

LA MACROÉCONOMIE-EN-RISQUE

Christophe Boucher, Bertrand Maillet

Presses de Sciences Po (P.F.N.S.P.) | « *Revue économique* »

2015/4 Vol. 66 | pages 769 à 782

ISSN 0035-2764

ISBN 9782724634136

Article disponible en ligne à l'adresse :

<http://www.cairn.info/revue-economique-2015-4-page-769.htm>

!Pour citer cet article :

Christophe Boucher, Bertrand Maillet, « La macroéconomie-en-risque », *Revue économique*
2015/4 (Vol. 66), p. 769-782.

DOI 10.3917/reco.pr2.0045

Distribution électronique Cairn.info pour Presses de Sciences Po (P.F.N.S.P.).

© Presses de Sciences Po (P.F.N.S.P.). Tous droits réservés pour tous pays.

La reproduction ou représentation de cet article, notamment par photocopie, n'est autorisée que dans les limites des conditions générales d'utilisation du site ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Toute autre reproduction ou représentation, en tout ou partie, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit, est interdite sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, en dehors des cas prévus par la législation en vigueur en France. Il est précisé que son stockage dans une base de données est également interdit.

La macroéconomie-en-risque

Christophe Boucher*
Bertrand Maillet**

Nous proposons de mesurer les risques macroéconomiques extrêmes à partir d'une mesure jusqu'ici dédiée aux risques financiers : la VaR. Nous évaluons de manière dynamique à l'aide de régressions quantiles les risques extrêmes de l'activité. À partir de données mensuelles des États-Unis sur la période 1975M3-2012M7, nous montrons que les dysfonctionnements de l'intermédiation financière entraînent une augmentation du risque de désastre économique, c'est-à-dire de récession sévère.

MACROECONOMICS-AT-RISK

We propose to gauge the macroeconomic extreme risks from a measure so far dedicated to financial risk: the VaR. We dynamically evaluate, based on quantile regressions, extreme risks of the real economic activity. Using monthly time series of the us economy over the 1975M3-2012M7 period, our results suggest that financial intermediation stress indicators impact the risk of economic disaster that captures the possibility of a very large recession.

Classification JEL : C31, C53, E3, G2

* A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), Variances et Université de Lorraine (CERFIGE). *Correspondance* : UFR DEA, Île du Saulcy, 57045 Metz Cedex 01, France. *Courriel* : christophe.boucher@univ-lorraine.fr

** A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), Variances et Université Paris-Dauphine et Orléans (LEDA-SDFi, LEO/CNRS et ILB). *Correspondance* : Université Paris Dauphine, LEDA-SDFi, place du Maréchal-de-Lattre-de-Tassigny, 75775 Paris cedex 16, France. *Courriel* : bertrand.maillet@dauphine.fr

Les auteurs remercient les remarques de Patrick Artus, Michel Aglietta, Christophe Hurlin et Francisco Serranito pour leurs commentaires sur une version préliminaire de l'article. Les auteurs remercient la Fondation Banque de France, l'Institut Louis Bachelier et le GRI for Financial Services pour leurs soutiens. L'avertissement habituel s'applique ici.

INTRODUCTION

Cet article présente un cadre d'analyse original pour mesurer les risques macroéconomiques extrêmes. Il propose, d'une part, une application du concept de *VaR*¹, usuellement utilisée pour mesurer les risques financiers, à des indicateurs macroéconomiques. Il s'appuie, d'autre part, pour estimer ces risques macroéconomiques, sur des régressions quantiles qui permettent de modéliser l'ensemble de la distribution de l'activité future et non pas seulement sa moyenne (modèles *VAR* par exemple) ou sa dispersion (modèles *GARCH* par exemple).

Une attention particulière est portée aux dysfonctionnements du système financier pour expliquer la dynamique des *VaR* macroéconomiques. Les récentes turbulences financières ont ainsi montré le risque qui pesait sur la capacité des institutions financières à assurer leur rôle d'intermédiation entre prêteurs et emprunteurs du secteur non financier (les ménages et les entreprises), mais également entre institutions financières elles-mêmes. Ces dysfonctionnements du système financier semblent même à l'origine de la « grande récession » qu'ont connue les grands pays développés à la fin des années 2000.

