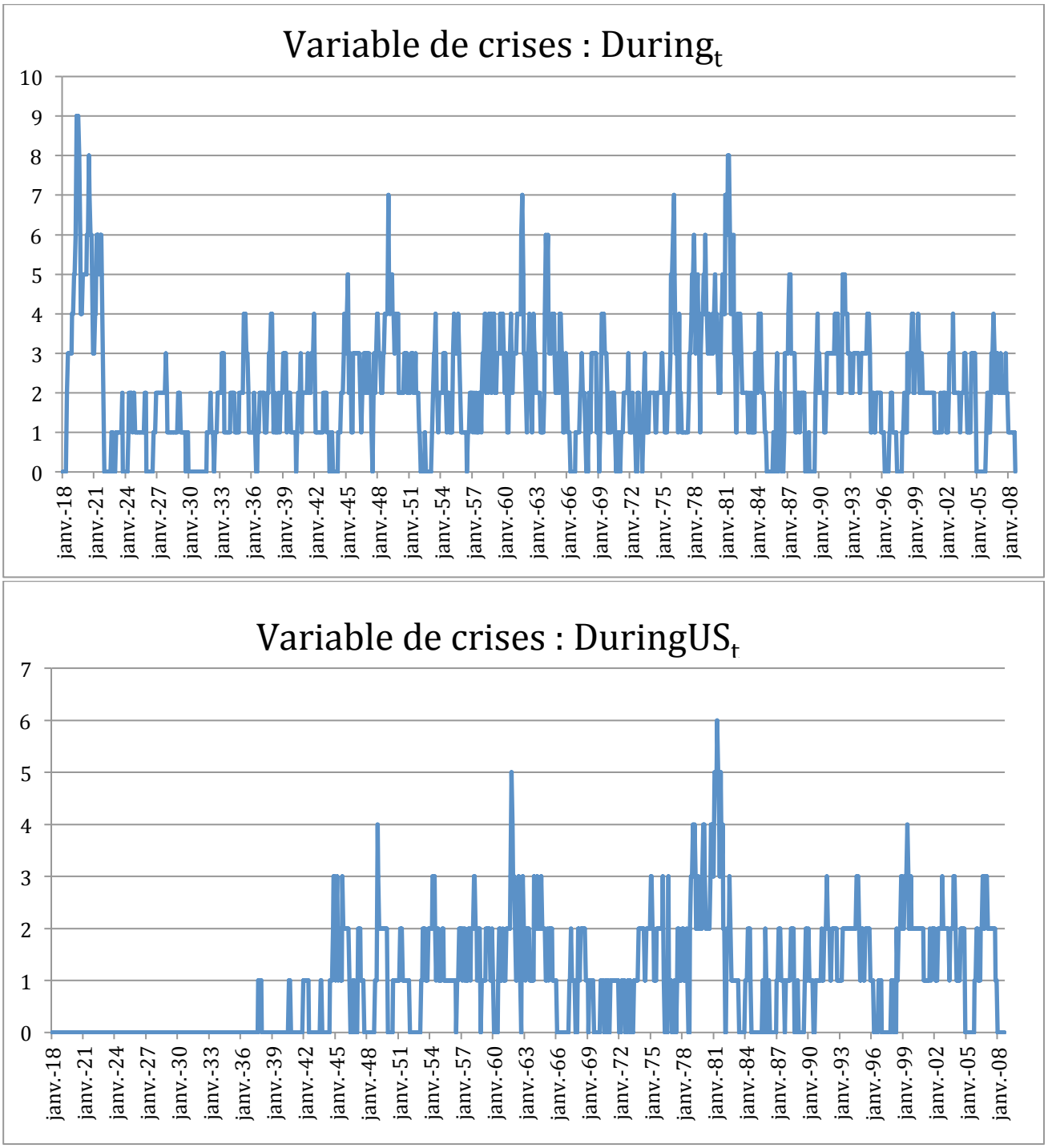
Cette figure présente les variables de crises mensuelles $Crisis_t$ et $CrisisUS_t$ construites à partir de la banque de données ICB. $Crisis_t$ répertorie le nombre de crises internationales durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008. $CrisisUS_t$ répertorie le nombre de crises où les États-Unis sont impliqués durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008.

Figure 3.1.2 – Nombre de début de crises par mois : $Start_t$ et $StartUS_t$



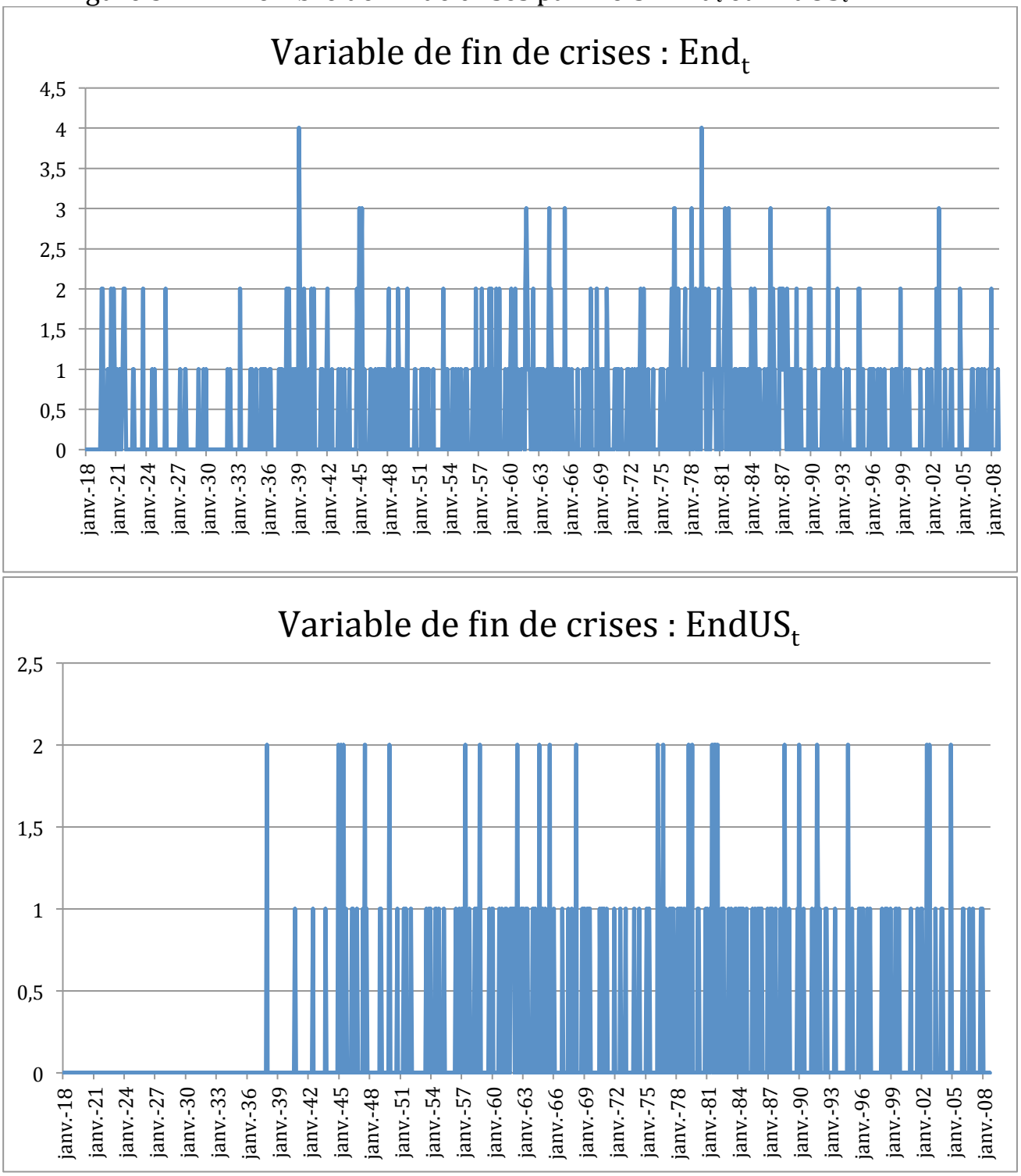
Cette figure présente les variables de crises mensuelles $Start_t$ et $StartUS_t$ construites à partir de la banque de données ICB. $Start_t$ répertorie le nombre de début de crises internationales durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008. $StartUS_t$ répertorie le nombre de début de crises où les États-Unis sont impliqués durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008.

Figure 3.1.3 – Variable de crises : $During_t$ et $DuringUS_t$



Cette figure présente les variables de crises mensuelles $During_t$ et $DuringUS_t$ construites à partir de la banque de données ICB. $During_t$ répertorie le nombre de crises internationales durant le mois t excluant les crises qui commencent ou finissent durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008. $DuringUS_t$ répertorie le nombre de crises où les États-Unis sont impliqués durant le mois t excluant les crises qui commencent ou finissent durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008.

Figure 3.1.4 – Nombre de fin de crises par mois : End_t et $EndUS_t$



Cette figure présente les variables de crises mensuelles End_t et $EndUS_t$ construites à partir de la banque de données ICB. End_t répertorie le nombre de fin de crises internationales durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008. $EndUS_t$ répertorie le nombre de fin de crises où les États-Unis sont impliqués durant le mois t de janvier 1918 à septembre 2008.

3.2 Le VIX

Le VIX est un indicateur de volatilité du marché financier américain établi quotidiennement par le Chicago Board Options Exchange. Le VIX est une mesure de la volatilité implicite du S&P500 pour les 30 prochains jours. Il est calculé à partir de la moyenne des volatilités sur les options d'achat et les options de vente du S&P500, autrement dit, le VIX s'apparente au calcul de la variance implicite moyenne d'options sur le S&P500 qui aurait en permanence une maturité de 30 jours. La formule généralement utilisée depuis 2003 pour le calcul du VIX est définie par l'équation (1).

$$\left(\frac{VIX\tau,t}{100}\right)^2 = \frac{2}{T} \sum_i \frac{\Delta K_i}{K_i^2} e^{RT} Q(K_i) - \frac{1}{T} \left[\frac{F}{K_0} - 1\right]^2 \quad (1)$$

Où F représente le future sur l'indice S&P500, R, le taux sans risque à maturité, K_i, le prix d'exercice de l'option i, K_0, le premier prix en dessous du niveau de l'indice F, $Q(K_i)$, la moyenne des prix bid et ask de l'option i, T égale à 30/365 et représente la maturité de l'option exprimée en année, et enfin ΔK_i, l'intervalle entre deux prix d'exercice.

