

Du risque des mesures de risque systémique

Author(s): Christophe Boucher, Patrick Kouontchou and Bertrand Maillet

Source: *Revue économique*, Vol. 67, No. 2 (mars 2016), pp. 263-278

Published by: Sciences Po University Press

Stable URL: <http://www.jstor.org/stable/43746405>

Accessed: 25-11-2017 17:21 UTC

---

JSTOR is a not-for-profit service that helps scholars, researchers, and students discover, use, and build upon a wide range of content in a trusted digital archive. We use information technology and tools to increase productivity and facilitate new forms of scholarship. For more information about JSTOR, please contact [support@jstor.org](mailto:support@jstor.org).

Your use of the JSTOR archive indicates your acceptance of the Terms & Conditions of Use, available at <http://about.jstor.org/terms>



JSTOR

*Sciences Po University Press* is collaborating with JSTOR to digitize, preserve and extend access to *Revue économique*

# Du risque des mesures de risque systémique

---

Christophe Boucher\*  
Patrick Kouontchou\*\*  
Bertrand Maillet\*\*\*

*La mesure du risque systémique des institutions financières est devenue un enjeu essentiel pour la stabilité du système financier. La plupart des mesures actuellement proposées reposent sur l'estimation de quantiles conditionnels, qui ont la caractéristique d'être extrêmement sensibles à la méthode d'estimation et à la spécification des modèles de risque utilisés. Nous proposons de corriger les mesures de risque systémique à partir de procédures de validation statistique. Notre application sur la covar suggère que le risque de modèle est important et que les institutions identifiées comme « systémiques » diffèrent selon que l'on prenne en compte ou non le risque de modèle.*

## ON THE RISK OF SYSTEMIC RISK MEASURES

*The systemic risk measure has emerged as a major concern for the stability of the financial system. Most of the measures proposed are based on the estimation of conditional quantiles, which are extremely sensitive to the specification and estimation of risk models used. We propose to correct the systemic risk measures applying a backtest procedure. Our application on the covar suggests that the model risk is important and that institutions identified as "systemic" differ, depending on whether we consider or not the corrected version of the systemic risk measure.*

Classification JEL : C31, C52, G32.

---

\* A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), EconomiX-CNRS et Université Paris Ouest. *Courriel* : christophe.boucher@u-paris10.fr

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

\*\*\* A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), Variances, Université Paris-Dauphine (LEDA-SDFI), Université d'Orléans (LEO-CNRS) et Institut Louis Bachelier. *Correspondance* : Pr Bertrand B. Maillet, Université Paris-Dauphine, Place du Maréchal de Lattre de Tassigny, 75016 Paris. *Courriel* : bertrand.maillet@dauphine.fr

Nous remercions ici Sylvain Benoit, Elena Dumitrescu, Christophe Hurlin et Sessi Tokpavi pour leurs commentaires lors de la préparation de ce travail, ainsi que les rapporteurs anonymes de la *Revue économique* pour leurs remarques. Les auteurs remercient la Fondation Banque de France, le Global Risk Institute in Financial Services et l'Institut Louis Bachelier (Chaire Dauphine-ENSAE-Groupama « Les particuliers face au risque » et Initiative de recherche « Risque systémique ») pour leurs soutiens. Des résultats complémentaires sont disponibles sur : [www.systemic-risk-hub.org](http://www.systemic-risk-hub.org) (site dédié au risque systémique). L'avertissement habituel s'applique ici.

## INTRODUCTION

La crise financière globale de 2008 a montré les limites de l'approche micro-prudentielle de la régulation bancaire. La faillite de quelques institutions, aux caractéristiques particulières, peut suffire à déstabiliser le système financier dans son ensemble. Ces institutions sont dites porteuses d'un risque systémique. Selon une approche macroprudentielle, il convient de repérer ces « institutions financières d'importance systémique » (SIFI en anglais) et de leur appliquer des règles spécifiques en matière de gestion des risques, de capital réglementaire et même de fiscalité<sup>1</sup>.

La mesure du risque systémique des institutions financières est ainsi devenue un enjeu essentiel pour la stabilité du système financier et, en conséquence, un sujet important pour la recherche en économie financière. Il s'agit de rendre compte des interdépendances entre les risques des différentes institutions financières, et non plus seulement d'apprécier leur taille dans une logique de type « *too-big-to-fail* ». De nombreuses mesures de risque systémique sont ainsi récemment apparues dans la littérature (cf. Bisias *et al.* [2012], pour une des revues de la littérature les plus complètes actuellement sur le sujet), avec l'idée sous-jacente de pouvoir lever une « taxe systémique » sur les institutions les plus importantes (cf. Gouriéroux et Monfort [2013] et Brunnermeier et Cheridito [2013], pour une présentation de quelques alternatives). Ainsi, parmi les principales mesures proposées, les mesures de covar (Adrian et Brunnermeier [2011]), de MES (Acharya, Engle et Richardson [2012]) et de SRISK (Brownlees et Engle [2011]) visent toutes à caractériser le lien conditionnel entre les différentes institutions financières et le marché dans son ensemble. La plupart de ces mesures reposent toutefois sur l'estimation de quantiles conditionnels ou de *Value-at-Risk* (var), qui ont la caractéristique d'être extrêmement sensibles à la spécification et à la méthode d'estimation des modèles de risque utilisés (cf. par exemple Boucher *et al.* [2014]). Ainsi, plusieurs voix s'élèvent actuellement pour signaler le manque de robustesse de certaines mesures et les implications des différents choix méthodologiques (Bernard, Brechmann et Czado [2013], López-Espinosa *et al.* [2012], Döring, Hartmann-Wendels et Wewel [2013], Hurlin *et al.* [2013], Hurlin et Pérignon [2013], Idier, Lamé et Mésonnier [2013], Lo Duca et Peltonen [2013], Rodríguez-Moreno et Peña [2013], Girardi et Ergün [2013], Danielsson *et al.* [2014], Tavarolo et Visnovsky [2014], Kupiec et Guntay [2015]), alors que d'autres signalent l'absence de critère de jugement de la qualité objective de ces mesures (Giglio, Kelly et Pruitt [2013]).