Pourtant, les deux modèles de référence développés pour analyser les fluctuations du cycle économique dans les économies développées – les modèles de cycles réels et les modèles dynamiques néo-keynésiens à fondements microéconomiques – n'ont prêté aux intermédiaires financiers qu'un rôle mineur. La littérature macroéconomique est longtemps restée discrète sur la relation entre l'intermédiation financière et le risque macroéconomique².

Depuis quelques années néanmoins, de nombreuses contributions ont émergé pour (1) tenter de relier théoriquement les facteurs financiers, tels que l'intermédiation financière, aux fluctuations macroéconomiques et la réponse optimale de la politique monétaire aux chocs financiers³ ; (2) évaluer le coût des dysfonctionnements des intermédiaires financiers, généralement en s'intéressant directement aux coûts des crises bancaires et financières.

Lorsqu'on s'intéresse à l'impact macroéconomique des dérèglements du système financier, l'enjeu est de parvenir à estimer *ex ante* l'ampleur des désastres et leurs probabilités. Or, le coût des crises financières est, la plupart du temps, évalué de manière *ex post* à partir d'un certain nombre d'hypothèses *ad hoc*⁴.

1. La Valeur-en-Risque (ou *VaR* pour *Value-at-Risk*) représente la pire réalisation potentielle sur un horizon de temps donné et pour un niveau de confiance donné. La *VaR* est donc un quantile de la distribution d'une variable aléatoire. En finance, elle est devenue une des mesures standards des risques de marché depuis les années 1990 avec les recommandations du comité de Bâle.

2. Comme nous le verrons dans la section suivante, une littérature d'inspiration néo-keynésienne, dans la lignée des travaux d'Irving Fisher, de Hyman Minsky et de Charles Kindleberger, s'est toutefois développée, soulignant les liens qu'entretiennent l'instabilité financière et les risques macroéconomiques.

3. Gertler et Kiyotaki [2009] et Curdia et Woodford [2010] sont quelques-unes des contributions récentes.

4. Certains travaux évaluent le coût de la crise à partir des différences de niveaux ou de taux de croissance du PIB entre une période de référence pré-crise et la période de crise. Il est nécessaire de définir précisément la durée de la crise et une croissance de référence. D'autres approches consistent à dater précisément la crise et à tester l'impact de l'occurrence d'une crise sur le PIB dans des régressions en panel où la crise est représentée par des indicatrices (Barrell *et al.* [2006]). Malgré l'introduction de variables macroéconomiques de contrôle, cette approche ne prend pas en compte

Par analogie avec le concept de Valeur-en-Risque appliqué aux portefeuilles d'actifs en finance, nous proposons, dans cet article, de mesurer le risque extrême de l'activité par l'estimation de sa *VaR*. L'activité en risque conditionnelle représente ainsi le pire niveau de croissance de l'activité que nous pouvons attendre à un horizon donné (ici un mois) et une probabilité donnée. L'étude des quantiles conditionnels nous permet d'évaluer comment le risque de désastre économique (de récession sévère) évolue conditionnellement à l'observation, par exemple, de dysfonctionnements dans la sphère financière.

Ainsi, notre démarche permet d'évaluer de façon *ex ante* l'impact des dysfonctionnements du système financier, mesurés par des indicateurs de *stress* et de tensions financières, sur l'activité économique. À partir de données mensuelles des États-Unis sur la période 1975M3-2012M7, nous montrons que les indicateurs de *stress* des intermédiaires financiers impactent la distribution conditionnelle des variables d'activité réelle, non seulement la localisation mais aussi la forme de leur distribution.