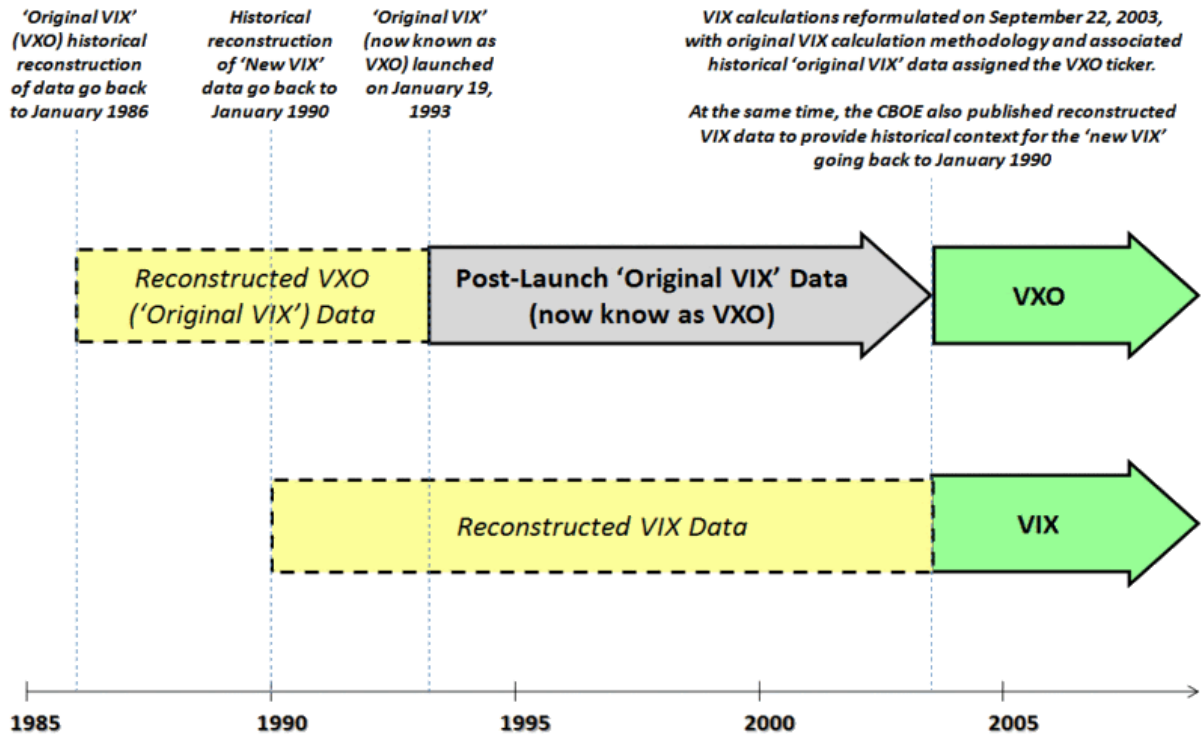
D'après Whaley (2000) et (2009), le VIX représente l'indice de la peur sur le marché et constitue un formidable vecteur d'informations. Un niveau peu élevé du VIX indique une faible volatilité sur le marché, ce qui laisse présager un relatif climat de confiance. En revanche une valeur du VIX importante indique la présence d'une très forte volatilité, ce qui peut laisser penser à une crise majeure accompagnée d'une chute du cours des actions.

De sa création à septembre 2008, le VIX a connu 4 pics importants où l'indice a dépassé 40 points : en Octobre 1998 lors de la crise financière russe, en septembre 2001 lors des tragiques attentats du 11 septembre, entre juillet et novembre 2002 suite au scandale Enron et en septembre 2008 lors de la faillite de Lehman Brothers et de la crise des subprimes. Mais pour Whaley (2000), la variation du VIX est tout aussi

importante que sa valeur et nous donne des informations précieuses sur le moral des investisseurs, le VIX monte quand le marché est pessimiste et vice versa.

L'indice original VIX a été créé en 1993, il utilisait le prix des options du S&P100 et considérait les options à la monnaie seulement. De plus, le VIX originel utilisait un modèle d'évaluation du prix des options afin d'extraire la volatilité. En 2003, une nouvelle formule pour le calculer fait son apparition (équation (1)), le VIX prend désormais en compte les options du S&P500 et considère une large gamme de prix d'exercice. En outre, le VIX n'utilise plus la volatilité extraite à partir d'un modèle d'évaluation du prix des options mais prend en compte une volatilité qui se calcule grâce à une solution de forme fermée (Jiang et Tian (2007)). L'indice qui utilise la nouvelle méthodologie prend le nom de VIX et on renomme l'ancien VIX, VXO. Le VIX nouvelle formule est reconstruit jusqu'en 1990, le VXO quant à lui est reconstruit jusqu'en 1986. La figure 3.2 illustre ces changements.

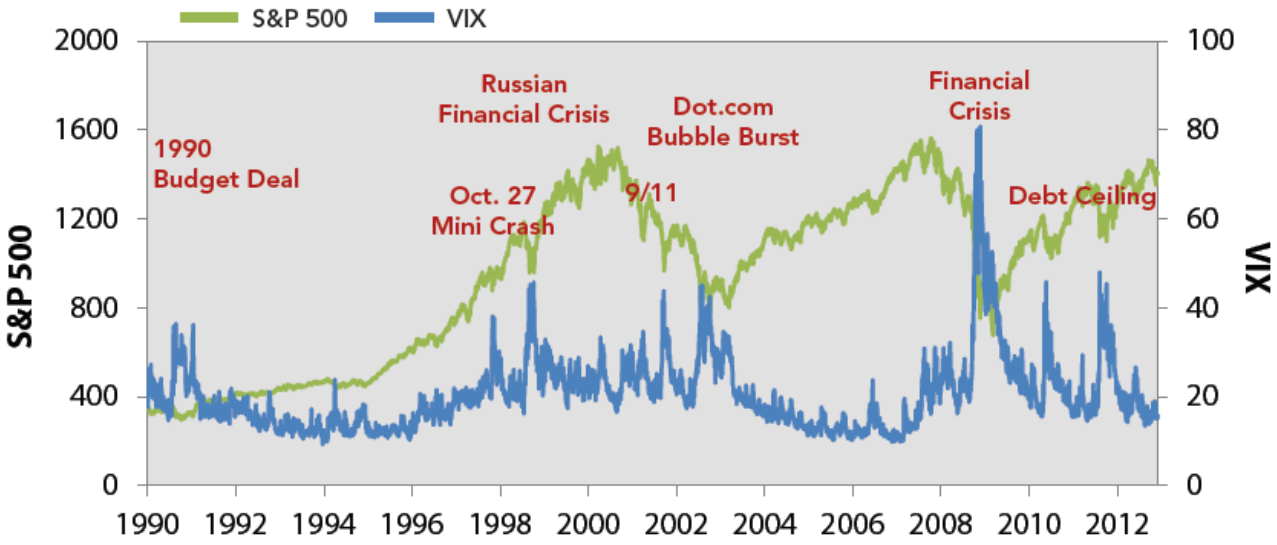
Figure 3.2 - Histoire du VIX et du VXO



Ce schéma illustre les dates de créations du VIX, du changement de formule de calcul du VIX ainsi que la création du VXO. Il montre aussi explicitement que les données du VIX sont disponibles à partir de 1990, alors que celles du VXO sont disponibles dès 1986. [Source : vixandmore.blogspot.ca]

En outre, une des particularités du VIX est sa corrélation négative avec les rendements du S&P500. Autrement dit, lorsque la volatilité du marché des actions est élevée, on assiste à des rendements plus faibles de l'indice S&P500. D'après Whaley (2000), une valeur élevée du VIX peut être interprétée comme une forte appréhension du marché traduisant un pessimisme élevé, ce qui conduit souvent à un rendement morose des principales actions américaines. On constate en effet dans la figure 3.3, que le VIX est négativement corrélé avec l'indice S&P500 de 1990 à 2012.

Figure 3.3 - VIX et indice S&P500 (1990-2012)



Cette figure représente le VIX et l'indice S&P500 de 1990 à 2012. On remarque une corrélation négative entre les deux indices. (Sources : CBOE et ThirdWay : Capital Markets Initiative)

3.3 Le NVIX

La série numérique du NVIX nous a gentiment été fournie par Asaf Manela et Alan Moreira. Le NVIX a pour principal objectif d'établir une mesure de l'incertitude dès 1890. Dans Manela et Moreira (2013), les auteurs ont tout d'abord estimé la relation entre le niveau d'incertitude économique via le VIX et la fréquence d'apparition de certains mots clés sur la première page du Wall Street Journal. La stratégie empirique des auteurs s'appuient sur deux hypothèses : le choix des mots par la presse d'affaires reflète assez bien les préoccupations de l'investisseur moyen et les désastres qui concernent ces investisseurs sont pris en compte dans les prix du marché des options. Une fois la relation établie, Manela et Moreira (2013) ont reconstruit le NVIX jusqu'en 1890. Cette nouvelle mesure d'incertitude capte les préoccupations des investisseurs concernant les risques de désastre sur plus d'un siècle. La disponibilité de ces données représente l'avantage unique de pallier le principal désavantage du VIX : son invention trop récente. Nous utiliserons donc le NVIX dans notre étude empirique de janvier 1918 à septembre 2008. En effet, comme nous l'avons mentionné dans la revue de littérature, le NVIX peut être considéré comme un VIX de substitution reconstruit jusqu'à la fin du XIXe siècle. Afin de vérifier la cohérence de cette substitution, nous nous sommes intéressés à la corrélation des deux indices avec une fréquence mensuelle de 1990 à 2008.

Tableau 3.1 : Matrice de Corrélation

	ΔVIX	ΔVXO	ΔNVIX
ΔVIX	1	0.9571	0.6855
ΔVXO	0.9571	1	0.6964
ΔNVIX	0.6855	0.6964	1

Ce tableau présente la corrélation entre les indices ΔVIX, ΔVXO et l'indice de Manela et Moreira (2013), le ΔNVIX. Les échantillons testés s'étendent de janvier 1990 à septembre 2008, une fréquence mensuelle a été utilisée.

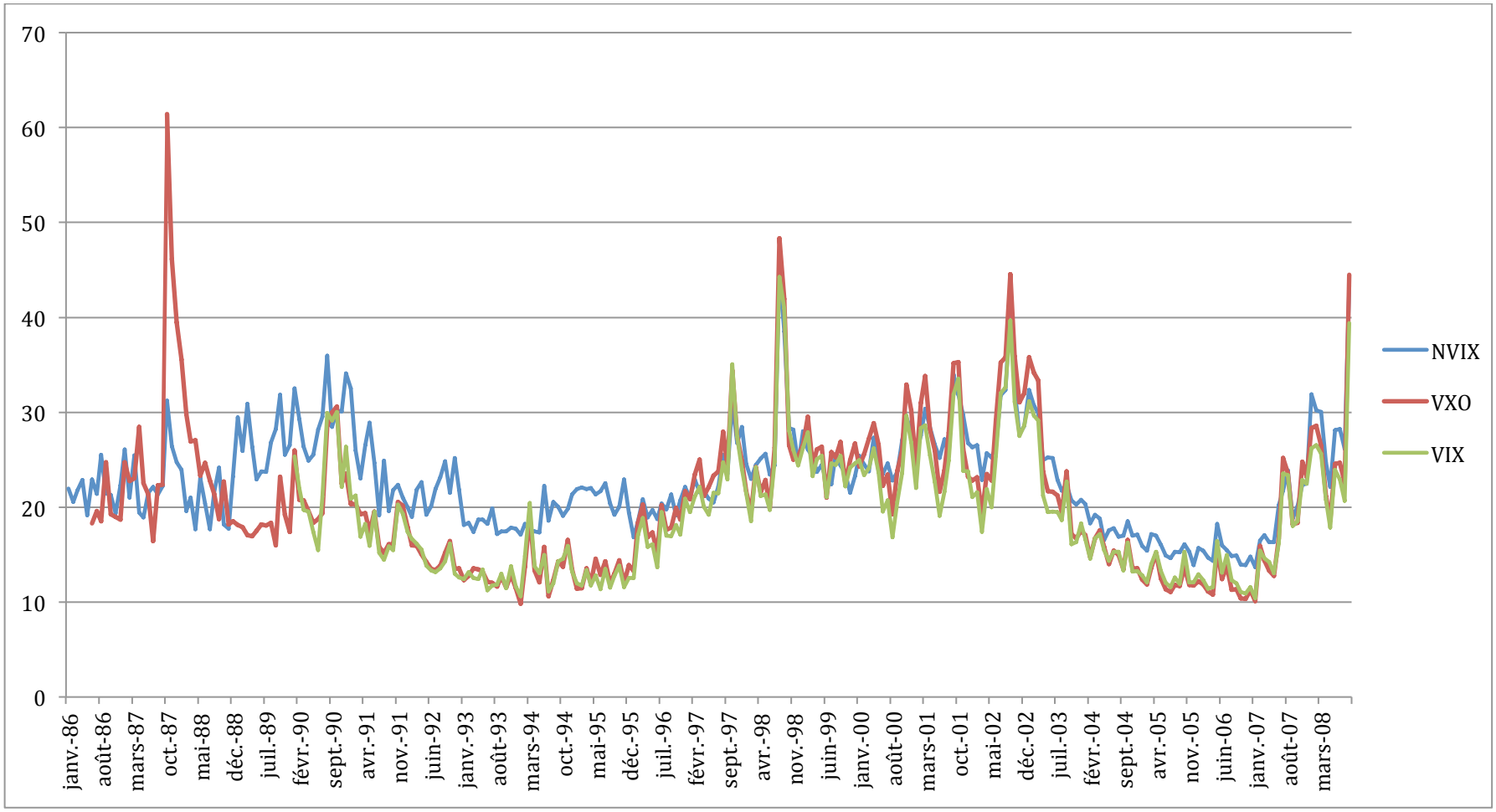
La matrice de corrélation du tableau 3.1 entre le ΔVIX, le ΔVXO et le ΔNVIX révèle une corrélation extrêmement forte entre le ΔVIX et le ΔVXO (0.96), ce qui n'est pas choquant vu la faible différence entre les deux formules de calcul de ces indices. La corrélation entre ΔVIX et ΔNVIX est moins forte mais reste élevée avec un coefficient proche de 0.7. L'utilisation du ΔNVIX est très importante car elle permet d'élargir la période de test sur les variables de crises. En effet, le ΔNVIX permet de tester l'impact des crises dès 1918 contrairement au ΔVIX et ΔVXO qui restreignent l'analyse aux années 1990 et 1986, respectivement.