Nous nous inscrivons dans ce courant de la littérature, en illustrant la fragilité de la mesure de covar et en proposant une version corrigée du risque de modèle (la co-covar) fondée sur la correction proposée par Boucher *et al.* [2012], [2014]. En effet, si la mesure de risque systémique d'une institution est sensible aux erreurs de modèle, ne pas la corriger revient ainsi à intégrer du bruit dans les calculs prudentiels (et à rendre le système en réalité moins solide, les participants au système se croyant protégés à tort du fait de mauvaises calibrations).

---

1. À la demande du G20, de multiples initiatives ont été engagées par le Conseil de stabilité financière et le Comité de Bâle pour identifier ces institutions systémiques.

Plus précisément, cet article s'intéresse au risque de modèle des mesures de risque systémique. Il propose de reprendre l'analyse multiquantile<sup>2</sup> présentée dans Colletaz, Hurlin et Pérignon [2013] et de l'appliquer à la mesure conditionnelle de covar d'Adrian et Brunnermeier [2011]. Notre démarche permet, grâce à une réécriture directe du problème, d'introduire une correction qui, comme le proposent Boucher *et al.* [2012], [2014], repose sur des procédures de validation statistique (*backtests*). Nous nous intéressons en particulier à la mesure covar, car parmi l'ensemble des mesures de risque systémique, il s'agit de la plus intuitive et la plus simple à estimer. Elle présente par ailleurs l'avantage d'être une simple extension de la var et a été largement étudiée dans la littérature (López-Espinosa *et al.* [2012], Rodríguez-Moreno et Peña [2013], Girardi et Ergün [2013], Benoit *et al.* [2013]).

Le reste de l'article est organisé comme suit. Nous présentons dans une première section les mesures de var et de covar. Nous développons ensuite, dans une deuxième section, la méthode de correction de la var pour le risque de modèle en l'adaptant à la covar. Dans une troisième section, nous évaluons de manière empirique la nécessité de corriger cette covar du risque de modèle. Une dernière section conclut.

## DE LA VaR À LA CoVaR

La valeur en risque correspond à la perte potentielle d'un actif, à une date et pour un horizon donnés, avec un seuil de probabilité  $\alpha$ , définie telle que :

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

où  $\text{Prob}(\cdot)$  est la probabilité inconditionnelle,  $r_{it}$  est le rendement d'un titre  $i$  à une date  $t$  pour une fréquence d'observation donnée,  $\text{VaR}_{it}(1-\alpha)$  est la valeur en risque du titre  $i$  à la date  $t$  pour le niveau de confiance  $1-\alpha$ , avec  $\alpha$  le seuil de probabilité défini.

Depuis la fin des années 1990, le Comité de Bâle impose aux banques de calculer périodiquement leur var, et les contraint à détenir un montant de capital suffisant pour absorber leurs pertes éventuelles dans ces cas extrêmes. Il n'existe pas cependant une estimation unique de la var. Plusieurs modèles coexistent pour les estimer, avec des résultats qui apparaissent fortement dépendants du modèle retenu et de sa spécification (Boucher *et al.* [2014]).

La covar, proposée par Adrian et Brunnermeier [2011], correspond à la var du système financier (ou, de manière pratique, d'un indice de marché) conditionnelle à un événement systémique observé pour une institution financière. Formellement, la covar correspond à un quantile de la rentabilité de marché conditionnel à un événement concernant une institution financière  $i$ , telle que :

$$\text{Prob}[r_{mt} \leq \text{CoVaR}_{mt}(1-\alpha) | r_{it} \leq \text{VaR}_{it}(1-\alpha')] = \alpha, \quad (2)$$

où  $r_{mt}$  est le rendement du marché à une date  $t$ ,  $\alpha$  le seuil de probabilité de la covar,  $\alpha'$  le niveau de probabilité associé à la var du titre  $i$ , signalant un événement

2. Voir aussi Wong [2008], [2010], et Leccadito, Boffelli et Urga [2014].

significatif et  $\text{Prob}(A|B)$  est la probabilité conditionnelle que l'événement  $A$  se produise (c'est-à-dire  $r_{mt} \leq \text{CoVaR}_{mt}(1-\alpha)$ , qui traduit un choc sur le marché) sachant que l'événement  $B$  s'est réalisé (c'est-à-dire  $r_{it} \leq \text{VaR}_{it}(1-\alpha')$ , qui indique qu'un fait marquant s'est produit sur le titre  $i$ ).

En comparant la var du système financier lorsqu'une institution particulière est en situation de stress, à la var du système lorsque cette même institution est dans une situation médiane, nous sommes en mesure d'évaluer l'impact systémique de cette institution mesurée par la  $\Delta \text{covar}$ , définie par :

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

La qualité des estimations des différentes covar dépend ainsi directement de celles des quantiles conditionnels impliqués dans leurs calculs.

## DE LA CoVaR À LA Co-CoVaR

Benoit *et al.* [2013] ont montré qu'estimer un quantile conditionnel tel que la covar d'Adrian et Brunnermeier [2011] n'est rien d'autre qu'estimer une var à un seuil plus extrême (*cf.* aussi Hautsch, Schaumburg et Schienle [2014]). En conséquence, puisque les estimations de var contiennent intrinsèquement des erreurs liées au risque de modèle qu'il est possible de corriger (Boucher *et al.* [2014]), nous proposons, selon le même principe, d'ajuster les estimations de covar du risque de modèle. Ces estimations de covar corrigées seront dès lors dénommées co-covar (pour *Corrected covar*).

L'ajustement optimal que nous retenons ici est défini à partir du test de validation des modèles de risque instauré par les autorités prudentielles qui repose sur la fréquence des dépassements de la var.

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

$$\text{IMA} - \text{VaR}_i(\alpha, \hat{\theta}) = \text{EVAR}_i(\alpha, \hat{\theta}) + \text{adj}_i(\alpha, \hat{\theta}), \quad (4)$$

où  $\text{EVAR}(\cdot)$  est la var estimée avec un risque de modèle spécifique au titre  $i$ ,  $\alpha$  la probabilité associée à la VaR calculée,  $\hat{\theta}$  les paramètres estimés du modèle et  $\text{adj}_i(\alpha, \hat{\theta})$  l'ajustement nécessaire pour que le modèle de risque lié au titre  $i$  soit validé par les régulateurs, c'est-à-dire tel que :

$$\text{IMA} - \text{VaR}_i(\alpha, \hat{\theta})^* = \sup_{\text{VaR}^* \in \text{IR}} \{ \text{VaR}_i(\alpha)^* \}, \quad (5)$$

où  $\text{VaR}(\cdot)^*$  est un ensemble de var, composé d'un modèle de var et de sa correction, considéré comme valide par les autorités, et  $\text{IMA} - \text{VaR}(\cdot)^*$  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] (appelé aussi « test du hit ») brièvement expliqué ci-après.

