

Les récents épisodes de turbulence financière ont remis en cause la précision des mesures classiques de risque dans l'évaluation des risques extrêmes. Les autorités prudentielles demandent désormais d'estimer, outre les VaR, le risque de modèle de ces mesures de risque. Une large littérature se consacre à identifier les institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique. Ces mesures reposent en particulier sur la qualité des estimations de quantiles. Reprenant les travaux de Boucher et al., (2012a, 2012b) sur les corrections de VaR pour risque de modèle, nous proposons ici une application dans le cadre d'une correction de la Co-VaR (Adrian et Brunnermeier [2011]) : la Corrected Co-VaR. Nous montrons que les corrections sont importantes et que les institutions identifiées sont différentes de celles détectées avec la Co-VaR non-corrigée. Ainsi, considérer le risque de modèle dans le calcul des mesures de risque systémique s'avère impératif pour la stabilité du système global.

ON THE COCO-VAR

The recent experience of the financial crisis has raised serious questions about the accuracy of standard risk measures to quantify extreme risks. Prudential authorities now ask to estimate, as the VaR, the model risk for these risk measures. A vast literature dedicates to identify the financial institutions with the biggest impact on systemic risk. These measures basically rely on the quality of quantiles estimates. Using the approach by Boucher et al. [2012] on the VaR corrections for model risk, we suggest here an application for CoVaR corrections (Adrian et Brunnermeier, 2011): the Corrected Co-VaR. We show the corrections are important and that the highlighted institutions are different from those identified with the non-corrected Co-VaR. In other words, model risk in risk measures computation must be considered for global system stability.

Classification JEL: C31 ; C52 ; G32.

* Nous remercions ici Sylvain Benoit et Christophe Hurlin, pour leurs premiers commentaires lors de la préparation de ce travail. Nous remercions également Anmar Al Wakil pour son excellent travail d'assistant de recherche. Le premier auteur remercie la Fondation Banque de France et le troisième l'Institut Europlace de Finance pour leurs soutiens. Version très préliminaire (*work in progress*). Ne pas citer ou distribuer sans accord explicite des auteurs.

** A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), Variances et Université de Lorraine (CEREFIGE). Courriel : christophe.boucher@univ-lorraine.fr.

*** Variances et Université de Lorraine (CEREFIGE). Courriel : patrick.kouontchou@univ-lorraine.fr.

**** A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), Variances et Université d'Orléans (LEO/CNRS et IEF). Correspondance à : Bertrand Maillet, LEO/CNRS, Rue de Blois, F-45 067 Orléans Cedex 2. Tel. : 0144078189/70 (fax). Courriel : bertrand.maillet@univ-orleans.fr.

INTRODUCTION

Le suivi des risques de marché dans les institutions financières est classiquement encadré à l'aide de mesures de risque extrême à la suite des recommandations des autorités de tutelle (BCBS, [1988 et 1996]; FSA, [2006]), et un mécanisme de contrôle vise à juger de la qualité des mesures produites. Ce premier contrôle repose pratiquement par le calcul de *Value-at-Risk* (*VaR*), produite en utilisant différentes méthodologies (Engle et Manganelli [1999]). La récente crise financière et bancaire a toutefois mis en lumière certaines faiblesses de cette approche : les mesures estimées sont sensibles au risque de modèle (Boucher *et al.*, [2012]) et le risque qui se révèle brutalement dans une institution peut - sous certaines conditions - se propager à l'ensemble du système et potentiellement entraîner son effondrement. La mesure du risque systémique est alors récemment devenue un sujet d'étude, l'objectif étant de proposer des quantifications de ce risque permettant de caractériser plus finement les interrelations entre institutions financières et la dépendance de la stabilité du système financier global à celle des différentes parties le composant.

Ainsi sont apparues dans la littérature les mesures de *Co-VaR* (Adrian et Brunnermeier [2011]), *MES* (Acharya *et al.* [2012]), *SRISK* (Brownlees et Engle [2011]), *CES* (Banulescu et Dumitrescu [2012]) et *xx* (Engle et al. [2012]), toutes visant à caractériser le lien conditionnel entre les différentes institutions financières et le marché, dans des formulations différenciées toutefois. Nous commencerons par nous intéresser à la mesure de *Co-VaR* dans la suite de notre note, d'une part parce qu'il s'agit de la première des mesures proposées, et d'autre part, car notre propos s'illustre plus aisément à partir de cette mesure. Il s'agit en effet ici de prendre en compte le risque de modèle associé aux mesures de risques extrêmes dans le cadre de la mesure de risque systémique, à l'instar de ce que nous avons proposé pour corriger les mesures univariées de *VaR* (Cf. Boucher *et al.* [2012]).

Le reste de l'article est organisé comme suit. Nous présentons dans une première section la mesure de *VaR* et *Co-VaR*. Nous développons ensuite dans une deuxième section la méthode de correction de la *VaR* pour risque de modèle en l'adaptant à la *Co-VaR*. Finalement, nous comparons les différentes *SIFIs* à l'aune des différentes mesures de risque systémique, et nous évaluons la nécessité de corriger celles-ci du risque de modèle. La conclusion résume notre démarche et les résultats de cette étude, en ouvrant sur nos perspectives de recherche.