La figure 3.4 montre l'évolution des trois indices sur une vingtaine d'année (un peu moins pour le VIX qui n'est créé qu'en 1990) et confirme visuellement les résultats de la matrice de corrélation du tableau 3.1. La figure 3.5 représente les valeurs du NVIX de janvier 1918 à septembre 2008. Par ailleurs, on remarque dans la figure 3.5 que lorsque les indices VIX et VXO n'existaient pas encore (avant 1986), le NVIX n'a dépassé qu'une seule fois la valeur de 40 lors du krach boursier d'octobre 1929.

L'évaluation des méthodes de prévision de la volatilité a été le sujet de nombreuses recherches. La littérature scientifique n'a pas tranché définitivement et de nombreux débats subsistent quant au meilleur modèle de prévision de la volatilité future. Certains tels que Bentes et Menezes (2012) accordent leur faveur à la volatilité issue de modèle économétrique comme les modèles de type GARCH. D'autres privilégient les indices de volatilité qui utilise la volatilité implicite contenue dans les options. D'après, Blair et al. (2001), le VIX contient toutes les informations pertinentes concernant la future volatilité réalisée, de plus le VIX fournirait des prévisions plus précises que les modèles type GARCH. Claessen et Mittnik (2002) trouve quant à eux que la volatilité GARCH ne contient pas d'autres informations pertinentes en dehors de l'anticipation de la volatilité déjà contenue dans le prix des options. Enfin, Giot (2003) et Corrado et Miller (2005) concluent que ce sont les indices de volatilité tel que le VIX qui possèdent le plus d'informations concernant les prévisions de la volatilité et l'évaluation des risques de marché. Pour notre part, notre but est de mettre en évidence le rôle des

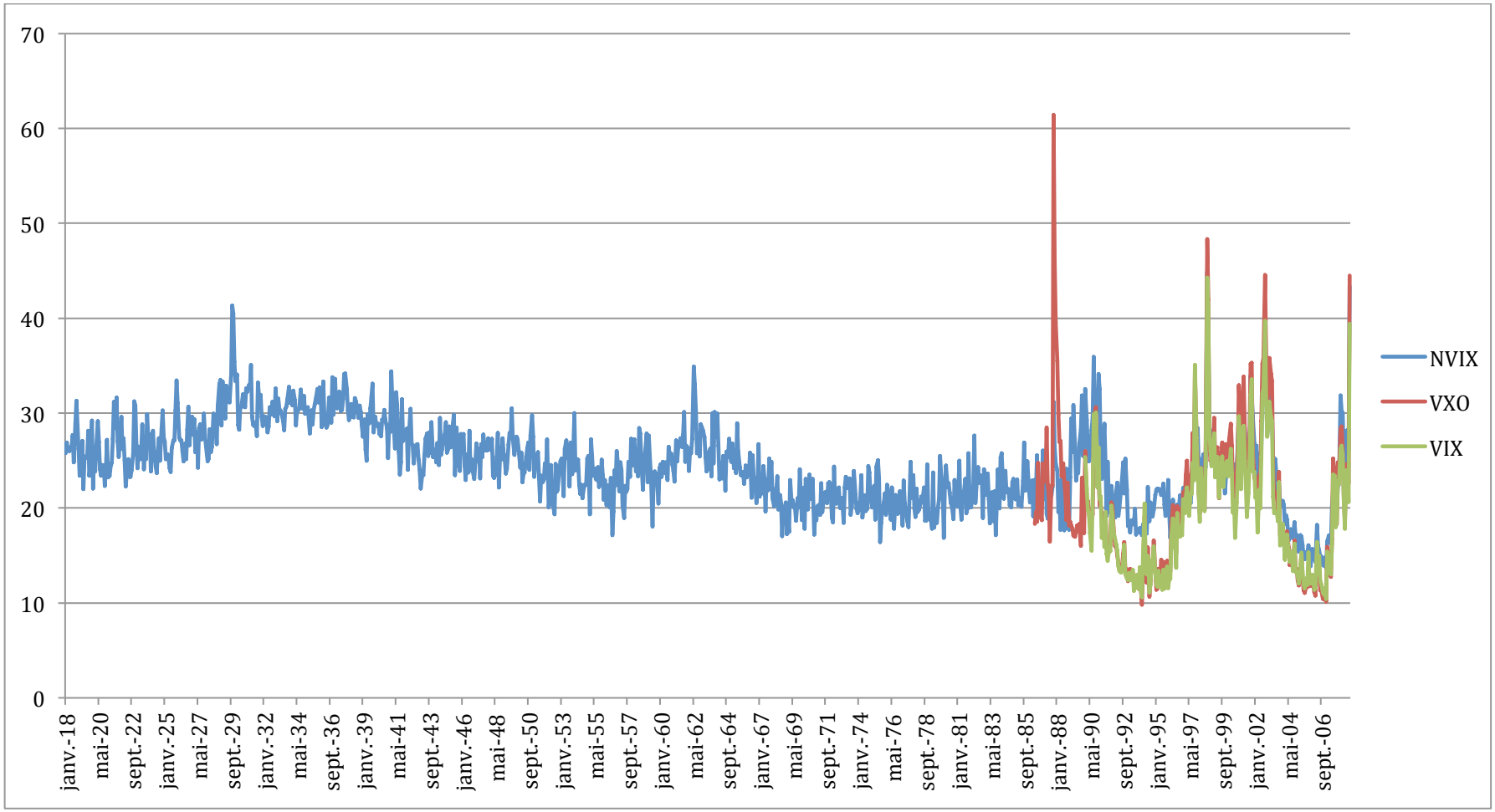
indices de volatilité dans l'appréciation des impacts des risques de désastres sur le comportement des investisseurs. Nous privilégierons donc l'utilisation des indices de volatilité (VIX et NVIX) dans l'optique de mieux prendre en compte les préférences des investisseurs contenues dans la volatilité implicite. Les choix, préférences et peurs des investisseurs étant notre priorité.

Figure 3.4 – Indice NVIX/VXO/VIX de 1986 à 2008



Cette figure représente le VXO de janvier 1986 à septembre 2008, le VIX de janvier 1990 à septembre 2008 et l'indice de Maneila et Moreira (2013), le NVIX, pour la période allant de janvier 1986 à septembre 2008.

Figure 3.5 - Indice NVIX/VXO/VIX de 1918 à 2008



Cette figure représente le VXO de janvier 1986 à septembre 2008, le VIX de janvier 1990 à septembre 2008 et l'indice de Maneila et Moreira (2013), le NVIX, pour la période allant de janvier 1918 à septembre 2008.

3.4 Echantillons

Les données relatives à l'indice VIX sur la période 1990-2008, à l'indice VXO sur la période 1986-2008 et à l'indice S&P500 ont été extraites de Bloomberg. Les données relatives au NVIX de 1918 jusqu'à 2008 ont été fournies par Maneila et Moreira (2013). Toutes les variables de crises ont été construites à partir des informations obtenues de la base de données en ligne ICB. Toutes les données utilisées dans notre recherche empirique sont de fréquence mensuelle. Nos échantillons de données comprennent quatre périodes différentes : celle correspondant au VIX de janvier 1990 à septembre 2008 avec 225 observations, celle correspondant aux rendements du S&P500 avec 723 observations de février 1950 à août 2008, celle correspondant au VXO avec 272 observations de janvier 1986 à septembre 2008 et enfin celle correspondant au NVIX de janvier 1918 à septembre 2008 avec 1088 observations. Les variables de crises $Crisis_t$, $Start_t$, $During_t$ et End_t construites à partir de la banque de données ICB ainsi que leurs homologues américaines sont disponibles pour les quatre mêmes périodes.

Chapitre 4

Analyse des résultats

4.1 Les données

Le tableau 4.1 présente différentes statistiques portant sur les données utilisées par la suite dans notre étude empirique.

Tableau 4.1 - Statistique des données

	r_t^{SP} (%)	VIX	ΔVIX	VXO	ΔVXO	NVIX	ΔNVIX	$Crisis_t$	$Start_t$	$During_t$	End_t	Valeur critique
Nombre d'observations	703	225	224	225	224	1089	1088	1088	1088	1088	1088	
Moyenne	0.6998	19.18	-0.021	20.05	0.23	26.18	$1.8*10^{-4}$	2.098	0.418	2.098	0.418	
Médiane	0.9076	18.24	-0.180	19.33	-0.085	26.11	-0.044	2	0	2	0	
Ecart-type	4.0719	6.415	3.504	7.605	3.763	4.0247	2.520	1.511	0.674	1.511	0.682	
Minimum	-21.7630	10.42	-12.9	9.82	15.38	16.38	-7.2105	0	0	0	0	
Maximum	16.3047	44.28	19.48	61.41	22.06	41.32	7.9312	9	4	9	4	
Jarque Bera	**102.29**	**44.03**	**241.73**	**223.9**	**339.4**	4.326	1.290	**305,93**	**$1.14*10^3$**	**305.93**	**921.784**	≠ selon n
Test augmenté Dickey-Fuller	**-25.3203**	-0.972	**-16.56**	-1.268	**-16.40**	-1.5671	**-49.687**	**-5.411**	**-22.439**	**-5.411**	**-22.939**	≠ selon n
Ljung Box LB(X)	9.0277	**953.81**	**23.77**	**950.04**	**23.19**	**$6.84*10^3$**	**208.86**	**$3.15*10^3$**	**105.82**	**$3.15*10^3$**	**101.388**	21.0261
Ljung Box LB(X^2)	**28.0573**	**613.23**	**35.78**	**443.79**	**36.35**	**$6.55*10^3$**	**47.06**	**$2.76*10^3$**	**50.823**	**$2.76*10^3$**	**67.409**	21.0261
Test de Engle	1.338	**129.51**	0.93	**125.69**	2.88	**704.38**	**30.18**	**749.86**	**7.991**	**749.86**	**8.767**	3.8415

Ce tableau présente des statistiques descriptives sur les séries de données utilisées dans notre étude empirique ainsi que les résultats des différents tests numériques effectués. Le test de Jarque Bera permet de savoir si la distribution de la série est normale. Le test augmenté de Dickey-Fuller permet de tester la stationnarité des séries numériques. Le test de Ljung Box LB(X) permet de tester l'autocorrélation d'une série. Enfin le test de Ljung Box LB(X^2) ainsi que le test de Engle permettent de détecter l'hétéroscédasticité. Les statistiques en gras représentent les séries numériques qui rejettent l'hypothèse nulle des tests respectifs.

Avec une moyenne mensuelle de 2.1 crises, la variable $Crisis_t$ oscille entre 0 et 9 crises par mois. En outre, il y a environ 0.42 crise en moyenne qui débute ou finissent au mois t avec un minimum de 0 et un maximum de 4 crises se terminant ou commençant dans le même mois. Les variables de crises ont été construites à partir de 1088 observations pour prendre en compte la totalité de la période 1918-2008 afin de pouvoir les tester face aux indices de volatilité classiques mais aussi face au NVIX.