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

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

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

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

$$\text{Prob}[I_t^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha) = 1] = E[I_t^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha)] = \alpha. \quad (7)$$

Nous pouvons ainsi calculer le nombre d'exceptions (nombre de violations de var) sur l'ensemble de l'échantillon, noté  $\text{Hit}^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha)$  tel que :

$$\text{Hit}^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha) = \sum_{t=1}^T I_t^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha). \quad (8)$$

Si les séquences des  $\text{Hit}^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha)$  sont i.i.d., alors sous l'hypothèse de couverture inconditionnelle (Kupiec [1995]), le nombre total de violations de var sur une période suit une distribution binomiale (Christoffersen [1998])<sup>3</sup>.

Sous l'hypothèse de couverture inconditionnelle ( $E[I_t^{\text{EVaR}(\cdot)}(\alpha)] = \alpha$ ), la log-vraisemblance est définie par :

$$\text{LR}_{\text{UC}}(\alpha) = -2 \ln \left[ (1-\alpha)^{T-N} \alpha^N \right] + 2 \ln \left[ \left( 1 - \frac{N}{T} \right)^{T-N} \left( \frac{N}{T} \right)^N \right] \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \chi^2(1), \quad (9)$$

où la statistique  $\text{LR}_{\text{UC}}$  converge asymptotiquement en distribution vers une loi de khi deux à un degré de liberté (Jorion [2007]).

Ainsi, puisque la var est estimée et que le critère d'une « bonne » mesure de var est connu, il nous suffit maintenant de calculer l'ajustement *minimum* qui permet d'obtenir une var modifiée qui respecte la condition, c'est-à-dire :

$$\underline{\text{adj}}(\alpha, \hat{\theta}) = \underline{q}^* = \text{Max}_{q^* \in \mathbb{R}} \left\{ \text{VaR}_t^*(\alpha, \hat{\theta}) \right\}, \quad (10)$$

sous contrainte :

$$\text{LR}_{\text{UC}}(\alpha) \xrightarrow{d} \chi^2(1) \text{ (test de cumul des violations),}$$

avec :

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

3. Colletaz, Hurlin et Pérignon [2013] ont récemment étendu ce test à deux seuils en considérant conjointement une var à un seuil  $\alpha$  et une var à un autre seuil  $\alpha'$  plus faible que  $\alpha$ , pour le même titre. L'idée est de valider simultanément les mesures de var pour les deux seuils. Le résultat de leur test est alors illustré sur une « carte de risque ».

Sous l'hypothèse de bon modèle, la valeur de la statistique doit ainsi être inférieure au quantile du khi deux à un degré de liberté, et nous pouvons ainsi calculer la correction minimale pour que chaque var (aux différents seuils) soit validée.

Intuitivement, la var estimée est incrémentée d'une correction calibrée sur les erreurs passées du modèle, qui est ici la correction qui permet à la var de « passer » le test de validation de Kupiec.

Il s'agit ainsi de corriger les mesures de quantiles à partir d'un test. Cette correction repose alors sur la définition implicite de trois seuils de probabilité : le seuil de la var (covar), le seuil de probabilité du test servant à la correction et, éventuellement, le seuil de probabilité lié au risque de modèle de la correction du risque de modèle.

Par ailleurs, en procédant par une estimation de la covar pour une institution  $i$  par une régression quantile (Adrian et Brunnermeier [2011]), nous pouvons écrire la relation estimée, avec les notations précédentes, telle que :

$$r_{mt} = \hat{\mu}_\alpha^i + \hat{\gamma}_\alpha^i r_{it} + \varepsilon_t, \quad (11)$$

où  $\hat{\mu}_\alpha^i$  et  $\hat{\gamma}_\alpha^i$  sont les paramètres du modèle estimés par régression quantile au seuil  $\alpha$  et  $\varepsilon_t$  un résidu de moyenne nulle (Hautsch, Schaumburg et Schienle [2014]).

En posant  $r_{it} = \text{VaR}_{it}(1-\alpha)$  dans la relation précédente (exprimée en espérance), la covar pour l'institution  $i$  est alors déterminée par :

$$\text{CoVaR}_{m|r_{it}=\text{VaR}_{it}(1-\alpha)}(1-\alpha) = \hat{\mu}_\alpha^i + \hat{\gamma}_\alpha^i \text{VaR}_{it}(1-\alpha). \quad (12)$$

En utilisant la var corrigée du risque de modèle (var ajustée ou co-var), c'est-à-dire :

$$\text{VaR}_{it}^*(1-\alpha) = \text{VaR}_{it}(1-\alpha) + q_{it}^*,$$

nous obtenons ainsi la co-covar, qui est la mesure covar corrigée du risque de modèle, qui s'écrit alors comme suit :

$$\text{Co-CoVaR}_{m|r_{it}=\text{VaR}_{it}(1-\alpha)}(1-\alpha) = \hat{\mu}_\alpha^i + \hat{\gamma}_\alpha^i \text{VaR}_{it}^*(1-\alpha). \quad (13)$$

Nous pouvons finalement écrire la mesure de risque systémique corrigée (notée co-covar) d'une institution  $i$  par rapport au marché  $m$ , avec les notations précédentes, de la manière suivante :

$$\text{Prob} \left[ r_{mt} \leq \text{Co-CoVaR}_{m|r_{it}=\text{VaR}_{it}(1-\alpha)}(1-\alpha) \mid r_{it} \leq \text{VaR}_{it}^*(1-\alpha) \right] = \alpha. \quad (14)$$

Dans nos différents tests, présentés dans la section suivante, il s'avère que la correction conduit à des var (covar) plus extrêmes (plus négatives) et donc que le risque de modèle est mécaniquement réduit, même si le risque de commettre une erreur plus importante que celle que nous avons connue jusqu'à présent n'est pas nul. En effet, il existe toujours un risque de modèle résiduel qui ne peut être considéré comme inexistant.