Notre approche permet ainsi d'évaluer dynamiquement le risque de désastre pour l'activité économique conditionnellement à l'information disponible, sans présupposer d'une loi de distribution particulière. La *VaR*, qui est devenue une mesure de risque extrême de référence pour les institutions financières et les régulateurs, fournit une information utile pour appréhender les risques extrêmes au niveau macroéconomique. En effet, plusieurs travaux d'inspiration néo-keynésienne⁵ ont ainsi montré que le *stress* des intermédiaires financiers pouvait amplifier des chocs réels et conduire à des crises économiques et à des récessions sévères.

La suite de cet article s'organise comme suit. La section 2 revient sur les canaux de transmission des chocs financiers à la sphère réelle. La troisième section présente les données mobilisées ainsi que le cadre de modélisation. La section 4 expose nos principaux résultats. Une dernière section enfin conclut.

(NOUVEL) ACCÉLÉRATEUR FINANCIER ET RISQUES MACROÉCONOMIQUES

L'idée que le secteur financier peut amplifier le cycle économique remonte au moins à Fisher [1933]⁶. Traditionnellement, les chocs financiers ont été appréhendés à travers le canal du coût du crédit⁷ (et canal du taux d'intérêt) et les effets richesses (voir, par exemple, Lettau et Ludvigson [2004]). Depuis les travaux développés par Bernanke et Blinder [1988] et Bernanke *et al.* [1996], il est apparu que les imperfections financières, résultant des asymétries d'information,

la nature particulière du choc propre à chaque pays sur les variables financières (taux d'intérêt, cours boursiers ou variables de crédits).

5. Cette littérature est brièvement présentée dans la section suivante.

6. Dans ce point de vue original, cependant, les facteurs financiers jouent un rôle asymétrique ; les frictions financières limitent la disponibilité de financements externes pour les entreprises et les ménages et impliquent des ralentissements conjoncturels plus prononcés. Mais les facteurs financiers n'ont pas un rôle symétrique positif en période de reprise.

7. Voir, par exemple, Mishkin [1999].

contribuent à la transmission mais aussi à l'amplification des chocs monétaires, réels ou financiers⁸. Plus récemment, des travaux ont montré que le cadre d'analyse de l'accélérateur financier pouvait être étendu des agents non financiers aux intermédiaires financiers. Ce nouvel accélérateur financier décrit comment le fonctionnement du système financier amplifie les chocs de l'économie réelle⁹.

Dans le cadre du modèle d'accélérateur financier, les emprunteurs subissent une prime de financement externe ; prime qui est propre à chaque débiteur et qui dépend de sa situation financière. Le coût du financement externe est alors d'autant plus élevé que les asymétries d'information sont importantes, et il diminue avec la richesse nette. Dans ces conditions, tout choc – monétaire, réel ou financier –, qui modifie les flux de revenu des agents non financiers ou réduit la valeur des collatéraux, se traduit par une augmentation de la prime de financement externe. Les projets d'investissement ou de consommation des agents financièrement contraints s'en trouvent donc affectés, ce qui amplifie le choc initial.

La validation empirique du modèle de l'accélérateur financier a été établie aussi bien à partir d'estimations structurelles du modèle que d'études micro-économétriques sur données d'entreprises, ou bien de prédictions macro-économiques (voir, par exemple, Christiana *et al.* [2010]).

Si l'accélérateur financier opère une distinction entre financement interne et financement externe, il n'accorde cependant pas un rôle spécifique aux banques dans ce processus. Les banques ne prennent aucune décision concernant la taille ou la composition de leur passif. Le canal du nouvel accélérateur financier insiste justement sur les capitaux propres des banques dont la composition va jouer sur l'offre de crédit.