Afin d'analyser les propriétés des séries chronologiques, plusieurs tests statistiques ont été effectués. Tout d'abord le test de Jarque Bera dont l'hypothèse nulle est de considérer la distribution normale. Si la valeur de ce test est inférieure à la valeur critique fixée avec un risque d'erreur de 5%, alors la distribution de la série numérique représentée par cette variable peut être considérée comme normale. La valeur critique est de 5.7080 pour 224 observations, 5.7091 pour 225 observations, 5.8975 pour 703 observations et enfin 5.9345 pour 1088 et 1089 observations. Les séries NVIX et ΔNVIX ont donc d'après le test de Jarque Bera une distribution normale. Toutes les autres séries rejettent l'hypothèse nulle, leur distribution n'est pas normale.

Ensuite le test augmenté de Dickey Fuller a été utilisé afin de tester la stationnarité des séries numériques, l'hypothèse nulle de ce test est la présence d'une racine unitaire. La valeur critique est de -1.9422 pour 224 observations et 225 observations, -1.9413 pour 703 observations et -1.9416 pour 1088 et 1089 observations. Plus la statistique du test augmenté de Dickey Fuller est négative, plus l'hypothèse nulle est rejeté fortement. D'après ce test, on conclut que les séries numériques du VIX, du VXO ainsi que celle du NVIX ont une racine unitaire et ne sont donc pas stationnaires. Toutes les autres séries rejettent l'hypothèse d'une présence d'une racine unitaire et sont donc stationnaires. Afin de stationnariser les séries VIX, VXO et NVIX, nous utiliserons la différence directe (Δ) entre la valeur de l'indice au temps t et celle au temps t-1. Cette stationnarisation est pertinente puisque les séries ΔVIX, ΔVXO et ΔNVIX rejettent l'hypothèse nulle d'une présence d'une racine unitaire et sont donc stationnaires.

Le test de LJung Box a pour hypothèse nulle le fait que la série ne montre pas d'autocorrélation pour un nombre fixé de retards (comme nos séries sont mensuelles, nous fixons le nombre de retard à 12 avec un risque d'erreur de 5%), la valeur critique de ce test est de 21.0261. Si la valeur de la statistique d'une série numérique est inférieure à cette valeur critique, l'hypothèse nulle n'est pas rejetée. D'après le test de Ljung Box on peut affirmer que la série r_t^{SP} a une distribution qui ne contient pas d'autocorrélation. En revanche toutes les distributions des autres séries contiennent de l'autocorrélation. Toutefois, les séries ΔVIX et ΔVXO rejettent de peu l'hypothèse nulle, la valeur de leurs tests étant très proche de la valeur critique.

Enfin, en vue de détecter la présence d'hétéroscédasticité, le test Ljung Box avec la variable au carré est mis en place. L'hypothèse nulle est de ne pas avoir de traces d'hétéroscédasticité dans la série numérique testée. D'après ce test, toutes les séries sont affectées par l'hétéroscédasticité. Afin de confirmer ces résultats, le test de Engle qui détecte les effets ARCH (hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive) est effectué. L'hypothèse nulle est similaire au test précédent et la valeur critique est égale à 3.8415. D'après ce test, seules les séries r_t^{SP}, ΔVIX et ΔVXO ne rejettent pas l'hypothèse nulle. Toutes les autres séries testées rejettent l'hypothèse nulle et sont donc affectées par l'hétéroscédasticité. Afin de conserver des tests de Student pertinents malgré la présence d'hétéroscédasticité dans la plupart des séries numériques, nous calculerons des écarts-types de Newey-West pour corriger les tests de Student. Comme les données sont mensuelles, les écarts-types de Newey-West comporteront 12 retards.

4.2 Résultats empiriques

Dans un premier temps, nous allons procéder à une analyse de régression dans le même esprit que Berkman et al. (2011) pour vérifier la cohérence interne des variables de crises issues de la base de données ICB. Nous ne répliquons pas exactement les résultats de Berkman et al. (2011) puisqu'ils se concentrent sur l'impact des variables de crises sur le rendement mondial des actions (calculé à partir du MSCI index et de la moyenne des rendements nationaux de plusieurs pays) alors que nous nous concentrerons sur l'impact des variables de crises sur les rendements de l'indice américain S&P500. Toutefois, la méthodologie aura de nombreuses similitudes. De surcroît, Berkman et al. (2011) considère un échantillon de données allant de 1918 à 2006. Pour notre part, le S&P500 n'est disponible qu'à partir de 1950, la comparaison directe avec les résultats de Berkman et al. (2011) est donc sujette à précaution. Cependant, nous fournirons tout de même ces résultats à titre indicatif.

Afin de calculer les rendements du S&P500, nous avons relevé sur Bloomberg les valeurs de fermeture du S&P500 de janvier 1950 (date de création de l'indice S&P500) jusqu'à août 2008, nous avons calculé par la suite r_t^{SP} de février 1950 jusqu'à août 2008 afin d'avoir l'échantillon de données le plus large possible.

La première régression évalue l'impact de la variable $Crisis_t$ sur les rendements du S&P500 :

$$r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 Crisis_t + \varepsilon_t \qquad (2)$$

où r_t^{SP} représente les rendements du S&P500 exprimés en pourcentage de février 1950 à août 2008 et $Crisis_t$ représente le nombre de crises mensuelles sur la même période.

Il apparaît aussi pertinent d'évaluer l'impact des crises américaines sur le S&P500. Pour ce faire nous utilisons dans la régression (3) les variables concernant les crises où les États-Unis sont officiellement impliqués.

$$r_t^{SP500} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{CrisisUS}_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

où CrisisUS_t représente le nombre de crises mensuelles où les États-Unis sont considérés comme acteur du conflit par la base de données ICB.

Tableau 4.2 - Résultat des régressions (2) et (3)

I/ Régression (2) : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Crisis}_t + \varepsilon_t$
II/ Régression (3) : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{CrisisUS}_t + \varepsilon_t$
III/ Extrait de Berkman et al. (2011) : $r_t^{world} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Crisis}_t + \varepsilon_t$

Paramètres	Coefficients I	Student I	Coefficients II	Student II	Coefficients III	Student III
α_0	0.7982	**2.9720**	0.9935	**5.9130**	0.674	**3.73**
α_1	-0.0455	-0.4420	-1.0754	**-3.7010**	-0.120	**-2.03**

Ce tableau présente les coefficients ainsi que les tests de Student associés des régressions I/, II/ et III/. Régression I : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Crisis}_t + \varepsilon_t$ avec un échantillon de 703 données allant de février 1950 à août 2008. Régression II/ : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Crisis}_t + \varepsilon_t$ avec un échantillon de 703 données allant de février 1950 à août 2008 où StartUS_t, DuringUS_t et EndUS_t représentent les variables de crises où les États-Unis sont considérées comme acteur du conflit par la base de données ICB. Et enfin régression III/ extrait de Berkman et al. (2011) : $r_t^{world} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Crisis}_t + \varepsilon_t$. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les tests de Student en gras sont au moins significatifs à 5%.

On constate au tableau 4.2, une relation fortement négative et significative à 1% entre les rendements du S&P500 et le nombre de crises où les États-Unis sont impliqués avec un coefficient de -1.0754. Ce qui veut dire qu'en moyenne, une crise où les États-Unis prennent part au conflit réduit le rendement mensuel du S&P500 d'environ 1.1%. Etant donné que nous avons une moyenne de 2.1 crises par mois dans notre échantillon, cela impliquerait que l'ensemble des crises où les États-Unis sont impliqués sont responsables d'un rendement négatif d'environ 2.31% par mois, soit environ 27.7% annuellement. Ces résultats, très supérieurs à ceux de Berkman et al. montrent logiquement qu'une crise où les États-Unis sont impliqués a beaucoup plus d'impact sur le S&P500, indice américain, qu'une crise internationale où les États-Unis ne sont pas acteur dans le conflit. En outre, malgré le fait que Berkman et al. (2011) teste le

rendement mondial des actions de 1918 à 2006 alors que l'on se concentre sur le rendement du S&P500 et que l'on se restreint à la période 1950-2008, nos résultats vont dans le même sens. En effet, selon les résultats de Berkman et al. (2011), une crise réduit significativement le rendement mondial mensuel de 0.12%.

En vue de voir si les investisseurs réagissent négativement au début d'une crise et positivement à la fin d'une crise, nous distinguons les effets de début de crise, les effets durant la crise et les effets de fin de crise.

$$r_t^{SP500} = \alpha_0 + \alpha_1 \, Start_t + \alpha_2 \, During_t + \alpha_3 \, End_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

La régression (4) cherche donc à évaluer l'impact des variables de crises $Start_t$, $During_t$ et End_t sur la variable des rendements du S&P500. Pour cette régression, les résultats individuels de chaque pays sont disponibles dans Berkman et al. (2011), la comparaison directe avec les résultats de Berkman et al. (2011) concernant les États-Unis est donc possible, toutefois il faut garder à l'esprit que la période d'analyse reste différente.

Il apparaît aussi pertinent d'évaluer l'impact des crises américaines sur le S&P500. Pour ce faire nous utilisons dans la régression (5) les variables concernant les crises où les États-Unis sont officiellement impliqués.

$$r_t^{SP500} = \alpha_0 + \alpha_1 \, StartUS_t + \alpha_2 \, DuringUS_t + \alpha_3 \, EndUS_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Où $StartUS_t$, $DuringUS_t$ et $EndUS_t$ représentent les variables de crises où les États-Unis sont considérés comme acteur du conflit par la base de données ICB.

Tableau 4.3 - Résultat des régressions (4) et (5)

I/ Régression (4) : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$
II/ Régression (5) : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t$
III/ Extrait de Berkman et al. (2011) : $r_t^{US} = \alpha_0 + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$

Paramètres	Coefficients I	Student I	Coefficients II	Student II	Coefficients III	Student III
α_0	0.6830	**2.4202**	0.8412	**3.2934**	0.501	**2.56**
α_1	-0.4188	**-1.9336**	-1.0662	**-3.5926**	-0.961	**-1.74**
α_2	0.0562	0.4936	0.1136	0.7448	0.275	0.73
α_3	0.1904	0.8118	-0.0054	-0.0164	0.268	0.49

Ce tableau présente les coefficients ainsi que les tests de Student associés aux régressions I/, II/ et III/. Régression I : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$ avec un échantillon de 703 données allant de Février 1950 à août 2008. Régression II/ : $r_t^{SP} = \alpha_0 + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t$ avec un échantillon de 703 données allant de février 1950 à août 2008 où $StartUS_t$, $DuringUS_t$ et $EndUS_t$ représentent les variables de crises où les États-Unis sont considérés comme acteur du conflit par la base de donnée ICB. Régression III/ extrait de Berkman et al. (2011) : $r_t^{US} = \alpha_0 + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les tests de Student en gras sont au moins significatifs à 10%.

En accord avec les hypothèses initiales, on constate que l'augmentation de la probabilité d'un début de crise internationale a un impact significatif et négatif sur les rendements du S&P500. En effet, chaque début de crise internationale réduit le rendement mensuel du S&P500 de 0.42%. Ce qui signifie que plus le nombre de crises internationales débutant au mois t est important, moins le rendement des actions du S&P500 est conséquent. On constate par ailleurs, que cette relation est encore plus forte et encore plus significative concernant les crises où les États-Unis sont impliqués avec des rendements en moyenne inférieurs de 1.1% pour chaque début de crise additionnelle et une statistique de Student de -3.59. De plus, aux vues des résultats de Berkman et al. (2011) concernant seulement les Etats-Unis (tableau 15 dans Berkman et al. (2011)), on peut considérer que la cohérence interne des variables de crises construites est assurée, la valeur des coefficients des variables de crises $Start_t$, $During_t$ et End_t étant de même signe. En conclusion, la régression (4) met en évidence les effets négatifs des crises internationales sur les rendements du principal indice américain, le

S&P500. On conclut aussi d'après les résultats de la régression (5), que l'augmentation de la probabilité d'un début de crises impliquant les États-Unis a un impact significatif et très négatif sur les rendements du S&P500 avec un coefficient de -1.07. Logiquement, le début d'une crise impliquant les États-Unis a encore plus d'impact sur les rendements de l'indice américain qu'une crise internationale où les États-Unis n'ont pas pris part au conflit.