DE LA VAR A LA CO-VAR

La *VaR* correspond à la perte potentielle d'un actif, à une date et pour un horizon donnés, défini pour un seuil de probabilité α , définie telle que :

$$\text{Prob}[r_{it} \leq VaR_{it}(1-\alpha)] = \alpha \quad (1)$$

où $\text{Prob}(\cdot)$ est la probabilité non conditionnelle, r_{it} est le rendement d'un titre à une date t , α est un seuil de probabilité tel que $\alpha = F^{-1}[F(\alpha)]$ où $F^{-1}(\cdot)$ est la fonction de répartition inverse.

Ceteris paribus, plus la VaR sera grande et plus la perte pourra s'avérer élevée. Depuis Bâle II, la VaR est utilisée pour définir les exigences en fonds propres, afin de limiter les effets des risques de marché.

La $CoVaR$ correspond elle à un quantile de la rentabilité de marché conditionnel à un événement survenu à une institution financière i tel que (avec les notations précédentes) :

$$\text{Prob}[r_{mt} \leq CoVaR_{mt}(1 - \alpha) | r_{it} = VaR_{it}(1 - \alpha')] = \alpha. \quad (2)$$

où α' est un niveau de probabilité donné, signalant un événement significatif sur le titre i .

Finalement, la $\Delta CoVaR$ désigne la différence entre deux $CoVaR$: l'une correspond à un état de marché quand le titre subit un *stress* (quantile extrême) et l'autre correspond à un état de marché quand le titre est dans des conditions non-stressée (quantile médian), telle que (avec les notations précédentes) :

$$\Delta CoVaR_{mt}(1 - \alpha) = CoVaR_{mt}(1 - \alpha) - CoVaR_{mt}(50\%). \quad (3)$$

La qualité des estimations des différentes Co-VaR dépend ainsi directement de celles des différents quantiles conditionnels impliqués dans leurs calculs.

DE LA COVAR A LA COCO-VAR

Comme le montrent Boucher *et al.* [2012], les estimations de VaR contiennent pourtant des erreurs liées au risque de modèle. Même si les agents économiques ne connaissent pas avec certitude le vrai risque de modèle *a priori*, il est cependant possible de calculer des VaR corrigées du risque de modèle à partir d'un ou de plusieurs critères prédéfinis. L'ajustement optimal que nous retenons dans cet article est défini à partir du test de validation des modèles de risque instauré par les autorités prudentielles.

Dans ce contexte, la VaR imparfaite ajustée du risque de modèle (notée $IMA-VaR$ pour *Imperfect Model-Adjusted - VaR*) peut s'écrire :

$$IMA-VaR(P, \alpha, \hat{\theta}, n) = EVAR(P, \alpha, \hat{\theta}, n) + \underline{adj}(P, \alpha, \hat{\theta}, n), \quad (4)$$

où $EVAR(\cdot)$ est la VaR estimée avec un risque de modèle spécifique, α la probabilité associée à la VaR calculée, $\hat{\theta}$ sont des paramètres du modèle estimé avec T observations, n les actifs du portefeuille P , et $\underline{adj}(P, \alpha, \hat{\theta}, n)$ l'ajustement nécessaire afin que le modèle de risque soit validé par les régulateurs, *i.e.* tel que :

$$IMA-VaR(P, \alpha, \hat{\theta}, n)^* = \text{Sup}_{VaR^* \in IR} \left\{ VaR(P, \alpha, n)^* \right\}, \quad (5)$$

où $VaR(.)^*$ est un ensemble de VaR , composé d'un modèle de VaR et de sa correction, considéré comme valide par les autorités, et $IMA-VaR(.)^*$ est la limite supérieure de VaR (la moins prudente des VaR), juste assez prudente pour que le régulateur valide le modèle à partir du test de Kupiec (1995) expliqué ci-dessous.

Soit $I_t^{EVaR}(\alpha)$ la variable booléenne associée à l'observation *ex post* de la violation de l' $EVaR(.)$ au seuil α à la date t et définie par :

$$I_t^{EVaR}(\alpha) = \begin{cases} 1 & \text{si } r_t < -EVaR(P, \alpha, \hat{\theta}, n)_{t-1} \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (6)$$

où r_t est le rendement du portefeuille P à la date t , avec $t = [1, \dots, T]$.

Le test revient à s'interroger sur la validité statistique de l'hypothèse nulle suivante :

$$\text{Prob}[I_t(\alpha) = 1] = E[I_t(\alpha)] = \alpha. \quad (9)$$

$$I_t(\alpha') = \begin{cases} 1 & \text{si } r_t < -VaR_t(\alpha') \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad \text{avec } \alpha < \alpha'. \quad (12)$$

où une *super exception* est définie lorsque la perte est supérieure à $VaR_t(\alpha')$, avec α' beaucoup plus petit que α , et $I_t(\alpha')$ étant de fait la variable booléenne associée à l'observation *ex post* de la violation de la $VaR(.)$ au seuil α' .

$$N = \sum_{t=1}^T I_t(\alpha) \quad N' = \sum_{t=1}^T I_t(\alpha') \quad (13)$$

où N et N' désignent respectivement le nombre de violations de VaR pour une série de T prévisions de VaR pour un α donné (respectivement un α' donné).