Le mécanisme du nouvel accélérateur financier a été clairement illustré par Adrian et Shin [2008]¹⁰ : un choc négatif sur les prix des actifs épuise le capital des banques, et leur levier augmente. Puisqu'il est difficile de mobiliser de nouveaux capitaux en temps de crise, compte tenu des asymétries d'information, les banques ont tendance alors à liquider leurs actifs. En effet, chaque banque est tenue de posséder une quantité suffisante de fonds propres, afin de faire face à l'ensemble de ses engagements vis-à-vis de ses créanciers. Les gestionnaires des banques peuvent être tentés de faire des choix de portefeuille risqués, afin d'obtenir des rendements élevés. Or, une prise de risque importante est susceptible d'engendrer un plus grand nombre de faillites des établissements bancaires. Face à ce problème d'asymétrie de l'information, les créanciers demandent un taux d'intérêt plus élevé. En même temps, pour éviter ce danger de faillites des banques et diminuer le risque systémique, le législateur a fixé un seuil de capitaux propres que chaque banque est tenue de posséder. Les banques préfèrent alors augmenter le ratio de fonds propres, pour donner un signal de sécurité à leurs créanciers et obtenir ainsi des prêts à taux d'intérêt moins élevé.

8. Voir Bean *et al.* [2003] par exemple pour des revues de la littérature sur les différents mécanismes d'amplification financière des chocs.

9. Qualifié quelquefois de « nouvel accélérateur financier », l'intuition de ce mécanisme est bien connue depuis Kindleberger [1978].

10. Nous présentons ici, par souci de concision et de parcimonie, le mécanisme du nouvel accélérateur financier développé par Adrian et Shin [2008]. Le lecteur intéressé par une revue de littérature sur les différents canaux par lesquels transitent les liens entre le *stress* des intermédiaires financiers et le risque macroéconomique peut se référer à la synthèse récente proposée par Iliopoulos et Sopraseuth [2012].

Ces cessions impactent alors les prix des actifs propageant le choc initial. Ce mécanisme peut avoir un fort impact sur l'activité économique, en particulier lorsqu'un choc atteint plusieurs banques simultanément, ce qui est typique des événements systémiques. Dans ce cadre, le facteur de multiplication est l'effet de levier – lorsque les banques sont elles-mêmes endettées, le choc initial négatif et la réduction des prix des actifs qui s'ensuit peuvent induire des liquidations d'actifs massives, ce qui accentue encore la baisse des prix et, éventuellement, peut déclencher un cercle vicieux, surtout si les banques veulent rétablir un niveau d'endettement cible. Le refinancement leur est ainsi plus difficile et plus coûteux, ce qui les oblige à prêter à un taux d'intérêt plus élevé. De nombreux travaux empiriques ont ainsi montré que la richesse nette des établissements bancaires influe sur le volume des fonds offerts et/ou sur le coût du crédit (voir, par exemple, Peek et Rosengren [1995]).

DONNÉES ET CADRE D'ANALYSE

Notre objectif est d'estimer le risque extrême macroéconomique en relation avec les indicateurs de *stress* financiers. Pour ce faire, nous estimons la *VaR* de la croissance de la production industrielle. Cette mesure de l'activité est discutable compte tenu de la forte tertiarisation des économies développées mais elle a le mérite d'être disponible à une fréquence mensuelle depuis plusieurs décennies. Elle nous permet ainsi de pouvoir estimer des quantiles avec un nombre relativement important d'observations relativement au PIB disponible à une fréquence au mieux trimestrielle.

Les données utilisées concernent les États-Unis sur la période mars 1975-juillet 2012. Cette période d'étude relativement longue nous permet d'étudier plusieurs épisodes de *stress* des intermédiaires financiers et nous permet de disposer d'un nombre raisonnable d'observations pour l'estimation de quantiles (voir *supra*)¹¹.

La taille de notre échantillon est contrainte par la disponibilité des données de prix immobiliers. Pour estimer le risque extrême de l'indice de production industrielle (*IP*), nous avons considéré plusieurs variables traditionnelles dans les modèles de prévisions conjoncturelles : l'indice des prix à la consommation (*CPI*), le taux interbancaire à 3 mois (*LIBOR*), le taux d'intérêt à 10 ans (*GB10*), les prix immobiliers (*HP*) et les cours boursiers représentés par l'indice S&P500 (*PSP*). Les indices boursiers et immobiliers qui incluent une tendance ont été « détrendés » à l'aide d'un filtre passe-haut afin de se focaliser sur les fluctuations de court/moyen terme.