D'après Wachter (2009), une augmentation de la probabilité de réalisation d'un désastre conduit à une augmentation de la volatilité du marché des actions. Afin de tester si la volatilité des rendements du marché des actions est liée à l'occurrence des crises internationales et de prendre en compte des variances conditionnelles dépendant du temps, Berkman et al. (2011) estiment un modèle GARCH(1,1), nous faisons de même au tableau 4.4. Proposé par Engle (1982), les processus ARCH sont une forme de processus stochastique qui se révèlent très utiles pour modéliser l'hétéroscédasticité conditionnelle et le « clustering » de la volatilité. Ces processus seront généralisés par Bollerslev (1986) avec l'apparition des modèles GARCH.

$$r_t^{SP500} = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \tag{6}$$

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 \tag{7}$$

Tableau 4.4 - Modèle GARCH (1,1) fondé sur les équations (6) et (7)

Paramètres	Coefficients	Ecart-Type	Test de Student
μ	0.7058	0.133	**5.3041**
β_0	0.7897	0.1379	**5.7284**
β_1	0.0998	0.0272	**3.6686**
β_2	0.8582	0.0230	**37.284**

Le tableau 4.4 présente les résultats des coefficients ainsi que les tests de Student du modèle GARCH(1,1) fondé sur les équations (6) et (7) : $r_t^{SP500} = \mu + \varepsilon_t$ et $\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2$ avec un échantillon de données mensuelles allant de 1950 jusqu'en 2008. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les tests de Student en gras sont significatifs à 1%.

À partir du tableau 4.4, nous constatons que le paramètre de l'erreur au carré retardé β_1 et le paramètre de la variance retardé β_2 sont significatifs. Les paramètres β_1 et β_2 n'étant pas négatifs, le processus est donc bien défini, en outre, la somme de ces derniers étant inférieure à 1, on peut conclure que ε_t est stationnaire en covariance (Nelson (1990) et Drost et Nijman (1993)). Ces résultats sont relativement conformes à la littérature.

Afin de voir l'impact des variables de crises, on rajoute les variables de crises $Start_t$, $During_t$ et End_t à l'équation de variance du modèle GARCH (1,1) pour aboutir à une estimation similaire à celle de Berkman et al. (2011) en testant toutefois r_t^{SP} alors que Berkman et al. (2011) se concentrent sur r_t^{World}.

$$r_t^{SP} = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t \ , \ \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \qquad (8)$$
$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 Start_t + \beta_4 During_t + \beta_5 End_t$$

Nous en profitons pour tester également les variables $StartUS_t$, $DuringUS_t$ et $EndUS_t$.

$$r_t^{SP} = \mu + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t, \ \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \qquad (9)$$
$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 StartUS_t + \beta_4 DuringUS_t + \beta_5 EndUS_t$$

Berkman et al. (2011) présentent dans leur étude empirique plusieurs modèles GARCH (1,1), un modèle qui englobe la totalité de l'échantillon étudié et un modèle qui considère un échantillon restreint de 58 ans de 1948 à 2006. Dans l'optique de conserver une comparaison pertinente, nous utiliserons ce dernier aux fins de comparaisons. Pour notre part, nous conserverons notre échantillon de 58 ans que nous avons calculé de février 1950 jusqu'à août 2008.

Tableau 4.5 - Modèle GARCH (1,1) fondé sur les équations (8) et (9)

I/ Régression (8) : $r_t^{SP} = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$

$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 Start_t + \beta_4 During_t + \beta_5 End_t$

II/ Régression (9) : $r_t^{SP} = \mu + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$

$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 StartUS_t + \beta_4 DuringUS_t + \beta_5 EndUS_t$

III/ Berkman et al. (2011) : $r_t^{world} = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$

$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 Start_t + \beta_4 During_t + \beta_5 End_t$

Paramètres	Coefficients I	Student I	Coefficients II	Student II	Coefficients III	Student III
μ	0.7576	**2.7349**	0.7456	1.5958	0.856	**4.28**
α_1	-0.2963	-1.3172	-0.8493	**-2.3174**	-0.376	**-2.12**
α_2	0.0206	0.1857	0.1371	0.5765	-0.116	-1.25
α_3	0.0994	0.4884	-0.0009	-0.0028	0.235	1.38
β_0	0.7963	**3.2019**	0.8728	**1.7583**	0.149	0.82
β_1	0.0861	**3.3265**	0.0926	**3.6033**	0.076	**3.74**
β_2	0.8652	**28.516**	0.8527	**21.487**	0.892	**31.34**
β_3	0.2244	0.2827	0.3660	0.4374	1.312	**1.82**
β_4	-0.1843	-1.4957	-0.2346	-0.9302	-0.013	-0.12
β_5	0.7508	0.9906	0.9999	0.7040	-0.603	-0.84

Les colonnes 2 et 3 du tableau 4.5 présentent les résultats des coefficients ainsi que les tests de Student du modèle GARCH(1,1) qui décrit l'équation: $r_t^{SP500} = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$ avec $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ et $\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 Start_t + \beta_4 During_t + \beta_5 End_t$ avec un échantillon de 723 données mensuelles allant de février 1950 à août 2008. Les colonnes 4 et 5 du tableau 4.5 présentent les résultats des coefficients ainsi que les tests de Student du modèle GARCH qui décrit l'équation: $r_t^{SP500} = \mu + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t$ avec $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ et $\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 StartUS_t + \beta_4 DuringUS_t + \beta_5 EndUS_t$ avec un échantillon de 723 données mensuelles allant de février 1950 à août 2008. Enfin, les colonnes 6 et 7 du tableau présentent les résultats des coefficients ainsi que les tests de Student du modèle GARCH(1,1) qui décrit l'équation de Berkman et al. (2011) : $r_t^{world} = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t$ avec $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ et $\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 Start_t + \beta_4 During_t + \beta_5 End_t$, avec un échantillon de données mensuelles allant de 1948 à 2006. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les tests de Student en gras sont au moins significatifs à 10%.

Au vu du Tableau 4.5, on peut faire plusieurs observations : Tout d'abord, concernant l'équation de la moyenne, on constate que le coefficient α_1 de la régression (9) est égal à -0.85 et indique une relation négative et significative entre l'effet d'un début de crise où les États-Unis sont impliqués et les rendements du S&P500. Berkman et al. (2011)

obtiennent des résultats similaires concernant ce coefficient. On remarque aussi que le coefficient β_3 est positif concernant les 3 modèles, cela signifierait que le début de chaque crise additionnelle augmente la variance mensuelle, ce coefficient n'est toutefois significatif que concernant le modèle III.

Afin de confirmer l'impact des crises politiques internationales sur la volatilité du marché des actions, on s'intéresse aux liens possibles entre les indices de volatilité VIX ou NVIX et les variables de crises $Start_t$, $During_t$ et End_t. Pour ce faire, on analyse dans un premier temps l'impact des crises mondiales sur le VIX et le NVIX de 1990 à 2008. Puis on élargit la période d'étude pour le NVIX de 1918 à 2008. Enfin on procède à la même analyse mais en prenant seulement en compte les variables de crises impliquant les États-Unis (crises « américaines » dans le tableau 4.6).

Les régressions du tableau 4.6 sont respectivement de la forme :

$$\Delta VIX_t = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t \quad (11)$$

$$\Delta NVIX_t = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t \quad (12)$$

$$\Delta NVIX_{t+} = \mu + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t \quad (13)$$

$$\Delta VIX_t = \mu + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t \quad (14)$$

$$\Delta NVIX_t = \mu + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t \quad (15)$$

$$\Delta NVIX_{t+} = \mu + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t \quad (16)$$

où les régressions (11), (12), (14) et (15) sont fondées sur 225 observations alors que les régressions (13) et (16) s'appuient sur 1088 observations.

Tableau 4.6 – Régressions des variables de crises mondiales et américaines

Crises mondiales

ΔNVIX (12) : 1990-2008 ΔVIX (11) : 1990-2008

	μ	$Start_t$	$During_t$	End_t	μ	$Start_t$	$During_t$	End_t
Coefficient	0.0327	0.2900	-0.0281	-0.1901	0.0494	0.2913	-0.1192	0.2844
Student	0.1091	0.8797	-0.2431	-0.3852	0.1552	0.6672	-0.9250	0.8872

$\Delta NVIX_+$ (13) : 1918-2008

	μ	$Start_t$	$During_t$	End_t
Coefficient	-0.0046	0.0689	0.0178	-0.1468
Student	-0.0751	0.5450	0.6053	-1.2506

Crises américaines

ΔNVIX (15) : 1990-2008 ΔVIX (14) : 1990-2008

	μ	$StartUS_t$	$DuringUS_t$	$EndUS_t$	μ	$StartUS_t$	$DuringUS_t$	$EndUS_t$
Coefficient	0.1488	0.5385	-0.2553	0.3961	0.1749	0.9977	-0.2754	-0.0026
Student	0.7337	0.9545	**-1.7359**	0.6493	0.7653	1.5351	-1.6316	-0.0048

$\Delta NVIX_+$ (16) : 1918-2008

	μ	$StartUS_t$	$DuringUS_t$	$EndUS_t$
Coefficient	-0.0393	0.0652	-0.0063	0.1639
Student	-0.8871	0.2997	-0.1450	0.8368

Ce tableau présente les résultats des régressions (11) à (16) : régression entre le Δ VIX (avec 225 observations) et les variables de crises mondiales et américaines, régression entre le ΔNVIX (avec 225 observations) et les variables de crises mondiales et américaines et régression entre le $\Delta NVIX_+$ (avec 1088 observations) et les variables de crises mondiales et américaines. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les tests de Student Newey-West en gras sont au moins significatifs à un niveau de confiance de 10%.

Concernant les crises mondiales (première partie du tableau 4.6), les coefficients sont positifs pour la variable $Start_t$ de manière récurrente même pour la période d'étude élargie avec le NVIX, en revanche les tests de Student Newey-West ne sont pas significatifs. On ne peut donc pas en tirer de conclusion ferme mais cela ne contredit pas notre hypothèse qu'une augmentation du nombre de crises internationales

débutant au mois t ($Start_t$) marque une hausse de la volatilité sur le marché boursier américain. Pour les régressions qui ne prennent en compte que les crises où les États-Unis sont un acteur du conflit, on constate que les coefficients de la variable $StartUS_t$ sont tous positifs, mais seule la variable $StartUS_t$ de la régression de ΔVIX_t sur la période 1990-2008 (régression (14)) est significative à un niveau de confiance de 15%, ce qui ne permet pas d'en tirer des conclusions. Le coefficient de la variable $DuringUS_t$ est négatif et significatif à 10% pour la régression (15) qui teste ΔNVIX sur la période 1990-2008, et négatif et significatif à 15% pour la régression (14) qui teste ΔVIX sur la même période, ce qui est plutôt étonnant au vu de nos hypothèses. Cependant si l'on cherche une explication rationnelle, cela pourrait s'expliquer par le fait que l'accumulation de conflits ou l'embourbement de certaines crises qui pourraient être matérialisé par la variable $DuringUS_t$ n'aurait pas autant d'impact qu'une apparition de nouvelles crises et conduirait donc à une baisse de la volatilité. On peut aussi considérer que le faible nombre de crises impliquant les États-Unis dans notre échantillon implique des biais qui influencent nos résultats.