Si nous supposons que les séquences de $I_t(\cdot)$ sont *i.i.d.*, alors sous l'hypothèse de couverture inconditionnelle (Kupiec [1995]), le nombre total de violations (ou exceptions cumulées) de VaR sur une période suit une distribution Binomiale (Christoffersen [1998]).

$$N \sim B(T, \alpha) \quad (14)$$

avec $E(N) = \alpha T$ et $V(N) = \alpha(1-\alpha)T$. On teste ensuite l'hypothèse de couverture inconditionnelle pour les prévisions de VaR :

$$H_0 : E[I_t(\alpha)] = \alpha \quad (15)$$

$$H_1 : E [I_t(\alpha)] \neq \alpha. \quad (16)$$

Sous l'hypothèse H_0 , la log-vraisemblance est définie par :

$$LR_{UC}(\alpha) = -2\ln \left[(1-\alpha)^{T-N} \alpha^N \right] + 2\ln \left[\left(1 - \frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^N \right] \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \chi^2(1) \quad (17)$$

où la statistique LR_{UC} est asymptotiquement un Chi-deux à un degré de liberté (Jorion, 2007). On peut ensuite décliner un *test* de validation similaire pour les *super exceptions* :

$$H_0 : E [I_t(\alpha')] = \alpha' \quad (18)$$

$$H_1 : E [I_t(\alpha')] \neq \alpha'. \quad (19)$$

On fait un *test* joint du nombre de violations de *VaR* et du nombre de *super* violations de *VaR* :

$$H_0 : E [I_t(\alpha)] = \alpha \quad \text{et} \quad E [I_t(\alpha')] = \alpha'. \quad (20)$$

$$J_{1,t} = I_t(\alpha') - I_t(\alpha) = \begin{cases} 1 & \text{si } -VaR_t(\alpha') < r_t < -VaR_t(\alpha) \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (21)$$

où $J_{0,t} = 1 - J_{1,t} - J_{2,t} = 1 - I_t(\alpha)$. Les $\{J_{i,t}\}_{i=0}^2$ sont des variables de Bernoulli égales à 1 avec la probabilité $1 - \alpha$, $\alpha - \alpha'$, et α' .

$$J_{2,t} = I_t(\alpha') = \begin{cases} 1 & \text{si } r_t < -VaR_t(\alpha') \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (22)$$

$$LR_{MUC}(\alpha, \alpha') = -2\ln \left[(1-\alpha)^{N_0} (\alpha-\alpha')^{N_1} (\alpha')^{N_2} \right] + 2\ln \left[\left(\frac{N_0}{T}\right)^{N_0} \left(\frac{N_1}{T}\right)^{N_1} \left(\frac{N_2}{T}\right)^{N_2} \right] \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \chi^2(2). \quad (23)$$

où la statistique LR_{MUC} est asymptotiquement un Chi-deux à deux degrés de liberté.

Ainsi, une *VaR* qui correspond au critère des autorités est telle qu'elle satisfait la probabilité associée, jusqu'à la limite où une exception supplémentaire ferait en sorte que la fréquence empirique des exceptions dépasse sa probabilité théorique associée.

En d'autres termes, puisque la *VaR* est estimée et que les limites de l'intervalle du contrôle sont connues, il suffit de calculer l'ajustement minimum qui permette d'obtenir une *VaR* modifiée qui respecte la condition, *i.e.* :

$$\underline{adj}(P, \alpha, \hat{\theta}, n) = \underline{q}^* = \underset{q^* \in \mathbb{R}}{\text{Max}} \left\{ \text{VaR}(P, \alpha, \hat{\theta}, n)^*_t \right\}$$

sous contrainte :

$$\text{Hit}_t^{\text{VaR}(\cdot)^*}(\alpha) \sim B(T, \alpha) \text{ pour le test de cumul des violations} \quad (24)$$