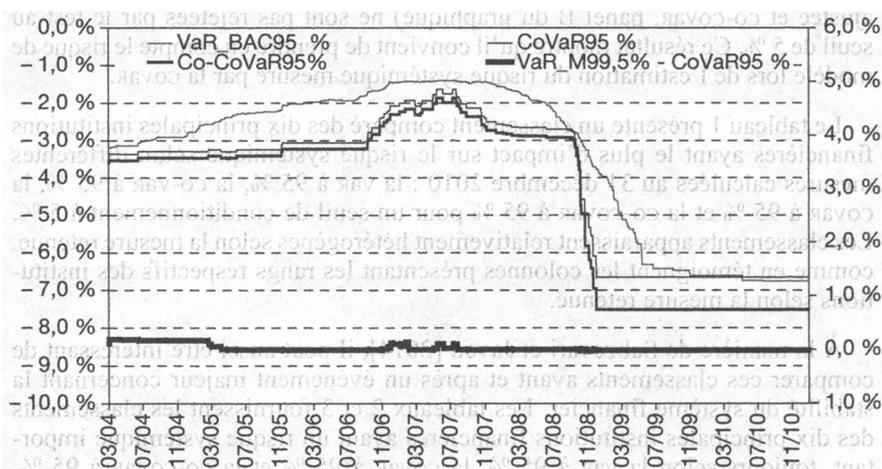
## DU RISQUE SYSTÉMIQUE AVEC RISQUE DE MODÈLE

Nous illustrons d'abord notre approche de correction de la mesure de risque systémique sur l'institution Bank of America. Nous nous intéressons ensuite aux dix institutions, d'importance systémique, identifiées par les différentes mesures de quantile, et ce sur plusieurs sous-échantillons. Ces résultats empiriques nous permettent d'illustrer 1) qu'estimer un quantile conditionnel tel que la covar équivaut à estimer une var à un seuil plus extrême, 2) que le risque de modèle de la covar est substantiel, et 3) que la correction du risque de modèle que nous proposons permet de réduire le bruit dans les calculs prudentiels.

Par esprit de comparaison, nous utilisons un échantillon standard (Brownlees et Engle [2011], Acharya, Engle et Richardson [2012], Benoit *et al.* [2013]) contenant toutes les sociétés financières américaines avec une capitalisation boursière supérieure à 5 milliards de dollars US à la fin de juillet 2007 (94 sociétés au total). Notre échantillon couvre la période du 3 janvier 2000 au 31 décembre 2010. Les rentabilités journalières des actions des entreprises et les rentabilités de l'indice pondéré par les capitalisations (à partir des prix de clôture journaliers) sont issues de la base CRSP<sup>4</sup>. Les différentes mesures de var sont estimées par la méthode historique<sup>5</sup>.

Le graphique 1 présente l'évolution des différentes mesures de risque : la var à 95 % de Bank of America (notée BAC), la covar à 95 % calculée conditionnellement à la var à 90 % du titre BAC, la co-covar à 95 %, qui représente la covar à 95 % ajustée du risque de modèle, et l'écart entre la var à 99,5 % du marché et la covar à 95 % pour le titre BAC.

Graphique 1. Comparaison des var, covar et co-covar pour l'institution Bank of America



Le niveau de l'écart entre la var à 99,5 % du marché et la covar à 95 % de Bank of America apparaît sur l'axe de droite.

Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs.

4. La liste de toutes les sociétés de l'échantillon est présentée en annexe.

5. La méthode historique est en effet la méthode la plus simple et la plus utilisée par l'industrie financière pour estimer les quantiles extrêmes. Des résultats complémentaires disponibles auprès des auteurs montrent que les résultats restent qualitativement les mêmes quelle que soit la méthode d'estimation des quantiles.

Ce graphique montre que le risque systémique mesuré par la covar à 95 % conditionnellement à la var du titre BAC peut être compris comme un proxy d'une var à un seuil plus élevé. En effet, l'écart entre la var à 99,5 % du marché et la covar à 95 % du marché conditionnellement au titre est proche de zéro. De plus, la covar à 95 %, qui est toutefois plus sévère que la var à 95 %, n'est pas validée par le test du nombre d'exceptions, la co-covar à 95 % étant en général inférieure à la covar à 95 % (plus négative). Ce dernier résultat est confirmé par l'analyse des « cartes de risque » (directement inspirée de Colletaz, Hurlin et Pérignon [2013]) effectuée sur la var et la covar, avec et sans correction, telles qu'elles apparaissent sur le graphique 2.