Notre étude concerne essentiellement l'impact des crises géopolitiques sur la volatilité du marché boursier américain. Pour caractériser ce marché, nous avons choisi de nous concentrer sur le VIX. Cependant, le VIX est un indice complexe qui permet de capter une multitude de facteurs. Afin de mieux identifier ses liens avec les risques de désastres, il apparaît pertinent de le diviser en deux composantes comme dans Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013). D'après Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013), l'espérance sous la mesure risque neutre de la variance réalisée, $E_t^Q[VR]$, est égale à l'espérance sous la mesure physique de la variance réalisée, $E_t^P[VR]$, plus une composante qui représente l'aversion pour le risque (voir équation (17)). Afin d'obtenir cette variable représentant l'aversion pour le risque que l'on nommera RA_t, il est nécessaire de faire la différence entre $E_t^Q[VR]$ et l'espérance de la variance sous la mesure physique $E_t^P[VR]$ (voir équation (18)).

$$E_t^Q[VR] = E_t^P[VR] + RA_t \quad (17)$$

$$\Leftrightarrow \quad RA_t = E_t^Q[VR] - E_t^P[VR] \quad (18)$$

D'après Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013), l'espérance sous la mesure risque neutre de la variance réalisée $E_t^Q[VR]$ correspond à la série numérique VIX_t et l'espérance de la variance sous la mesure physique $E_t^P[VR]$ correspond à l'estimation de la variance espérée des rendements du S&P500.

Pour la première étape de cette décomposition, il faut donc une estimation de la variance espérée des rendements du S&P500 obtenue à partir de la régression (19). Afin d'obtenir l'estimateur $\sqrt{RVAR_t}$, les rendements journaliers de l'indice S&P500 ont été relevés sur Bloomberg de janvier 1990 à septembre 2008, puis la variance des rendements du S&P500 a été calculée pour chaque période mensuelle en considérant qu'une période est composée de 21 jours, ce qui correspond à la moyenne de jours de trading dans un mois. Enfin la racine carrée de la variance de chaque période a été annualisée et mis sous forme de pourcentage pour finalement en retirer l'écart type annualisé en pourcentage $\sqrt{RVAR_t}$.

Selon Bekaert, Hoerova et Lo Ducas (2013), on procède à la régression suivante :

$$\sqrt{RVAR_t} = \alpha_0 + \alpha_1 VIX_{t-22} + \alpha_2 \sqrt{RVAR_{t-22}} + \varepsilon_t \quad (19)$$

Tableau 4.7 – Résultat de la régression 19

	α_0	α_1	α_2
Coefficient	3.8051	16.0540	0.6633
Test de Student	**4.72**	**14.32**	**13.74**

Ce tableau présente les résultats de l'équation 4.13 ainsi que les tests de Student, au final on obtient : $\sqrt{RVAR_t} = 3.8051 + 16.0540\ VIX_{t-22} + 0.6633\ \sqrt{RVAR_{t-22}} + \varepsilon_t$ avec des coefficients tous significatifs à 1%. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12.

On constate que la variance espérée des rendements du S&P500 est très fortement liée au VIX retardé d'une période avec un coefficient proche de 16, qui plus est, tous les coefficients de la régression (19) sont significatifs à un niveau de confiance de 1%.
La suite de la décomposition du VIX nous amène à calculer l'estimation de la variance espérée des rendements du S&P500.

$$\hat{Y} = \sqrt{RVAR_t} - \text{innovations} \tag{20}$$

Enfin, on obtient notre variable d'aversion pour le risque RA_t :

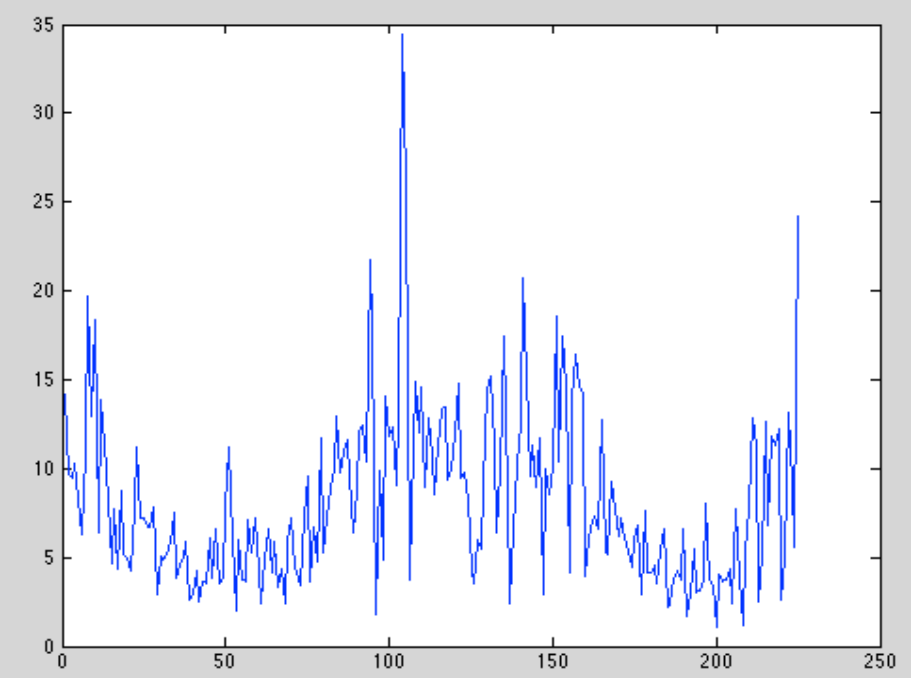
$$RA_t = VIX_t - \hat{Y} \tag{21}$$

Cette composante qui capte l'aversion pour le risque permettra de poursuivre l'analyse de régression afin de voir si un lien significatif existe entre l'aversion pour le risque et les variables de crises.

Afin de vérifier la stationnarité de la série numérique RA_t, on lui applique le test augmenté de Dickey Fuller, la série obtient une valeur de -3.6766 alors que la valeur critique est égale à -1.9419. Le test rejette donc l'hypothèse nulle d'une présence de racine unitaire et confirme la stationnarité de la série RA_t. Le test de Engle est aussi effectué, la série obtient une valeur de 40.8366 alors que la valeur critique est égale à 3.8415, le test rejette ici aussi l'hypothèse nulle et confirme la présence d'éventuelles

traces d'hétéroscédasticité dans la série RA_t. La figure 4.1 ci-dessous représente l'aversion pour le risque RA_t de janvier 1990 à septembre 2008.

Figure 4.1 - Aversion pour le risque RA_t



Cette figure représente l'aversion pour le risque RA_t exprimée en pourcentage de janvier 1990 à septembre 2008 (225 observations).

On constate que l'aversion pour le risque maximum est de 34.4%, elle a été atteinte lors de la 104ème observation, ce qui correspond au mois d'août 1998. Plusieurs évènements peuvent expliquer cette aversion pour le risque extrême : Le 7 août 1998, les ambassades américaines en Tanzanie et au Kenya sont victimes d'attentats meurtriers. L'armée américaine répliquera le 20 août par l'opération « Infinite Reach » : attaque par missiles contre plusieurs camps d'Al-Qaida et destruction d'une grande partie de l'industrie pharmaceutique du Soudan suite à des suspicions de détention d'armes chimiques. En parallèle, la crise financière russe qui fait suite à la crise financière asiatique de 1997, culmine en août 1998. L'inflation en Russie atteint 84%, le 17 août 1998, le système financier et monétaire de la Russie s'effondre, le pays suspend le remboursement de sa dette. Le 20 août, Wall Street succombe à son tour à

une panique boursière suite à la crise russe et perd 15%. A la vue de ce climat de tension extrême aussi bien économique que militaire, on peut comprendre que l'aversion pour le risque des investisseurs en août 1998 était à son apogée.

La régression (22) évalue l'impact des variables de crises sur le vecteur RA_t qui représente la composante d'aversion pour le risque extraite du VIX de février 1990 à août 2008. La régression (23) est similaire à la différence qu'elle prend en compte les variables de crises où les États-Unis sont directement impliqués.

$$RA_t = \mu_1 + \alpha_1 Start_t + \alpha_2 During_t + \alpha_3 End_t + \varepsilon_t \quad (22)$$

$$RA_t = \mu_2 + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t \quad (23)$$

Tableau 4.8 – Résultats des régressions (22) et (23)

I/ Régression (22) : $RA_t = \mu_1+\alpha_1 Start_t+\alpha_2 During_t+\alpha_3 End_t+\varepsilon_t$
II/ Régression (23) : $RA_t = \mu_2+\alpha_1 StartUS_t+\alpha_2 DuringUS_t+\alpha_3 EndUS_t+\varepsilon_t$

	μ_1	$Start_t$	$During_t$	End_t	μ_2	$StartUS_t$	$DuringUS_t$	$EndUS_t$
Coefficient	8.145	0.429	-0.133	-0.151	8.057	1.231	-0.304	0.419
Student	**6.648**	0.653	-0.246	-0.302	**7.195**	1.290	-0.452	0.747

Ce tableau présente les coefficients et les tests de Student Newey-West de la régression (22) : $RA_t = \mu_1+\alpha_1 Start_t+\alpha_2 During_t+\alpha_3 End_t + \varepsilon_t$ ainsi que ceux de la régression (23) : $RA_t = \mu_2 + \alpha_1 StartUS_t + \alpha_2 DuringUS_t + \alpha_3 EndUS_t + \varepsilon_t$ pour une période allant de février 1990 à août 2008. RA_t représente la composante d'aversion pour le risque extraite du VIX sur la même période. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12.

L'aversion pour le risque est un facteur très important qui influence grandement le choix des investisseurs, si ces derniers jugent qu'un risque est trop important, ils se tourneront vers des investissements alternatifs. Notre hypothèse est qu'un début de crise où les États-Unis sont impliqués augmente l'aversion pour le risque des investisseurs américains. Une fin de crise, synonyme d'un climat plus apaisé, conduirait logiquement à une baisse de l'aversion pour le risque. Cependant, les

résultats obtenus à partir de la régression 22 et 23 ne sont pas significatifs, on ne peut donc pas en tirer de conclusion. Toutefois, on peut noter que les coefficients des variables $Start_t$ et $StartUS_t$ sont positifs et ne contredisent donc pas nos hypothèses, même si on ne peut que leur accorder un crédit limité.

Notre étude empirique cherche à montrer que les indices de volatilité tel que le VIX réagissent aux crises politiques internationales et américaines. Les résultats globaux des analyses des régressions précédentes montrent qu'il y a une relation cohérente mais difficile à mesurer précisément entre les indices de volatilité à t et les variable $Start_t$ et $StartUS_t$ à t. Une analyse rigoureuse est plus difficile à faire pour les variables $During_t$ et End_t. Afin de vérifier le caractère prédictif du VIX et du NVIX sur la variable de début de crises internationales $Start_t$ et sur la variable de début de crises américaines $StartUS_t$, et réciproquement de vérifier la capacité prédictive des variables de début de crises sur les indices de volatilité, on utilise les vecteurs autorégressifs suivants :

Modèle VAR I : ΔVIX_t et $Start_t$ (février 1990 – août 2008) (24)

$$\begin{bmatrix} \Delta VIXt \\ STARTt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a0 \\ a1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b11 & b12 \\ b21 & b22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta VIXt-1 \\ STARTt-1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c11 & c12 \\ c21 & c22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta VIXt-2 \\ STARTt-2 \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} g11 & g12 \\ g21 & g22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta VIXt-n \\ STARTt-n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon t \\ \varepsilon t \end{bmatrix}$$

Modèle VAR II : ΔVIX_t et $StartUS_t$ (février 1990 – août 2008) (25)

$$\begin{bmatrix} \Delta VIXt \\ STARTUSt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a0 \\ a1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b11 & b12 \\ b21 & b22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta VIXt-1 \\ STARTUSt-1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c11 & c12 \\ c21 & c22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta VIXt-2 \\ STARTUSt-2 \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} g11 & g12 \\ g21 & g22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta VIXt-n \\ STARTUSt-n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon t \\ \varepsilon t \end{bmatrix}$$

La première étape de l'analyse est la détermination du nombre optimal de retards à prendre en compte dans les modèles VAR I et II, pour ce faire, le critère d'information d'Akaike corrigé pour les petits échantillons AICc sera utilisé.

$$\text{AICc} = 2\text{k} - 2\ln(\text{L}) + \frac{2k(K+1)}{n-k-1} \tag{26}$$

où n désigne la taille de l'échantillon, k le nombre de paramètres du modèle et L la valeur maximale de la fonction de vraisemblance du modèle.