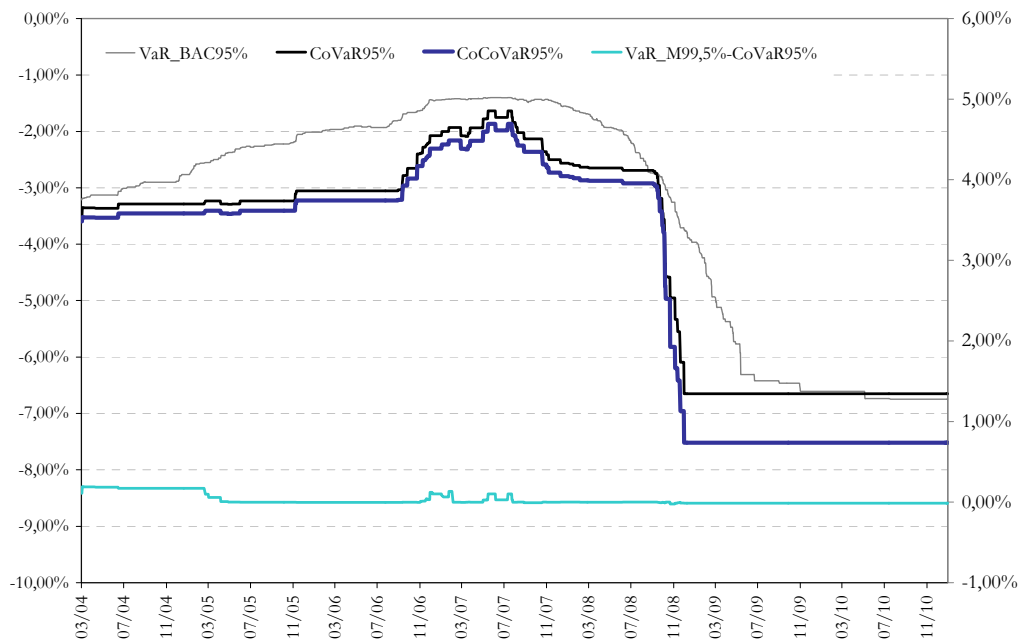
avec :

$$\text{VaR}(P, \alpha, \hat{\theta}, n)_t^* = \text{EVaR}(P, \alpha, \hat{\theta}, n)_t + q^*.$$

RISQUE SYSTEMIQUE AVEC RISQUE DE MODELE

Dans cette section, nous quantifions les risques systémiques pour « Bank of America ». Nous utilisons le même échantillon que celui dans Acharya *et al.* [2010] et Brownlees et Engle [2011], qui contient toutes les entreprises financières américaines avec une capitalisation boursière supérieure à 5 milliards de dollars à fin juillet 2007 (94 entreprises au total). Cet échantillon est également celui utilisé dans Benoit *et al.* [2012]. Pour notre période d'échantillon (du 3 janvier 2000 au 31 décembre 2010), nous calculons les rendements journaliers des actions des entreprises, les rendements de l'indice pondéré par les capitalisations, le nombre de parts et les prix de clôture journaliers issus du CRSP. Les valeurs comptables trimestrielles du passif total sont issues de COMPUSTAT. L'annexe présente la liste de toutes les entreprises de l'échantillon.

Graphique 1. Comparaison des VaR, Co-VaR, et Coco-VaR pour la banque Bank of America



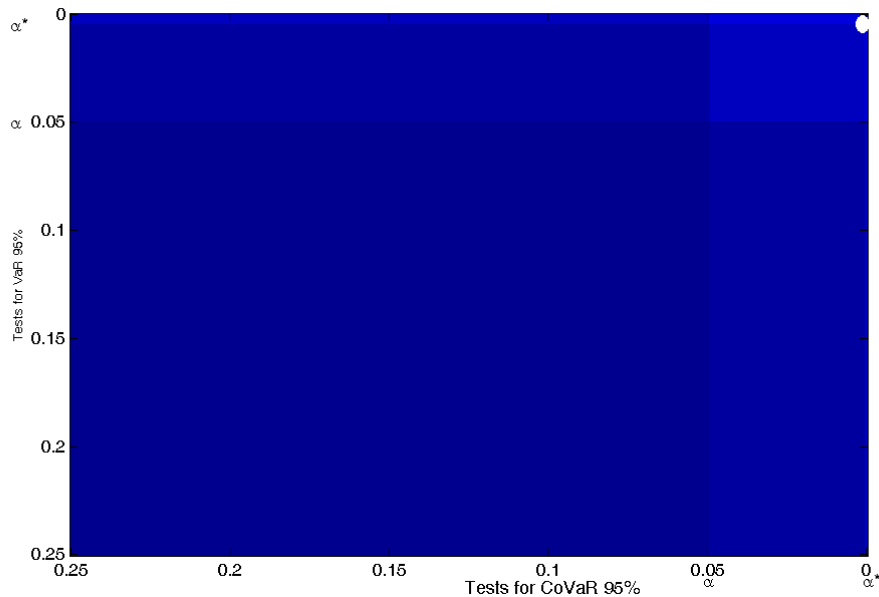
Source : COMPUSTAT et CRSP, données journalières du 03 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs.

Le graphique 1 présente l'évolution des différentes mesures de risques : VaR à 95%, Co-VaR à 95% calculée conditionnellement à la VaR à 90%, la CoCo-VaR 95% qui représente la CoVaR95% ajustée et l'écart entre la VaR99,5% et la CoVaR95% pour la banque *Bank of America*. Ce graphique montre tout d'abord que le risque systémique mesuré par la CoVaR 95% conditionnellement à la VaR du titre peut être vue comme un *proxy* d'une VaR à un seuil plus élevé. Nous remarquons, en effet sur le graphique que l'écart entre la VaR99,5% et la CoVaR95% est proche de zéro. De plus, la CoVaR95% qui est toutefois plus sévère que la VaR95% n'est pas validée par le test du Hit ratio, la CoCoVaR95% étant en général inférieure à la CoVaR95%.