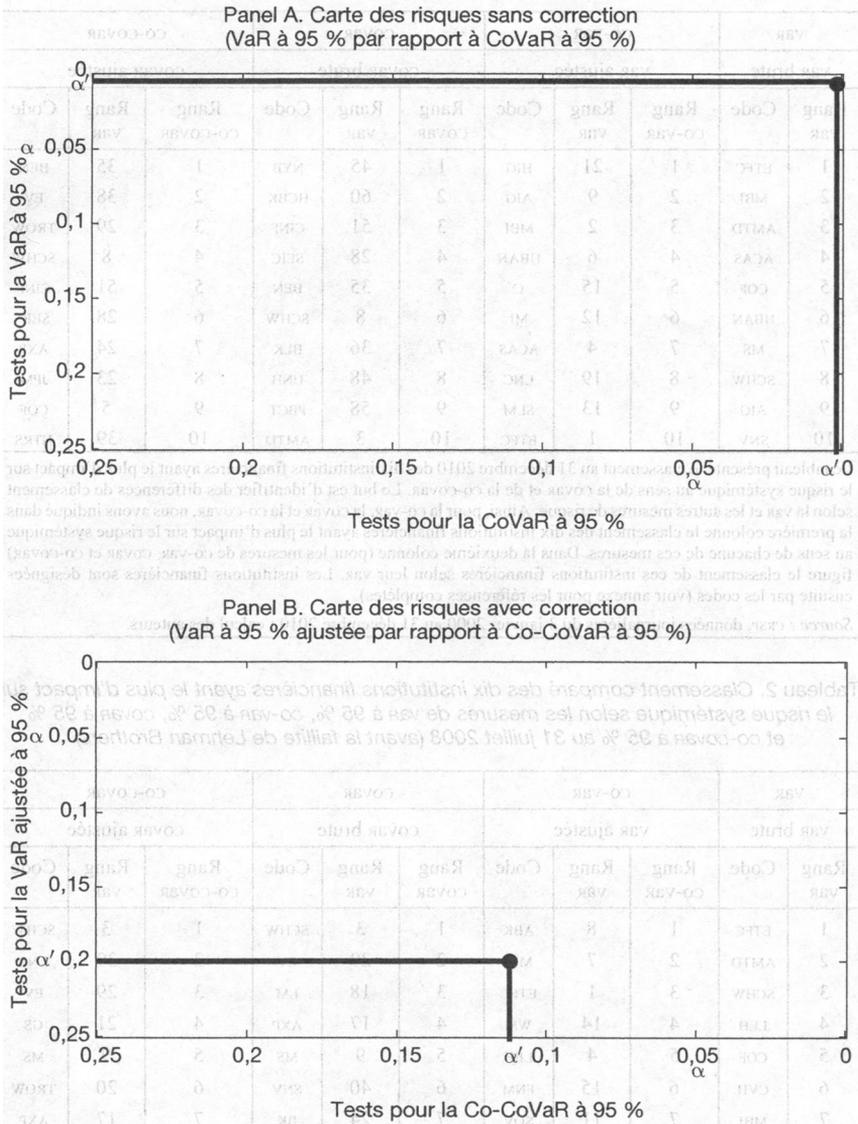
Le graphique 2 montre ainsi les résultats hors échantillon des prévisions de quantiles obtenues à partir de fenêtres glissantes de quatre ans (1 040 rendements journaliers). Deux cartes de risque sont présentées : la première met en relation la var à 95 % de l'institution et la covar à 95 % (panel A) ; la seconde, la var à 95 % ajustée de l'institution en relation avec la co-covar à 95 % (panel B).

Les axes des abscisses représentent les probabilités critiques (*p-values*) du test de fréquence des exceptions à 95 % sur la mesure de risque à 5 % pour la covar (panel A) et pour la co-covar (panel B) ; les axes des ordonnées représentent les probabilités critiques (*p-values*) du test de fréquence des exceptions à 5 % sur la mesure de risque à 5 % pour la var (panel A) et pour la var ajustée (panel B). Le paramètre  $\alpha$  représente le seuil de significativité du test. Si la *p-value* est inférieure à cette valeur, alors l'hypothèse de validité du modèle sera rejetée. Le point noir 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 % (point noir au nord-est sur le graphique du panel A). En revanche, les mesures ajustées (var ajustée et co-covar, panel B du graphique) ne sont pas rejetées par le test au seuil de 5 %. Ce résultat montre qu'il convient de prendre en compte le risque de modèle lors de l'estimation du risque systémique mesuré par la covar.

Le tableau 1 présente un classement comparé des dix principales institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique selon différentes mesures calculées au 31 décembre 2010 : la var à 95 %, la co-var à 95 %, la covar à 95 % et la co-covar à 95 % pour un seuil de conditionnement à 5 %. Les classements apparaissent relativement hétérogènes selon la mesure retenue, comme en témoignent les colonnes présentant les rangs respectifs des institutions selon la mesure retenue.

À la manière de Sabzevari et Javed [2014], il peut aussi être intéressant de comparer ces classements avant et après un événement majeur concernant la stabilité du système financier. Les tableaux 2 et 3 fournissent les classements des dix principales institutions financières ayant un risque systémique important, toujours selon la var à 95 %, la covar à 95 % et la co-covar à 95 %, respectivement avant la faillite de Lehman Brothers (au 31 juillet 2008) et après sa faillite (au 30 septembre 2008). La comparaison des deux tableaux permet de mettre en évidence la relative robustesse de la mesure co-covar, qui fournit des classements relativement plus stables que ceux obtenus à partir de la covar. En effet, en se fondant sur la co-covar, huit institutions sur les dix identifiées avant la faillite figurent toujours parmi les dix institutions les « plus systémiques », contre cinq seulement lorsqu'on établit le classement à partir de la covar.

Graphique 2. Comparaison des cartes des risques sans et avec correction pour Bank of America



Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs. Représentation graphique des résultats de *backtesting* pour un modèle de var historique. Une fenêtre glissante de quatre ans (1 040 rendements journaliers) a été utilisée pour ré-estimer dynamiquement les var et co-var. Le graphique montre les cartes de risque pour la var 95 % versus covar 95 % (panel A) et pour la var 95 % ajustée versus la co-covar 95 % (panel B). L'axe des abscisses représente la *p-value* du test de fréquence des exceptions à 95 % sur la mesure de risque à 5 % pour la covar (panel A) et pour la co-covar (panel B) ; et l'axe des ordonnées représente la *p-value* du test de fréquence des exceptions à 5 % sur la mesure de risque à 5 % pour la var (panel A) et pour la var ajustée (panel B). Le paramètre  $\alpha$  représente le seuil de significativité du test ; si la *p-value* est inférieure à cette valeur alors l'hypothèse de validité du modèle est rejetée. Le cercle noir représente la valeur réalisée du test joint. Dans le panel A du graphique (sans correction), on remarque que les *p-values* du test sont inférieures au seuil de significativité, alors que dans le panel B (avec correction), elles sont supérieures du fait de l'ajustement.

Tableau 1. Classement comparé des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique selon les mesures de var à 95 %, co-var à 95 %, covar à 95 % et co-covar à 95 % au 31 décembre 2010

var		co-var			covar			co-covar		
var brute		var ajustée			covar brute			covar ajustée		
Rang var	Code	Rang co-var	Rang var	Code	Rang covar	Rang var	Code	Rang co-covar	Rang var	Code
1	ETFC	1	21	HIG	1	45	NYB	1	35	BEN
2	MBI	2	9	AIG	2	60	HCBK	2	38	EV
3	AMTD	3	2	MBI	3	51	CINF	3	29	TROW
4	ACAS	4	6	HBAN	4	28	SEIC	4	8	SCHW
5	COF	5	15	C	5	35	BEN	5	51	CINF
6	HBAN	6	12	MI	6	8	SCHW	6	28	SEIC
7	MS	7	4	ACAS	7	36	BLK	7	24	AXP
8	SCHW	8	19	LNC	8	48	UNH	8	23	JPM
9	AIG	9	13	SLM	9	58	PBCT	9	5	COF
10	SNV	10	1	ETFC	10	3	AMTD	10	39	NTRS

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 covar et de la co-covar. Le but est d'identifier des différences de classement selon la var et les autres mesures de risque. Ainsi, pour la co-var, la covar et la co-covar, 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 (pour les mesures de co-var, covar et co-covar) figure le classement de ces institutions financières selon leur var. Les institutions financières sont désignées ensuite par les codes (voir annexe pour les références complètes).

Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 31 décembre 2010 ; calcul des auteurs.

Tableau 2. Classement comparé des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique selon les mesures de var à 95 %, co-var à 95 %, covar à 95 % et co-covar à 95 % au 31 juillet 2008 (avant la faillite de Lehman Brothers)

var		co-var			covar			co-covar		
var brute		var ajustée			covar brute			covar ajustée		
Rang var	Code	Rang co-var	Rang var	Code	Rang covar	Rang var	Code	Rang co-covar	Rang var	Code
1	ETFC	1	8	ABK	1	3	SCHW	1	3	SCHW
2	AMTD	2	7	MBI	2	29	EV	2	39	LNC
3	SCHW	3	1	ETFC	3	18	LM	3	29	EV
4	LEH	4	14	WM	4	17	AXP	4	21	GS
5	COF	5	4	LEH	5	9	MS	5	9	MS
6	CVH	6	15	FNM	6	40	SNV	6	20	TROW
7	MBI	7	11	SOV	7	24	BK	7	17	AXP
8	ABK	8	19	FRE	8	34	AIG	8	26	C
9	MS	9	32	HBAN	9	27	ACAS	9	31	BEN
10	HUM	10	2	AMTD	10	4	LEH	10	16	JPM

Le tableau présente le classement au 31 juillet 2008 des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique au sens de la covar et de la co-covar. Le but est d'identifier des différences de classement selon la var et les autres mesures de risque. Ainsi, pour la co-var, la covar et la co-covar, 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 (voir annexe pour les références complètes).

Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 31 juillet 2008 ; calcul des auteurs.

Tableau 3. Classement comparé des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique selon les mesures de var à 95 %, co-var à 95 %, covar à 95 % et co-covar à 95 % au 30 septembre 2008 (après la faillite de Lehman Brothers)

var		co-var			covar			co-covar		
var brute		var ajustée			covar brute			covar ajustée		
Rang var	Code	Rang co-var	Rang var	Code	Rang covar	Rang var	Code	Rang co-covar	Rang var	Code
1	ETFC	1	6	ABK	1	70	HCBK	1	3	SCHW
2	AMTD	2	7	MBI	2	9	MS	2	9	MS
3	SCHW	3	1	ETFC	3	18	AXP	3	28	EV
4	ABK	4	10	SOV	4	19	LM	4	32	BEN
5	COF	5	33	AIG	5	64	CINF	5	22	TROW
6	MBI	6	34	NCC	6	28	EV	6	18	AXP
7	MS	7	41	SLM	7	55	UNH	7	19	LM
8	CVH	8	19	LM	8	32	BEN	8	20	GS
9	MER	9	30	HBAN	9	67	MTB	9	17	JPM
10	SOV	10	44	RF	10	39	SNV	10	26	NTRS

Le tableau présente le classement au 31 juillet 2008 des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique au sens de la covar et de la co-covar. Le but est d'identifier des différences de classement selon la var et les autres mesures de risque. Ainsi, pour la co-var, la covar et la co-covar, 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 (voir annexe pour les références complètes).

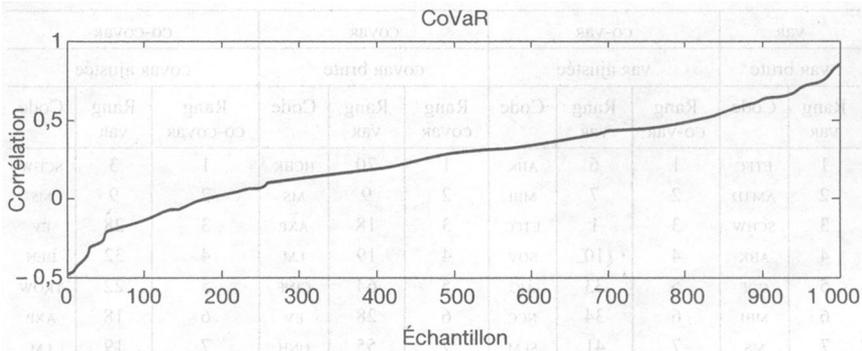
Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 30 septembre 2008 ; calcul des auteurs.

Ce résultat concernant la stabilité temporelle des mesures est confirmé par les graphiques 3 et 4 qui comparent les classements obtenus à partir de la covar et de la co-covar des dix institutions financières ayant le plus d'impact sur le risque systémique sur des sous-échantillons construits, respectivement, avec des chocs aléatoires sur la var du titre (graphique 3) et des tirages aléatoires d'observations dans l'échantillon complet (graphique 4).

Le graphique 3 fournit les corrélations de rang de Spearman des classements des dix institutions les plus systémiques à partir des mesures covar bruitées et non bruitées pour le seuil de 5 %. Nous générons pour cela 1 000 échantillons de bruits de moyenne zéro et de variance égale à 50 % de la variété (volatilité en coupe transversale) des var des institutions. Nous ajoutons ces bruits à la var calculée de l'institution avant de calculer la covar. Le graphique illustre les différentes valeurs de la corrélation de rang (ordonnées par ordre croissant) entre la covar sans bruit et la covar avec bruit. Le coefficient de rang apparaît pour 80 % de ces tirages inférieur à 50 % et même négatif pour plus de 15 % des cas. Les deux classements intégrant ou non le bruit sur les var se révèlent ainsi très instables. Par contraste, il s'avère dans nos simulations que le coefficient de corrélation entre la co-covar sans choc et la co-covar avec choc apparaît toujours égal à un (non représenté sur le graphique). La correction de la var opérée permet ainsi d'éliminer de l'analyse ce type de bruit.