11. L'échantillon retenu pourrait cependant comporter des ruptures structurelles de par l'évolution de la nature de l'intermédiation financière et bancaire aux États-Unis sur la période. Le poids des intermédiaires non bancaires excède en effet aujourd'hui celui des banques traditionnelles (banques commerciales, *savings institutions* et *credit unions*), alors que l'intermédiation bancaire était majoritaire au début des années 1980 (voir, par exemple, Adrian *et al.* [2012]). Néanmoins, les résultats obtenus et présentés en annexe (disponibles auprès des auteurs) ne montrent pas de sur/sous-estimation systématique du risque macroéconomique en début et fin d'échantillon.

Nous avons considéré, en outre, plusieurs variables reflétant des situations de *stress* des intermédiaires financiers¹² : un indice boursier du secteur bancaire américain (pondéré par les capitalisations boursières), noté *PBKS*, un indicateur de la volatilité de cet indice (rentabilités mensuelles quadratiques), noté *RBKS2*, un *spread* interbancaire (*Ted spread*), noté *TED*, la prime de financement, notée *DEF* (différence de rendement des obligations privées notées BAA et AAA), la volatilité implicite de l'indice actions S&P 500 (*VIX*) et deux indicateurs agrégés de *stress* financier calculés par la Réserve fédérale de Saint-Louis et la Réserve fédérale de Kansas-City¹³ (notés respectivement *SL* et *KC*).

Nous estimons les *VaR* de la croissance de la production industrielle à partir de régressions quantiles (Koenker et Basset [1978]). Les régressions quantiles permettent de modéliser l'ensemble de la distribution de l'activité future. Les paramètres du quantile conditionnel de la variable expliquée sont ainsi obtenus comme solution du programme d'optimisation suivant :

$$\hat{\beta}^* = \underset{\beta \in \mathbb{R}^n}{\text{Arg min}} \{ \text{RQ} \} \tag{1}$$

avec :

$$\text{RQ} = \sum_{t=1}^T \left\{ \left[p - \Pi_{\{y_t < C_t(y_{t-1}; X_{t-1}; \beta)\}} \right] \times [y_t - C_t(y_{t-1}; X_{t-1}; \beta)] \right\},$$

où RQ est la fonction objectif de la régression par quantile de la variable y_t , ici la croissance de la production industrielle, avec p la probabilité d'intérêt (ici 5 % dans nos estimations principales), $C_t(\cdot)$ la spécification particulière de l'ensemble des n variables explicatives (ici une relation linéaire), correspondant au vecteur X_{t-1} représentant un ensemble de n facteurs retardés, β les vecteurs des coefficients de sensibilité (dont $\hat{\beta}^*$ est la solution optimale estimée sur l'échantillon $t = [1, \dots, T]$) et $\Pi_{\{\cdot\}}$ une fonction indicatrice.

Nous aurions également pu considérer un modèle *GARCH* pour modéliser les quantiles conditionnels de la croissance de la production industrielle, mais cette approche ne permet de rendre compte au mieux que des deux premiers moments de la distribution de probabilité. Une approche plus usuelle consisterait à proposer une prévision en densité (*fan chart*). Cette démarche présente des intervalles de confiance autour des prévisions moyennes (cf. Tay et Wallis [2000])¹⁴. Elles sont généralement calibrées à partir de la dispersion des erreurs de prévisions passées du modèle estimé.

À titre d'illustration, le graphique 1 présente le *fan chart* de la prévision de la croissance de la production industrielle calibrée sur l'écart type des erreurs