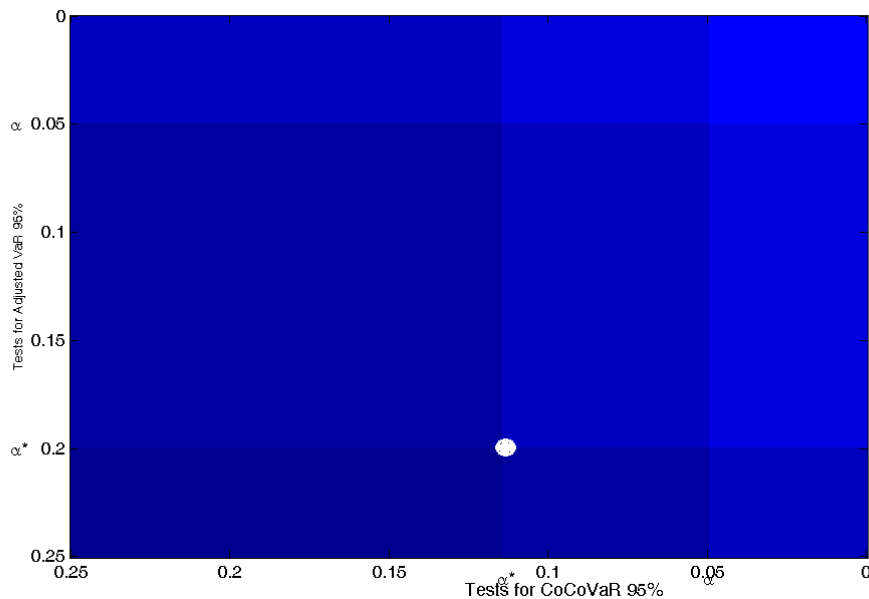
Ce dernier résultat est confirmé par l'analyse de la carte de risque sur la VaR et la CoVaR sans ou avec correction (graphique 2). Sur ce graphique nous présentons les résultats du hors échantillon pour un modèle de risque donné sur des fenêtres glissantes de quatre ans (1040 rendements journaliers). Nous ré-estimons ainsi dynamiquement les paramètres pour les différentes méthodes. Le graphique fournit les cartes de risque pour la VaR 95% versus CoVaR 95% (panel A) et pour la VaR 95% ajustée versus CoCoVaR 95% (panel B). L'axe des abscisses et l'axe des ordonnées représentent la probabilité critique (*pvalue*, α^*) du test du Hit ratio à 95% sur la mesure de risque pour le seuil 5%. Le paramètre α représente le seuil de significativité du test ; si la *pvalue* est inférieure à cette valeur alors on rejette l'hypothèse de validité du modèle sinon on l'accepte. Le point blanc représente la valeur réalisée du test pour les deux mesures. Nous remarquons que les valeurs empiriques pour ces deux mesures de risque sans correction sont inférieures au seuil de significativité de 5% dans la (point blanc sur la partie A du graphique). Par contre, les mesures ajustées (VaR ajustée et CoCoVaR, partie B du graphique) sont validées par le test au seuil de 5%. Ce résultat montre qu'il convient de prendre en compte dans l'estimation du risque systémique mesuré par la CoVaR, le risque de modèle.

Graphique 2. Comparaison de la carte des risques sans correction et de la carte des risques avec correction pour *BanK of America*

Carte des risques sans correction
(VaR 95% versus CoVaR 95%)



Carte des risques avec correction
(VaR 95% ajustée versus CoCoVaR 95%)



Source : *COMPUSTAT* et *CRSP*, données journalières du 03 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs. Représentation graphique des résultats de *backtesting* pour un modèle de risque donné. Fenêtre glissante de quatre ans (1040 rendements journaliers) pour ré-estimer dynamiquement les paramètres pour les différentes méthodes. Le graphique fournit les cartes de risque pour la VaR 95% versus CoVaR 95% (panel A) et pour la VaR 95% ajustée versus CoCoVaR 95% (panel B). L'axe des abscisses et l'axe des ordonnées représentent la *pvalue* (α^*) du test du Hit ratio à 95% sur la mesure de risque pour le seuil 5%. Le paramètre α représente le seuil de significativité du test ; si la *pvalue* est inférieure à cette valeur alors on rejette l'hypothèse de validité du modèle sinon on l'accepte. Le point blanc représente la valeur réalisée du test. Dans la partie A du graphique (sans correction), on remarque que les *pvalue* du test sont inférieures au seuil de significativité alors dans la partie B (avec correction), elles sont supérieures.

Tableau 1. Classement comparé des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique selon les mesures de VaR, Co-VaR, CoCo-VaR, MES, CES, et SRISK.