Le graphique 4 fournit deux types de corrélation de rang. Le premier type concerne la corrélation de rang entre les dix institutions systémiques identifiées par la covar à 5 % brute estimée sur tout l'échantillon et la covar à 5 %

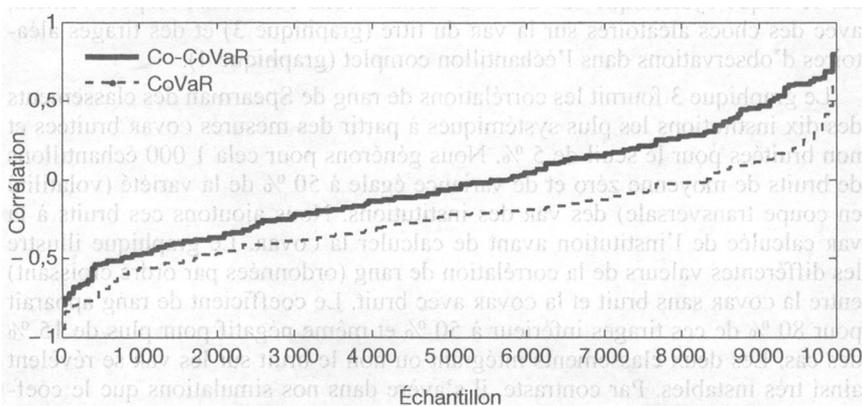
Graphique 3. *Corrélation de rang de Spearman des classements des dix institutions financières les plus systématiques selon la covar avec et sans bruit sur la var*



Le graphique fournit les corrélations de rang de Spearman des classements des dix institutions les plus systématiques à partir des mesures covar. Nous générons pour cela 1 000 échantillons de bruits de moyenne zéro et de variance égale à 50 % de la variété des var des institutions. Nous rajoutons ces bruits à la var calculée de l'institution et calculons la covar. Le graphique illustre les différentes valeurs de la corrélation de rang entre covar sans choc et la covar avec choc. Nous avons refait le même exercice sur la co-covar, les corrélations dans ce cas sont constantes et égales à 1.

Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 30 septembre 2008 ; calcul des auteurs.

Graphique 4. *Corrélation de rang de Spearman des classements des dix institutions financières les plus systématiques avec la covar et la co-covar avec et sans sous-échantillonnage*



Le graphique fournit les corrélations de rang de Spearman des classements des dix institutions les plus systématiques à partir des mesures covar et co-covar pour le seuil de 5 % calculées sur 10 000 échantillons aléatoires obtenus par bootstrap simple. Ce graphique illustre donc les différentes valeurs de la corrélation de rang entre le classement effectué à partir de la covar (respectivement de la co-covar) sur la base historique et le classement réalisé à partir de la covar (respectivement de la co-covar) sur les différentes séries aléatoires.

Source : CRSP, données journalières du 3 janvier 2000 au 30 septembre 2008 ; calcul des auteurs.

rééchantillonnée. Le second type concerne la corrélation de rang entre les dix institutions systémiques identifiées par la *co-covar* à 5 % brute estimée sur tout l'échantillon et la *co-covar* à 5 % rééchantillonnée. Ce graphique illustre les différentes valeurs de la corrélation de rang (ordonnées par ordre croissant) entre le classement avec la *covar* (respectivement la *co-covar*) obtenu sur tout l'échantillon et le classement avec la *covar* (respectivement le *co-covar*) obtenu à partir des différents sous-échantillons aléatoires. Nous avons considéré 10 000 échantillons artificiels.

Ces graphiques montrent ainsi que quel que soit l'échantillon considéré, la corrélation des classements par la *co-covar* est toujours supérieure à celle des classements par la *covar*. Ce résultat montre que la *co-covar* est plus robuste que la simple mesure de la *covar*.

En fin de compte, nous observons sur ces deux derniers graphiques que le coefficient de corrélation de rang pour la *co-covar* est toujours supérieur au coefficient associé à la *covar*. Le classement des institutions financières d'importance systémique apparaît donc plus stable une fois corrigé le risque de modèle de la mesure de risque systémique.

## CONCLUSION

Dans cet article, nous étudions le risque de modèle des mesures de risque systémique. Nous proposons un critère de validation de ces mesures de risque systémique, dans le même esprit que Giglio, Kelly et Pruitt [2013] (défini chez eux en fonction de l'impact sur l'économie réelle), fondé sur la stabilité des classements. Nous suggérons ainsi de corriger la mesure de *covar* à partir du test de validation des *var* retenu par le régulateur.

Nos résultats montrent qu'il y a une différence importante entre la *var* et la *covar* (la *covar* étant plus sévère en général que la *var*) et que ni l'une ni l'autre ne sont validées par le principal test des modèles de risque. En tenant compte du risque de modèle et d'une marge d'erreur potentielle sur les quantiles, nous montrons en revanche que la *co-covar* (la *covar* corrigée du risque de modèle) est, hors échantillon, une mesure sensiblement plus robuste du risque systémique. En outre, cette *covar* corrigée du risque permet d'établir des classements plus stables que ceux fondés sur la *covar*.

Ce travail ouvre plusieurs pistes de recherche. D'abord, il conviendrait de prendre en compte, pour le calibrage de la correction des mesures de risque systémique, d'autres qualités de la *var* (et donc d'autres tests statistiques de validation) telles que l'indépendance et la taille modérée des dépassements de quantiles estimés. Ensuite, il serait intéressant de généraliser nos résultats obtenus à partir de la *covar* à d'autres mesures de risque systémique et à d'autres méthodes d'estimation. En comparant ces différentes mesures de risque systémique des institutions financières, nous pourrions ainsi analyser leur réel apport par rapport à de simples mesures de risque extrême univariées telles que la *var*, sur la base des corrections apportées.