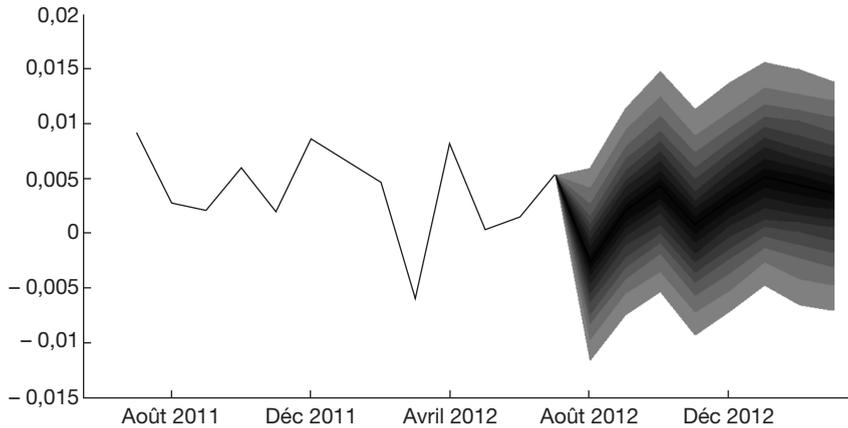
12. Les indicateurs de *stress* que nous considérons reprennent la plupart des indicateurs désagrégés de *stress* étudiés par Cardarelli et al. [2009].

13. L'ensemble de ces données provient des bases FRED II, Datastream et Bloomberg. L'annexe (disponible auprès des auteurs) revient sur la reconstruction de certaines séries dont la disponibilité était limitée.

14. Depuis 1996, la Banque centrale d'Angleterre publie une prévision en densité de l'inflation dans sa publication trimestrielle *Inflation Report*, appelée *fan chart*. En France, l'Insee publie un *fan chart* comme élément de la prévision du produit intérieur brut (PIB) dans sa note de conjoncture.

de prévisions passées d'un modèle VAR^{15} . Ce type de méthodologie permet de modéliser l'incertitude autour des prévisions uniquement sur la base de la dispersion des erreurs de prévisions passées qui est supposée constante. Au contraire, les régressions quantiles permettent une plus grande souplesse en estimant directement l'ensemble des quantiles conditionnels à chaque date.

Graphique 1. Croissance de la production industrielle et prévision hors échantillon de sa densité à partir d'un modèle VAR



Source : Datastream, Bloomberg et FRED II database, données mensuelles de mars 1975 à juillet 2012. Calculs des auteurs.

Au total, ces méthodologies ne permettent pas d'obtenir des estimations des quantiles conditionnels, semi-paramétriques et reproductibles. D'une part, la plupart des *fan charts* sont inconditionnels : quelle que soit la situation économique, l'ampleur de l'incertitude représentée est constante. D'autre part, le *fan chart* de la Banque centrale d'Angleterre (CBE) n'est pas reproductible, car il introduit la subjectivité des membres de la CBE. Enfin, une autre limitation serait la forme paramétrique du *fan chart* liée à l'estimation de lois exponentielles.

Afin de pallier ces difficultés, nous avons conduit, à partir de régressions quantiles, des prévisions de la densité de l'activité.

LES RÉSULTATS EMPIRIQUES

Nous nous intéressons essentiellement à la VaR 95 % de l'activité réelle, c'est-à-dire à son quantile 5 %, pour mesurer les risques extrêmes macroéconomiques. Il est en effet usuel dans la littérature financière et pour les régulateurs de s'intéresser à ce quantile particulier pour appréhender les risques extrêmes.

15. Ce modèle VAR est estimé à partir de sept retards sélectionnés sur la base du critère d'information AIC et intègre l'ensemble des variables présentées.

Tableau 1. Estimations prédictives de la croissance de la production industrielle (quantile à 5 %)