VaR		Co-VaR			CoCo-VaR			MES			CES			SRISK		
Rang VaR	Code	Rang Co-VaR	Rang VaR	Code	Rang CoCo-VaR	Rang VaR	Code	Rang MES	Rang VaR	Code	Rang CES	Rang VaR	Code	Rang SRISK	Rang VaR	Code
1	BRK	1	38	WU	1	94	ABK	1	94	ABK	1	59	JPM	1	49	BAC
2	CBSS	2	86	NYX	2	93	ETFC	2	93	ETFC	2	71	C	2	59	JPM
3	HCBK	3	89	ICE	3	90	MBI	3	67	LNC	3	49	BAC	3	71	C
4	SAF	4	72	FNF	4	95	CITa	4	81	MS	4	34	WFC	4	34	WFC
5	BKLY	5	84	AMP	5	88	AMTD	5	71	C	5	47	GS	5	47	GS
6	CBH	6	92	CBG	6	87	JNS	6	90	MBI	6	81	MS	6	81	MS
7	PBCT	7	23	AIZ	7	85	ACAS	7	78	AIG	7	58	AXP	7	78	AIG
8	UB	8	95	CITa	8	83	COF	8	83	COF	8	78	AIG	8	63	HIG
9	CB	9	91	GNW	9	82	HBAN	9	63	HIG	9	33	USB	9	32	PNC
10	CITb	10	52	CME	10	81	MS	10	49	BAC	10	48	BK	10	48	BK

Source : *COMPUSTAT*, *CRSP*, données journalières du 03 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs. Le tableau présente le classement au 31 décembre 2010 des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique au sens de la VaR, de la Co-VaR, de la CoCo-VaR, de la CES et de la MES. Le but est d'identifier des différences de classement selon la VaR et les autres mesures de risque. Ainsi, pour la Co-VaR (Adrian et Brunnermeier [2011]), CoCo-VaR, MES (Acharya *et al.*[2012]), CES (Banulescu et Dumitrescu [2012]), et SRISK (Brownlees et Engle [2011]), nous avons indiqué dans la première colonne le classement des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique au sens de chacune de ces mesures. Dans la deuxième colonne figure le classement de ces institutions financières selon leur VaR. Les institutions financières sont désignées par les codes suivants : MBI pour MBIA, MI pour Marshall & Ilsley, AIG pour American International Group, RF pour Regions Financial, HRB pour H&R Block, BAC pour Bank of America, JNS pour Janus Capital.

Le tableau 1 fournit un classement comparé des dix principales institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique selon différentes mesures : VaR, Co-VaR, CoCo-VaR, MES, CES, et SRISK. Ce tableau fait ressortir l'hétérogénéité et la variabilité des différents classements. En prenant pour référence la CoCoVaR, qui est une version ajustée de la CoVaR, donc plus robuste aux tests de validation de modèle, nous trouvons que la meilleure mesure est la MES. En effet, les deux premiers du classement sont les mêmes pour ces deux mesures.

CONCLUSION

Dans cet article, nous prenons en considération le risque de modèle en corrigeant la Co-VaR à partir d'un coussin calibré à partir du principal test de VaR.

Nos résultats montrent que même s'il y a une différence significative entre la VaR et la CoVaR (CoVaR plus sévère que la VaR), cette dernière n'est pas validée par les tests de modèle de risque. En tenant compte du risque de modèle à travers un coussin, nous trouvons que la CoCoVaR est une mesure robuste de risque systémique.

Ce travail ouvre plusieurs pistes de recherche. D'abord, il conviendrait aussi de prendre en compte dans le calcul de la *CoCo-VaR* d'autres qualités de la *VaR* (et donc de tests statistiques formels) telles que l'indépendance et la taille des exceptions. Ensuite, il sera intéressant d'examiner le risque de modèle des autres principales mesures de risque systémique sur le même principe, notamment la *MES* (Acharya et al. [2012]), la *SRISK* (Brownlees et Engle [2011]), et la *CES* (Banulescu et Dumitrescu [2012]) et (Engle et al. [2012]). En comparant ces différentes mesures de risque systémique sur la base des corrections apportées, des institutions financières identifiées comme importantes, nous pourrions analyser le réel apport de ces mesures par rapport à de simples mesures extrêmes univariées. Ensuite, nous pourrions aussi penser à utiliser l'une de ces mesures de risque corrigée comme facteur de risque d'un modèle de structure dynamique à réponse binaire (Lund-Jensen [2012]).

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ACHARYA V., ENGLE R. et RICHARDSON M. [2012], « Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks », *American Economic Review*, 102, 16 pages.
- ADRIAN T. et BRUNNERMEIER M. [2011], « CoVaR », *Working Paper National Bureau of Statistics*, 17454, 43 pages.