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 (3), p. 59-64.
- ADRIAN T. et BRUNNERMEIER M. [2011], « CoVaR », *NBER Working Paper*, 17454.
- BENOIT S., COLLETAZ G., HURLIN C. et PÉRIGNON C. [2013], « A Theoretical and Empirical Comparison of Systemic Risk Measures », *HEC Paris Research Paper*, FIN-2014-1030.
- BERNARD C., BRECHMANN E. et CZADO C. [2013], « Statistical Assessments of Systemic Risk Measures », dans FOUQUE J.-P. et LANGSAM J. A. (dir.), *Handbook on Systemic Risk*, Cambridge (Mass.), Cambridge University Press, p. 165-179.
- BISIAS D., FLOOD M., LO A. et VALAVANIS S. [2012], « A Survey of Systemic Risk Analytics », *Office of Financial Research Working Paper*, 0001.
- BOUCHER C., DANIELSSON J., KOUONTCHOU P. et MAILLET B. [2014], « Risk Models-at-Risk », *Journal of Banking and Finance*, 44, p. 72-92.
- BOUCHER C., HAMIDI B., KOUONTCHOU P. et MAILLET B. [2012], « Une évaluation économique du risque de modèle pour les investisseurs de long terme », *Revue économique*, 63 (3), p. 591-600.
- BROWNLEES C. et ENGLE R. [2011], « Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement », *working paper*, juin.
- BRUNNERMEIER M. et CHERIDITO P. [2013], « Measuring and Allocating Systemic Risk », *working paper*, juillet.
- CHRISTOFFERSEN P. [1998], « Evaluating Interval Forecasts », *International Economic Review*, 39 (4), p. 841-862.
- COLLETAZ G., HURLIN C. et PÉRIGNON C. [2013], « The Risk Map: A New Tool for Validating Risk Models », *Journal of Banking and Finance*, 37 (10), p. 3843-3854.
- DANIELSSON J., JAMES K., VALENZUELA M. et ZER I. [2014], « Model Risk of Risk Models », *SRF Discussion Paper*, 11.
- DÖRING B., HARTMANN-WENDELS T. et WEWEL C. [2013], « What Can Systemic Risk Measures Predict? », *working paper*.
- GIGLIO S., KELLY B. et PRUITT S. [2013], « Systemic Risk and the Macroeconomy: An Empirical Evaluation », *Chicago Booth Research Paper*, 12-49.
- GIRARDI G. et ERGÜN A. [2013], « Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of CoVaR », *Journal of Banking and Finance*, 37 (8), p. 3169-3180.
- GOURIÉROUX C. et MONFORT A. [2013], « Allocating Systemic Risk in a Regulatory Perspective », *International Journal of Applied and Theoretical Finance*, 16 (7), p. 1-20.
- HAUTSCH N., SCHAUMBURG J. et SCHIENLE M. [2014], « Financial Network Systemic Risk Contributions », *Review of Finance*, 18 (3), p. 1-41.
- HURLIN C., LAURENT S., QUAEDEVLIÉG R. et SMEEKES S. [2013], « Risk Measure Inference », *working paper*.
- HURLIN C. et PÉRIGNON C. [2013], « Systemic Risk Score: A Suggestion », *HEC Paris Research Paper*, FIN-2013-1005.
- IDIER J., LAMÉ G. et MÉSONNIER J.-S. [2013], « How Useful Is the Marginal Expected Shortfall for the Measurement of Systemic Exposure? A Practical Assessment », *European Central Bank Working Paper Series*, 1546, mai.
- JORION P. [2007], *Value-at-Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, New York, McGraw-Hill, 600 p.
- KUPIEC P. [1995], « Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models », *Journal of Derivatives*, 3 (2), p. 73-84.
- KUPIEC P. et GUNTAY L. [2015], « Testing for Systemic Risk Using Stock Returns », *AEI Economic Policy Working Paper*, 2015-02, janvier.
- LECCADITO A., BOFFELLI S. et URGÀ G. [2014], « Evaluating the Accuracy of Value-at-Risk Forecasts: New Multi-Level Tests », *International Journal of Forecasting*, 30 (2), p. 206-216.

- LO DUCA M. et PELTONEN T. [2013], « Assessing Systemic Risks and Predicting Systemic Events », *Journal of Banking and Finance*, 37 (7), p. 2183-2195.
- LÓPEZ-ESPINOSA G., MORENO A., RUBIA A. et VALDERRAMA L. [2012], « Short-Term Wholesale Funding and Systemic Risk: A Global CoVaR Approach », *Journal of Banking and Finance*, 36 (12), p. 3150-3162.
- RODRÍGUEZ-MORENO M. et PEÑA J. [2013], « Systemic Risk Measures: The Simpler the Better? », *Journal of Banking and Finance*, 37 (6), p. 1817-1831.
- SABZEVARI H. et JAVED F. [2014], « Estimation of Systemic Risk in the European Banking System », article présenté à l'International Risk Management Conference, Warsaw, 23-24 juin.
- TAVOLARO S. et VISNOVSKY F. [2014], « What Is the Information Content of the SRISK Measure as a Supervisory Tool? », *Débats économiques et financiers*, 10, janvier.
- WONG W. [2008], « Backtesting Trading Risk of Commercial Banks Using Expected Shortfall », *Journal of Banking and Finance*, 32 (7), p. 1404-1415.
- WONG W. [2010], « Backtesting Value-at-Risk Based on Tail Losses », *Journal of Empirical Finance*, 17 (3), p. 526-538.

ANNEXE

LISTE DES INSTITUTIONS FINANCIÈRES PRÉSENTÉES DANS L'ARTICLE

Secteur Banque de détail		Secteur Assurance	
Code	Institution	Code	Institution
BK	Bank of New York Mellon	ABK	Ambac Financial Group
BBT	BB&T	AIG	American International Group
C	Citigroup	CB	Chubb Corp.
HBAN	Huntington Bancshares	CNA	CNA Financial Corp.
JPM	JP Morgan Chase	CVH	Coventry Health Care
MTB	M&T Bank Corp.	HUM	Humana
MI	Marshall & Ilsley	LNC	Lincoln National
NTRS	Northern Trust	MMC	Marsh & McLennan
SOV	Sovereign Bancorp	MBI	MBIA
STT	State Street	PGR	Progressive
SNV	Synovus Financial	TRV	Travelers
		UNH	UnitedHealth Group
Autres secteurs		Secteur <i>Brokers</i>	
Code	Institution	Code	Institution
ACAS	American Capital	ETFC	E*Trade Financial
AXP	American Express	GS	Goldman Sachs
COF	Capital One Financial	LEH	Lehman Brothers
EV	Eaton Vance	MER	Merill Lynch
FITB	Fifth Third Bancorp	MS	Morgan Stanley
BEN	Franklin Resources	SCHW	Schwab Charles
LM	Legg Mason	TROW	T. Rowe Price
SEIC	SEI Investment Company		
SLM	SLM Corp.		
AMTD	TD Ameritrade		