Tableau 4.9 : Critère AICc des modèles I et II

Nombre de retards	AICc I	AICc II
1	1537.1	1449.2
2	1536.2	1448.9
3	**1532.8**	**1439.1**
4	1534.7	1440.5

Le meilleur modèle est celui possédant le critère d'information d'Akaike corrigé le plus faible. Le nombre optimal de retards pour le modèle VAR I et VAR II décrit aux équations (24) et (25) est donc égale à 3.

Tableau 4.10 : Résultats des modèles VAR I et II

	Paramètres	Valeurs I	Student I	Valeurs II	Student II
	a_0	-0.327	-1.053	-0.270	-0.909
	a_1	0.263	**5.566**	0.170	**4.607**
AR(1) :	$b_{(1,1)}$	-0.155	**-2.371**	-0.152	**-2.308**
	$b_{(1,2)}$	0.182	0.414	-0.012	-0.023
	$b_{(2,1)}$	0.010	1.030	0.004	0.430
	$b_{(2,2)}$	-0.047	-0.707	-0.048	-0.724
AR(2) :	$c_{(1,1)}$	-0.175	**-2.678**	-0.181	**-2.762**
	$c_{(1,2)}$	0.628	1.440	0.779	1.467
	$c_{(2,1)}$	0.017	**1.720**	0.011	1.334
	$c_{(2,2)}$	0.049	0.748	0.033	0.503
AR(3) :	$d_{(1,1)}$	-0.217	**-3.272**	-0.217	**-3.257**
	$d_{(1,2)}$	0.238	0.545	0.389	0.730
	$d_{(2,1)}$	0.011	1.085	-0.001	-0.072
	$d_{(2,2)}$	0.069	1.047	0.191	**2.886**

Ce tableau présente les valeurs des paramètres des modèles VAR I et II comportant 3 retards présentés aux équations (24) et (25) ainsi que les tests de Student associés. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les Tests de Student en gras sont au moins significatif à 10%. L'échantillon comprend 223 données mensuelles et s'étend de février 1990 à août 2008.

On obtient donc d'après le tableau 4.10 :

ΔVIX_t= -0.33–0.15ΔVIX_{t-1}-0.17 ΔVIX_{t-2}–0.22 ΔVIX_{t-3}+0.18$Start_{t-1}$+0.62 $Start_{t-2}$ +0.24 $Start_{t-3}$+εt
(-1.05)**(-2.4)** **(-2.68)** **(-3.27)** (0.41) (1.44) (0.54)

$Start_t$ = 0.26 +0.01 ΔVIX_{t-1}+0.02 ΔVIX_{t-2}+0.01 ΔVIX_{t-3} -0.05$Start_{t-1}$+0.05$Start_{t-2}$+0.07 $Start_{t-3}$+εt
(5.57)(1.03) **(1.72)** (1.08) (-0.71) (0.75) (1.05)

ΔVIX_t= -0.27–0.1ΔVIX_{t-1}-0.18 ΔVIX_{t-2} -0.22ΔVIX_{t-3}-0.01$StartUS_{t-1}$+0.78$StartUS_{t-2}$+0.39$StartUS_{t-3}$+εt
(-0.91)**(-2.31)** **(-2.76)** **(-3.26)** (-0.02) (1.47) (0.73)

$StartUS_t$=0.17+0.004ΔVIX_{t-1}+0.01ΔVIX_{t-2}-0.01ΔVIX_{t-3}-0.05$StartUS_{t-1}$+0.03$StartUS_{t-2}$+0.19$StartUS_{t-3}$+εt
(4.61)(0.43) (1.33) (-0.07) (-0.72) (0.50) **(2.886)**

On constate tout d'abord que ΔVIX_t est négativement corrélé avec ses valeurs passées avec un coefficient de -0.15 pour 1 retard, -0.17 pour 2 retards et -0.22 pour 3 retards. Ces trois coefficients sont tous significatifs à 5%. La série ΔVIX_t est aussi fortement influencée par les valeurs passées de la variable $Start_t$. En particulier $Start_{t-2}$ avec un coefficient de 0.62 (à nuancer toutefois car non significatif avec un test de Student de 1.44). La variable $Start_{t-2}$ représente le nombre de début de crises avec 2 mois de retard. Ces résultats sont logiques, ΔVIX_t est affecté par ses propres valeurs passées et par le nombre de début de crises avec 1, 2 ou 3 mois de retards. Les résultats concernant les crises américaines vont dans le même sens et confirment ce constat. Les coefficients de ΔVIX_t retardé sont tous négatifs et significatifs à 5%, par ailleurs, c'est une nouvelle fois la variable de crises retardée de 2 mois $StartUS_{t-2}$ qui a le coefficient le plus élevé (0.78), on pourrait donc penser que c'est avec 2 mois de retard que le VIX réagit le plus fortement aux débuts de crises. On remarque aussi que la variable $Start_t$ est positivement corrélée avec la variable ΔVIX_{t-2} avec un coefficient significatif à 10% proche de 0.02. Ce résultat est important mais la faible valeur du coefficient ne permet pas de conclure a une quelconque capacité de prédiction du VIX concernant les futurs débuts de crises internationales. On pourrait penser que plus la valeur de ΔVIX_{t-2} (valeur du VIX deux mois plus tôt) est importante, plus la valeur de la variable $Start_t$ qui représente le nombre de début de conflit sera élevée, mais les résultats du vecteur autorégressif ne nous permettent pas de confirmer notre hypothèse. Des résultats similaires mais non significatifs sont observés pour 1 et 3 mois de retard. Enfin, la variable $StartUS_t$ est surtout influencée par ses propres valeurs avec 3 mois de retards (coefficient significatif à 1% égale à 0.19), cette récurrence est sans doute causée par des retards et de la persistance et n'implique pas forcément de périodicité.

Les résultats du tableau 4.10 ne nous permettent pas d'affirmer que ΔVIX_{t-2} a une capacité prédictive des crises internationales futures. Il serait donc à présent intéressant d'étendre notre période d'observation en utilisant $\Delta NVIX_t$. Pour ce faire, nous utilisons les modèles VAR décrit ci-dessous :

Modèle VAR III : $\Delta NVIX_t$ et $Start_t$ (février 1918 - août 2008) (27)

$$\begin{bmatrix} \Delta NVIXt \\ STARTt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a0 \\ a1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b11 & b12 \\ b21 & b22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta NVIXt-1 \\ STARTt-1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c11 & c12 \\ c21 & c22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta NVIXt-2 \\ STARTt-2 \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} g11 & g12 \\ g21 & g22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta NVIXt-n \\ STARTt-n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon t \\ \varepsilon t \end{bmatrix}$$

Modèle VAR IV : $\Delta NVIX_t$ et $StartUS_t$ (février 1918 - août 2008) (28)

$$\begin{bmatrix} \Delta NVIXt \\ STARTUSt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a0 \\ a1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b11 & b12 \\ b21 & b22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta NVIXt-1 \\ STARTUSt-1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c11 & c12 \\ c21 & c22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta NVIXt-2 \\ STARTUSt-2 \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} g11 & g12 \\ g21 & g22 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta NVIXt-n \\ STARTUSt-n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon t \\ \varepsilon t \end{bmatrix}$$

Similairement à notre analyse précédente, il est nécessaire de déterminer le nombre de retard optimal grâce au critère d'information d'Akaike corrigé.

Tableau 4.11 : Critère AICc des modèles III et IV

Nombre de retards	AICc III	AICc IV
1	7132.1	6339.5
2	7079.3	6287.0
3	7039.7	6237.4
4	7007.9	6204.0
5	**7002.2**	**6192.8**
6	7002.7	6194.7

Le nombre optimal de retards pour les modèles VAR III et VAR IV présentés aux équations (27) et (28) est donc égale à 5.

Tableau 4.12 : Résultats des modèles VAR III et IV

	Paramètres	Valeurs III	Student III	Valeurs IV	Student IV
	a_0	-0.019	-0.184	-0.057	-0.657
	a_1	0.257	**8.409**	0.129	**7.126**
AR(1) :	$b_{(1,1)}$	-0.557	**-18.410**	-0.559	**-18.462**
	$b_{(1,2)}$	-0.004	-0.039	0.006	0.043
	$b_{(2,1)}$	0.009	1.022	-0.007	-1.103
	$b_{(2,2)}$	0.096	**3.166**	0.002	0.080
AR(2) :	$c_{(1,1)}$	-0.377	**-11.018**	-0.378	**-11.052**
	$c_{(1,2)}$	0.040	0.395	-0.047	-0.326
	$c_{(2,1)}$	0.002	0.189	-0.003	-0.393
	$c_{(2,2)}$	0.023	0.762	0.009	0.298
AR(3) :	$d_{(1,1)}$	-0.278	**-7.921**	-0.279	**-7.953**
	$d_{(1,2)}$	-0.014	-0.145	0.144	1.006
	$d_{(2,1)}$	0.009	0.857	0.012	**1.646**
	$d_{(2,2)}$	0.105	**3.505**	0.139	**4.680**
AR(4) :	$e_{(1,1)}$	-0.203	**-5.909**	-0.202	**-5.892**
	$e_{(1,2)}$	0.053	0.525	0.118	0.821
	$e_{(2,1)}$	-0.004	-0.387	0.005	0.651
	$e_{(2,2)}$	0.073	**2.401**	0.091	**3.053**
AR(5) :	$f_{(1,1)}$	-0.060	**-1.976**	-0.058	**-1.893**
	$f_{(1,2)}$	-0.005	-0.053	0.118	0.817
	$f_{(2,1)}$	0.010	1.056	0.005	0.848
	$f_{(2,2)}$	0.088	**2.910**	0.107	**3.551**

Ce tableau présente les valeurs des paramètres des modèles VAR III et IV comportant 5 retards présentés aux équations (27) et (28) ainsi que les tests de Student associés. Les Statistiques de Student sont calculées à partir des équations respectives avec l'estimateur de Newey et West (1987) avec un nombre de retards fixés à 12. Les Tests de Student en gras sont au moins significatif à 10%. L'échantillon comprend 1087 données mensuelles et s'étend de février 1918 à août 2008.