- BANULESCU G.-D. et DUMITRESCU E.-I. [2012], « A Component Approach to Systemic Risk... Which Are the Riskiest Financial Institutions of Them All? », *Proceedings of CREDIT_2012 Conference*, 27 pages.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION [1996], *Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks*, Bank for International Settlements, 63 pages.
- BENOIT S., COLLETAZ G., HURLIN C. et PÉRIGNON C. [2012], « A Theoretical and Empirical Comparison of Systemic Risk Measures », *Social Science Research Network*, 34 pages.
- BOUCHER C., DANIELSSON J., KOUONTCHOU P. et MAILLET B. [2012], « Risk Model-at-Risk », *forthcoming Working Paper du LEO, Université d'Orléans*, 49 pages.
- BROWNEES C. et ENGLE R. [2011], « Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement », *New-York University Stern Working Paper*, 37 pages.
- COLLETAZ G., HURLIN C. et PÉRIGNON C. [2012], « The Risk Map: A New Tool for Validating Risk Models », *Social Science Research Network*, 40 pages.
- CHEN C., IYENGAR G. et MOALLEMI C. [2012], « An Axiomatic Approach to Systemic Risk », *Tepper Operations Research Seminar*, 37 pages.
- CHRISTOFFERSEN P. [1998], « Evaluating Interval Forecasts », *International Economic Review*, 39(4), 841-862.
- CHRISTOFFERSEN P. et GONÇALVES S., [2005], « Estimation Risk in Financial Risk Management », *Journal of Risk*, 7(3), 1-28.
- ENGLE JONDEAU ROCKINGER – SHANGAI
- IDIER J., LAMÉ G. et MÉSONNIER J.S. [1999], « How Useful is the Marginal Expected Shortfall for the Measurement of Systemic Exposure? A Practical Assessment », *Banque de France Working Paper*, 348, 42 pages.
- KUPIEC P. [1995], « Techniques for verifying the Accuracy of Risk Measurement Models », *Journal of Derivatives*, 3(2), 73-84.
- LUND-JENSEN K. [2012], « Monitoring Systemic Risk Based on Dynamic Thresholds », *IMF Working Paper*, 12/159, 36 pages.
- POLITIS D. et ROMANO J. [1994], « The Stationary Bootstrap », *Journal of the American Statistical Association*, 89(428), 1303-1313.
- SALDIAS M. [2012], « Systemic Risk Analysis using Forward-looking Distance-to-Default Series », *Federal Reserve Bank of Cleveland Working Paper*, 10-05, 55 pages.

Annexe. Informations complémentaires

Tableau A.1. Banques de détail et Assurances

Code	Banques de détail	Code	Banques de détail
BAC	Bank of America	BBT	BB&T
BK	Bank of New York Mellon	C	Citigroup
CBH	Commerce Bancorp	CMA	Comerica Inc.
HBAN	Huntington Bancshares	HCBK	Hudson City Bancorp
JPM	JP Morgan Chase	KEY	Keycorp
MI	Marshall & Ilsley	MTB	M&T Bank Corp.
NCC	National City Corp.	NTRS	Northern Trust
NYB	New York Community Bancorp	PBCT	Peoples United Financial
PNC	PNC Financial Services	RF	Regions Financial
SNV	Synovus Financial	SOV	Sovereign Bancorp
STI	Suntrust Banks	STT	State Street
UB	Unionbanca Corp.	USB	US Bancorp
WB	Wachovia	WFC	Wells Fargo & Co
WM	Washington Mutual	WU	Western Union
ZION	Zions		
Code	Assurances	Code	Assurances
ABK	Ambac Financial Group	AET	Aetna
AFL	AFLAC	AIG	American International Group
AIZ	Assurant	ALL	Allstate Corp.
AOC	Aon Corp.	BKLY	W.R. Berkley Corp.
BRK	Berkshire Hathaway	CB	Chubb Corp.
CFC	Countrywide Financial	CI	CIGNA Corp.
CINF	Cincinnati Financial Corp.	CNA	CNA Financial Corp.
CVH	Coventry Health Care	FNF	Fidelity National Financial
GNW	Genworth Financial	HIG	Hartford Financial Group
HNT	Health Net	HUM	Humana
LNC	Lincoln National	MBI	MBIA
MET	MetLife	MMC	Marsh & McLennan
PFG	Principal Financial Group	PGR	Progressive
PRU	Prudential Financial	SAF	Safeco
TMK	Torchmark	TRV	Travelers
UNH	UnitedHealth Group	UNM	Unum Group

Source : *COMPUSTAT* et *CRSP*, données journalières du 03 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; base de données utilisée dans Benoit *et al.* (2012). Le tableau présente toutes les entreprises financières américaines avec une capitalisation boursière supérieure à 5 milliards de dollars à fin juillet 2007.