#	Const. (t-stat)	CPI (t-stat)	DIP (t-stat)	LIBOR (t-stat)	GBIO (t-stat)	HP (t-stat)	FSP (t-stat)	TED (t-stat)	DEF (t-stat)	RS (t-stat)	Fréq. Hits [Taille Hits]
1	-0,008 (-5,399)	0,000 (-0,826)	0,529 (4,519)	0,000 (-1,292)							0,047 [0,101]
2	-0,010 (-4,821)	-0,001 (-1,534)	0,530 (4,299)	-0,001 (-1,375)	0,001 (0,979)						0,042 [0,091]
3	-0,003 (-2,069)	0,000 (-0,825)	0,231 (2,493)	-0,001 (-4,138)	0,000 (1,247)	0,000 (2,128)	0,000 (1,493)				0,065 [0,120]
4	-0,004 (-3,363)	0,000 (-0,817)	0,275 (3,128)	0,000 (0,982)	0,000 (-1,046)	0,000 (1,552)	0,000 (1,562)	-0,004 (-3,721)			0,060 [0,090]
5	-0,003 (-2,400)	-0,001 (-2,096)	0,061 (0,736)	0,000 (1,261)	0,000 (-0,747)	0,000 (0,752)		-0,006 (-3,524)			0,065 [0,125]
6	0,000 (-0,785)	0,000 (-1,477)	0,138 (1,710)	-0,001 (-1,908)	0,001 (1,980)	0,000 (1,456)	0,000 (0,906)	-0,001 (-1,063)	-0,007 (-4,851)		0,056 [0,089]
7	0,000 (0,483)	-0,001 (-2,461)	0,078 (0,894)	-0,001 (-2,909)	0,001 (2,854)	0,000 (1,408)		-0,001 (-0,683)	-0,007 (-4,830)		0,058 [0,099]
8	-0,001 (-0,641)	0,000 (-1,323)	0,243 (2,589)	0,000 (-0,791)	0,000 (0,713)	0,000 (0,817)	0,000 (0,620)	-0,002 (-1,319)	-0,004 (-2,448)	0,000 (-0,588)	0,058 [0,103]
9	-0,006 (-2,860)	-0,001 (-1,857)	0,325 (3,546)	-0,001 (-1,753)	0,001 (1,863)	0,000 (0,599)	0,000 (1,870)	-0,001 (-0,589)	-0,001 (-0,591)	-0,001 (-1,778)	0,058 [0,094]
10	0,000 (0,687)	0,000 (-0,966)	0,175 (2,001)	-0,001 (-1,772)	0,001 (1,970)	0,000 (0,696)	0,000 (0,789)	-0,001 (-1,016)	-0,007 (-4,810)	0,005 (0,757)	0,058 [0,095]
11	0,000 (0,887)	0,000 (-1,585)	0,144 (1,826)	-0,001 (-2,113)	0,001 (2,095)	0,000 (1,118)	0,000 (-0,674)	-0,001 (-0,875)	-0,007 (-5,494)	-0,039 (-0,857)	0,054 [0,085]
12	0,000 (0,592)	-0,001 (-1,816)	0,089 (1,209)	-0,001 (-1,726)	0,001 (2,213)	0,000 (1,729)	0,000 (0,712)	-0,002 (-1,245)	-0,006 (-4,509)	0,000 (-0,732)	0,054 [0,095]