On obtient donc d'après le tableau 4.12 :

$$\Delta NVIX_t = \underset{(-0.18)}{-0.02} \underset{\mathbf{(-18.41)}}{-0.56}\Delta NVIX_{t-1} \underset{\mathbf{(-11.02)}}{-0.38}\Delta NVIX_{t-2} \underset{\mathbf{(-7.92)}}{-0.28}\Delta NVIX_{t-3} \underset{\mathbf{(-5.91)}}{-0.20}\Delta NVIX_{t-4} \underset{\mathbf{(-1.976)}}{-0.06}\Delta NVIX_{t-5}$$
$$\underset{(-0.04)}{-0.004}Start_{t-1} \underset{(0.39)}{+0.04}Start_{t-2} \underset{(-0.14)}{-0.014}Start_{t-3} \underset{(0.52)}{+0.053}Start_{t-4} \underset{(-0.05)}{-0.005}Start_{t-5} + \varepsilon t$$

$$Start_t = \underset{\mathbf{(8.41)}}{0.26} \underset{(1.02)}{+0.01}\Delta NVIX_{t-1} \underset{(0.19)}{+0.02}\Delta NVIX_{t-2} \underset{(0.86)}{+0.01}\Delta NVIX_{t-3} \underset{(-0.39)}{-0.04}\Delta NVIX_{t-4} \underset{(1.06)}{+0.01}\Delta NVIX_{t-5}$$
$$\underset{\mathbf{(3.17)}}{+0.1}Start_{t-1} \underset{(0.76)}{+0.02}Start_{t-2} \underset{\mathbf{(3.50)}}{+0.11}Start_{t-3} \underset{\mathbf{(2.40)}}{+0.07}Start_{t-4} \underset{\mathbf{(2.91)}}{+0.09}Start_{t-5} + \varepsilon t$$

$$\Delta NVIX_t = -0.06 - 0.56\Delta NVIX_{t-1} - 0.38\,\Delta NVIX_{t-2} - 0.28\,\Delta NVIX_{t-3} - 0.20\Delta NVIX_{t-4} - 0.060\Delta NVIX_{t-5}$$
$$(-0.66)\ \mathbf{(-18.46)}\ \ \mathbf{(-11.05)}\ \ \mathbf{(-7.95)}\ \ \mathbf{(-5.89)}\ \ \mathbf{(-1.89)}$$
$$+0.006StartUS_{t-1} - 0.05StartUS_{t-2} + 0.14StartUS_{t-3} + 0.12StartUS_{t-4} + 0.12StartUS_{t-5} + \varepsilon t$$
$$(0.043)\ \ (-0.33)\ \ (1.01)\ \ (0.82)\ \ (0.82)$$

$$StartUS_t = 0.13 - 0.007\,\Delta NVIX_{t-1} - 0.003\Delta NVIX_{t-2} + 0.012\Delta NVIX_{t-3} + 0.05\Delta NVIX_{t-4} + 0.005\,\Delta NVIX_{t-5}$$
$$\mathbf{(7.13)}(-1.10)\ \ (-0.39)\ \ \mathbf{(1.65)}\ \ (0.65)\ \ (0.85)$$
$$+0.002\,StartUS_{t-1} + 0.009StartUS_{t-2} + 0.14StartUS_{t-3} + 0.09StartUS_{t-4} + 0.11StartUS_{t-5} + \varepsilon t$$
$$(0.08)\ \ (0.30)\ \ \mathbf{(4.68)}\ \ (3.05)\ \ \mathbf{(3.55)}$$

On constate tout d'abord que $\Delta NVIX_t$ est négativement corrélé avec ses valeurs passées avec un coefficient de -0.56 pour 1 retard, -0.38 pour 2 retards, -0.28 pour 3 retards, -0.20 pour 4 retards et -0.06 pour 5 retards. Ces cinq coefficients sont tous significatifs à 5%. La série $\Delta NVIX_t$ n'est toutefois pas beaucoup influencée par les valeurs passées de la variable $Start_t$ avec des coefficients assez faibles. Les résultats concernant les crises américaines vont dans le même sens et confirment les observations précédentes. La variable $Start_t$ est affectée en grande partie par ses propres valeurs retardées de 1, 3, 4 et 5 périodes avec des coefficients de l'ordre de 0.1 tous significatifs à 2%. Concernant l'analyse de la variable $StartUS_t$, on remarque qu'elle est affectée par ses valeurs passées en particulier celles avec 3 et 5 retards avec des coefficients significatifs à 1% de 0.14 et 0.11 respectivement. Mais on remarque surtout concernant l'analyse de la variable $StartUS_t$, le coefficient de $\Delta NVIX_{t-3}$ égal à 0.012 et significatif à 10% avec un test de Student égale à 1.65. C'est un résultat intéressant, toutefois au vue de la très faible valeur du coefficient, on ne peut pas établir un quelconque pouvoir de prédiction du NVIX sur le début d'une crise impliquant les Etats-Unis et encore moins le considérer comme un indicateur avancé pleinement efficient des futurs conflits impliquant les États-Unis. Notre hypothèse selon laquelle une brusque hausse de la valeur du NVIX aujourd'hui augmenterait légèrement la probabilité d'un début de crise impliquant les États-Unis dans 3 mois ne peut donc être confirmée.

Conclusion

Dans cette étude empirique, on a tenté de démontrer les liens entre les crises politiques internationales et la volatilité du marché boursier américain. Tout d'abord, on a construit des variables de crises à partir de la banque de données ICB. On a par la suite vérifié leur cohérence en répliquant partiellement les résultats de Berkman et al. (2011) à travers une analyse de régression et l'utilisation d'un modèle GARCH(1,1) entre les variables de crises et les rendements du S&P500. Dans un second temps, on a procédé à une analyse de régression entre les séries numériques ΔVIX_t, $\Delta NVIX_t$ et les variables de crises internationales et américaines. On a ensuite extrait la composante d'aversion pour le risque contenue dans le VIX et procédé à une analyse de régression entre cette composante et les variables de crises internationales et américaines. Enfin, on a vérifié si le VIX ou le NVIX avaient une capacité de prédiction des crises futures à travers un modèle VAR.

Notre analyse indique qu'il existe un lien entre les rendements des actions et les crises politiques internationales et américaines, une augmentation du nombre de crises mensuelles diminue de façon non négligeable le rendement du S&P500. De plus, une augmentation du nombre de débuts de crises mensuelles diminue également le rendement du S&P500 et semble augmenter la volatilité du marché boursier américain. Une augmentation du nombre de fins de crises mensuelles semble avoir l'effet contraire. Qui plus est, une relation cohérente est démontrée entre les variables $Start_t$/$StartUS_t$ et les indices de volatilité. En outre, le VIX semble confirmer sa réputation d'indice de la peur sur le marché et pourrait servir à mesurer l'incertitude économique à travers sa composante d'aversion pour le risque. En revanche, aucun pouvoir de prédiction du VIX sur les futurs débuts de crises internationales n'est formellement établi, le NVIX ne peut être davantage considéré comme un indicateur avancé de futurs débuts de crises impliquant les États-Unis.

Cependant, quelques limitations affectent notre analyse, en effet les variables de crises sont construite à partir de la base de données ICB qui prend seulement en compte les crises géopolitiques internationales, les graves crises économiques sont ainsi ignorées, ce qui peut amener des biais non négligeables dans les résultats de notre étude empirique.

Les pistes à explorer pour les recherches futures sont nombreuses, il serait intéressant de continuer l'analyse avec d'autres variables qui prendraient davantage en compte les risques de désastres à caractère économique qui ont une influence directe sur les indices boursiers. En effet, les crises économiques ou les krachs boursiers ont très probablement un impact supérieur aux crises politiques. Dans des recherches ultérieures, on pourrait aussi inclure dans l'analyse les catastrophes naturelles afin d'avoir une représentation exhaustive des risques de désastres.

Bibliographie

R. Bansal, A. Yaron (2004). "Risks for the Long Run: A Potential Resolution of Asset Pricing Puzzles". Journal of Finance, Vol. 59, 1481–509.

R. Barro (2006)."Rare Disasters and Asset Markets in the Twentieth Century". Quarterly Journal of Economics, Vol. 121, 823–866.

G. Bekaert, M. Hoerova, M. Lo Duca (2013). "Risk, uncertainty and monetary policy". Journal of Monetary Economics, Vol. 60, No. 7, 771-788.

S. Bentes, R. Menezes (2012). "On the predictive power of implied volatility indexes: A comparative analysis with GARCH forecast volatility". Working paper, Munich Personal RePEc Archive.

H. Berkman, B. Jacobsen, and J. Lee (2011). "Time-varying rare disaster risk and stock returns". Journal of Financial Economics, Vol. 101, 313–332.

G. Bittlingmayer (1998). "Output, Stock Volatility and Political Uncertainty in a Natural Experiment: Germany 1890-1940". The journal of finance : the journal of the American Finance Association, Vol. 53, No. 6, 2243-2257.

B. J. Blair, S.H. Poon, S.J. Taylor (2001). "Forecasting S&P 100 volatility: the incremental information content of implied volatilities and high-frequency index returns". Journal of Econometrics, Vol. 105, No. 1, 5-26.

T. Bollerslev, M. Gibson, H. Zhou (2005). "Dynamic Estimation of Volatility Risk Premia and Investor Risk Aversion from Option-Implied and Realized Volatilities". Working paper, Duke University.

T. Bollerslev, G. Tauchen, H. Zhou (2009). "Expected stock returns and variance risk premia". Review of Financial Studies, Vol. 22, 4463.

J. Y. Campbell, J. H. Cochrane (1999). "By force of habits : A consumption-based explanation of aggregate stock market behavior ". The Journal of Political Economy, Vol. 107, 205-251.

CBOE (2009). "The CBOE Volatility Index (VIX)". White Paper.

H. Claessen, S. Mittnik (2002). "Forecasting stock market volatility and the informational efficiency of the DAX-index options market".
European Journal of Finance, Vol. 8, No. 3, 302-321.

L. Copeland, Y. Zhu (2007). "Rare Disasters and the Equity Premium in a Two-Country World". Cardiff Economics, Working Paper.

C. J. Corrado, T. W. Miller (2005). "The forecast quality of CBOE implied volatility indexes". Journal of Futures Markets, Vol. 25, No. 4, 339-373.

V. Coudert, M. Gex (2008). "Does Risk Aversion Drive Financial Crises? Testing the Predictive Power of Empirical Indicators".
Journal of Empirical Finance, Vol. 15, 167-184.

G. Dhananjhay, R. Reddy, Dr. T. N. L. Prasad (2012). "India VIX: Examining the Negative and Asymmetric Volatility Index – Market Return Relationship". Working Paper.

I. Drechsler, A. Yaron (2011). "What's Vol Got to Do with It".
Review of Financial Studies, Vol. 24, 1-45.

F. Drost, T. Nijman (1993). "Temporal Aggregation of Garch Processes".
Econometrica, Vol. 61, No.4, 909-927.

B. Eraker (2008). "The Volatility Premium".
Working paper, Duke University.

X. Gabaix (2012). "Variable Rare Disasters: An Exactly Solved Framework for Ten Puzzles in Macro-Finance".
The Quarterly Journal of Economics, Oxford University Press, Vol. 127, No. 2, 645-700.

P. Giot (2003). "The information content of implied volatility indexes for forecasting volatility and market risk". Discussion Papers 2003027, Université catholique de Louvain, Center for Operations Research and Econometrics (CORE).

F. Gourio (2009). "Disasters Risk and Business Cycles". NBER Working Papers 15399, National Bureau of Economic Research.

G. Jiang, Y. Tian (2007). "Extracting Model-Free Volatility from Option Prices: An Examination of the VIX Index". Journal of Derivatives, Vol. 14, 26.

T. L. Johnson (2012). "Equity Risk Premia and the VIX Term Structure".
Stanford University, Job Market Paper.

A. Manela, A. Moreira (2013). "News Implied Volatility and Disaster Concerns". Working Paper.

R. Mehra, E. Prescott (1988). "The Equity Risk Premium : A solution? * ".
Journal of Monetary Economics, Vol. 22, 133-136.

Merton, C. Robert (1973). "An intertemporal capital asset pricing model ".
Econometrica, 867-887.

D. Nelson (1990). "ARCH Models as Diffusion Approximations".
Journal of Econometrics, Vol. 45, 7-38.

T. Rietz (1988). "The Equity Risk Premium: A Solution".
Journal of Monetary Economics, Vol. 22, 117–131.

W. Schwert (1989). " Why Does Stock Market Volatility Change over Time? ".
Journal of Finance, American Finance Association, Vol. 44, No. 5, 1115-53.

N. Nicholas Taleb (2007). "Le Cygne noir : La puissance de l'imprévisible".

G. Tauchen (2005). "Stochastic Volatility in General Equilibrium".
Working paper, Duke University.

V. Todorov (2007). "Variance Risk Premium Dynamics".
Working paper, Duke University.

C. Völkert (2012). "The Distribution of Uncertainty: Evidence from the VIX Options Market". Journal of Futures Markets.

J. Wachter (2009). "Can Time Varying Risk of Rare Disasters Explain Aggregate Stock Market Volatility? ". NBER Working Paper No. 14386.

J. Wachter (2013). "Can Time-Varying Risk of Rare Disasters Explain Aggregate Stock Market Volatility? ". Journal of Finance, Vol. 68, No. 3, 987-1035.

R. Whaley (2000). "The Investor Fear Gauge".
Journal of Portfolio Management, Vol 26, No. 3, 12-17.

R. Whaley (2009). "Understanding the VIX".
Journal of Portfolio Management, Vol. 3, 98-105.