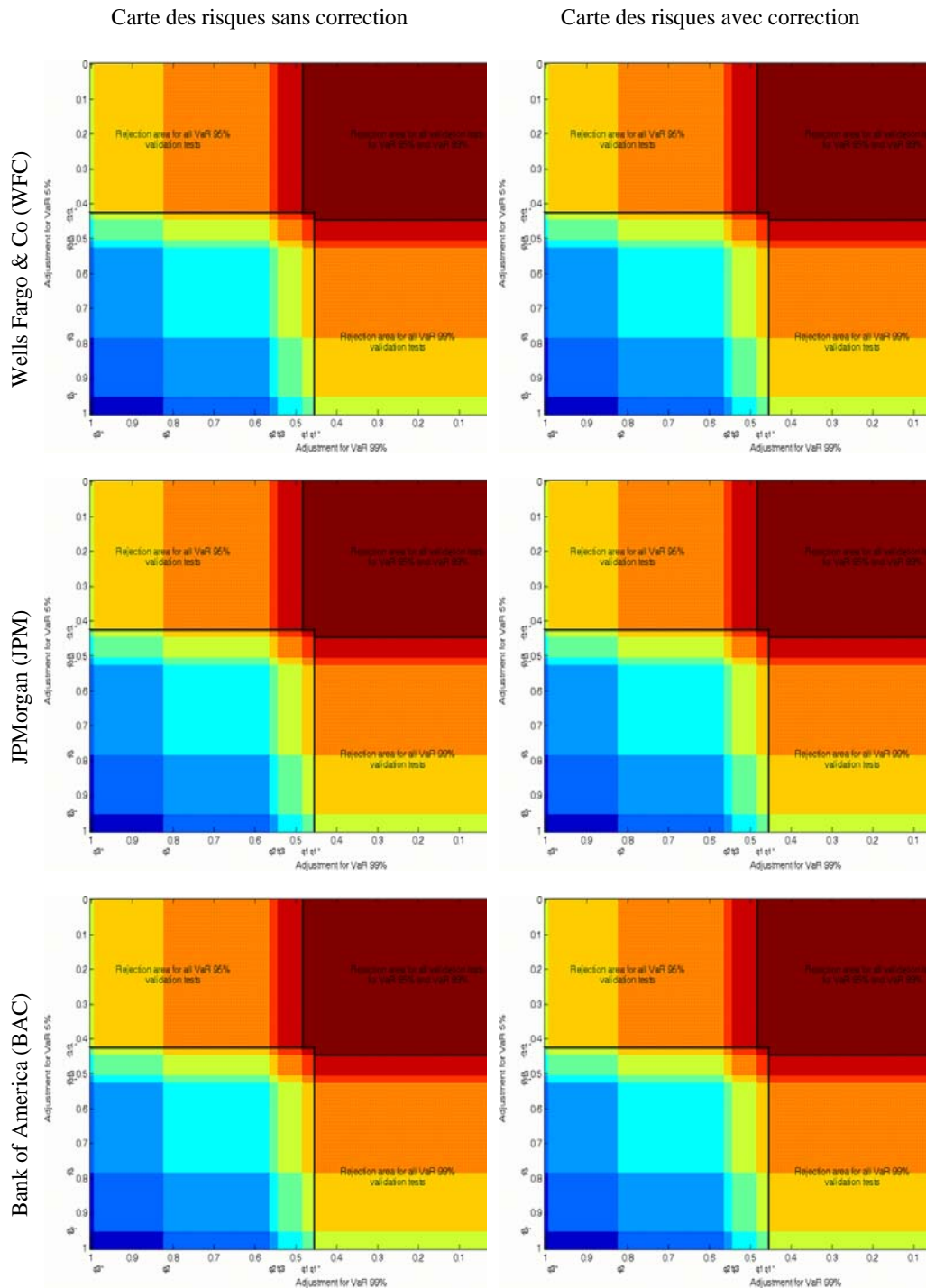
Tableau A.2. Courtiers et Autres

Code	Courtiers	Code	Courtiers
AGE	A.G. Edwards	BSC	Bear Stearns
EFTC	E*Trade Financial	GS	Goldman Sachs
LEH	Lehman Brothers	MER	Merill Lynch
MS	Morgan Stanley	NMX	Nymex Holdings
SCHW	Schwab Charles	TROW	T. Rowe Price
Code	Autres	Code	Autres
ACAS	American Capital	AMP	Ameriprise Financial
AMTD	TD Ameritrade	AXP	American Express
BEN	Franklin Resources	BLK	BlackRock
BOT	CBOT Holdings	CBG	C.B. Richard Ellis Group
CBSS	Compass Bancshares	CIT	CIT Group
CME	CME Group	COF	Capital One Financial
EV	Eaton Vance	FITB	Fifth Third Bancorp
FNM	Fannie Mae	FRE	Freddie Mac
HRB	H&R Block	ICE	Intercontinental Exchange
JNS	Janus Capital	LM	Legg Mason
NYX	NYSE Euronext	SEIC	SEI Investment Company
SLM	SLM Corp.		

Source : *COMPUSTAT* et *CRSP*, données journalières du 03 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; base de données utilisée dans Benoit *et al.* (2012). Le tableau présente toutes les entreprises financières américaines avec une capitalisation boursière supérieure à 5 milliards de dollars à fin juillet 2007.

Annexe. Résultats complémentaires à l'intention des rapporteurs

Graphique 2. Comparaison de la carte des risques sans correction et de la carte des risques avec correction pour les institutions financières suivantes



Source : *COMPUSTAT* et *CRSP*, données journalières du 03 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs. Représentation graphique des résultats de *backtesting* pour un modèle de risque donné. Fenêtre glissante de quatre ans (1040 rendements journaliers) pour réestimer dynamiquement les paramètres pour les différentes méthodes. La variable q_1 fait référence au *test* du *hit* ; q_2 fait référence au *test* d'indépendance ; q_3 fait référence au *test* de magnitude ; et q_1^* , q_2^* , q_3^* correspondent à leurs versions ré échantillonnées en suivant la méthodologie dans Escanciano et Olmo (2009, 2010 et 2011).