Panel A : modèles avec terme autorégressif

Panel B : modèles sans terme autorégressif

13	-0,006 (-3,217)	0,000 (-0,736)	0,000 (-0,923)							0,051 [0,177]
14	-0,016 (-6,791)	-0,001 (-1,852)	-0,002 (-4,590)	0,003 (4,884)						0,049 [0,122]
15	-0,006 (-2,971)	0,000 (-0,789)	-0,001 (-3,732)	0,001 (2,262)	0,000 (2,799)	0,000 (0,852)				0,056 [0,126]
16	-0,008 (-5,181)	0,000 (-0,711)	-0,002 (-0,902)	0,001 (3,278)	0,000 (2,058)	0,000 (1,510)	-0,005 (-3,859)			0,049 [0,104]
17	-0,010 (-6,787)	-0,001 (-1,632)	0,000 (1,111)	0,001 (4,681)	0,000 (3,093)		-0,008 (-6,573)			0,047 [0,090]
18	0,000 (0,684)	-0,001 (-1,899)	-0,001 (-4,246)	0,001 (3,475)	0,000 (0,690)	0,000 (1,706)	0,000 (0,787)	-0,007 (-5,974)	0,056 (0,097)	0,056 [0,097]
19	0,000 (-0,796)	-0,001 (-1,868)	-0,001 (-2,011)	0,001 (2,361)	0,000 (2,799)		-0,002 (-1,358)	-0,006 (-4,236)		0,058 [0,096]
20	0,000 (0,798)	-0,001 (-2,650)	-0,001 (-2,078)	0,001 (2,706)	0,000 (0,606)	0,000 (1,345)	-0,002 (-1,104)	-0,007 (-5,130)	0,000 (-0,793)	0,056 [0,089]
21	0,000 (0,849)	-0,001 (-2,658)	-0,001 (-1,715)	0,001 (2,430)	0,000 (0,809)	0,000 (0,866)	-0,002 (-1,246)	-0,007 (-5,481)	0,000 (0,756)	0,054 [0,090]
22	0,000 (0,721)	-0,001 (-2,214)	-0,001 (-2,096)	0,001 (2,648)	0,000 (1,346)	0,000 (0,679)	-0,002 (-1,019)	-0,007 (-4,913)	0,001 (0,641)	0,056 [0,091]
23	0,000 (0,941)	-0,001 (-2,072)	0,000 (-1,086)	0,001 (1,664)	0,000 (1,209)	0,000 (0,898)	-0,003 (-1,941)	-0,006 (-4,214)	-0,003 (-0,747)	0,054 [0,091]
24	0,000 (0,475)	-0,001 (-2,976)	-0,001 (-3,368)	0,001 (2,997)	0,000 (0,668)	0,000 (1,639)	0,000 (-0,498)	-0,008 (-5,902)	0,000 (-0,608)	0,054 [0,089]

Source : Datastream, Bloomberg et FRED II database, données mensuelle de mars 1975 à juillet 2012. Les statistiques significatives au seuil de 5 % apparaissent en caractères gras. La colonne RS correspond alternativement aux variables SL, KC, PBKS, RBKS2, IYX. Calculs des auteurs.

Ce choix s'explique aussi par la taille relativement modeste de notre échantillon pour l'estimation de quantiles extrêmes (449 observations), compte tenu des données macroéconomiques disponibles à une fréquence au mieux mensuelle.

Le tableau 1 présente les résultats des régressions quantiles (à 5 % ou *VaR* 95 %) de la croissance de la production industrielle. Plusieurs régressions multivariées sont examinées. Les variables sont toutes considérées avec un retard. La spécification, $C_t(\cdot)$, de l'équation (1) est linéaire.

Les statistiques de Student des coefficients estimés sont présentées entre parenthèses¹⁶ et la dernière colonne présente deux statistiques pour évaluer la pertinence des régressions réalisées : la première mesure la fréquence des dépassements (*Fréq. Hits*) des *VaR* 95 % estimés (quantile 5 %) et la seconde, la somme de la valeur absolue de ces dépassements (*Taille Hits* présentée entre crochets). L'ensemble de ces résultats sont obtenus à partir d'estimations sur tout l'échantillon (données de l'ensemble de la période).

Le panel A présente les résultats des estimations avec un terme autorégressif. Les spécifications 1 à 3 considèrent les variables prédictives standards qui intègrent des variables financières telles que les taux interbancaires, le taux d'intérêt à 10 ans, les prix immobiliers et les cours boursiers. La fréquence des dépassements (les observations où la croissance de la production industrielle est inférieure au quantile estimé) apparaît relativement proche de la fréquence attendue (5 %), quel que soit le modèle. Les spécifications 4 à 12, qui intègrent les différents indicateurs de *stress* financier, permettent d'obtenir également des dépassements à des fréquences en ligne avec les 5 % attendus. La prime de financement, *DEF*, paraît capturer toute l'information contenue dans les autres indicateurs de *stress* financiers. En effet, pour les spécifications 6 à 12, qui intègrent alternativement plusieurs indicateurs de tensions financières, c'est la seule qui apparaît toujours significative. Notons que la spécification 6, relativement parcimonieuse puisqu'elle montre seulement deux variables significatives, présente une fréquence de dépassement (5,6 %) proche des 5 % attendus et une mesure de la taille des dépassements parmi les plus basses (8,9 %).

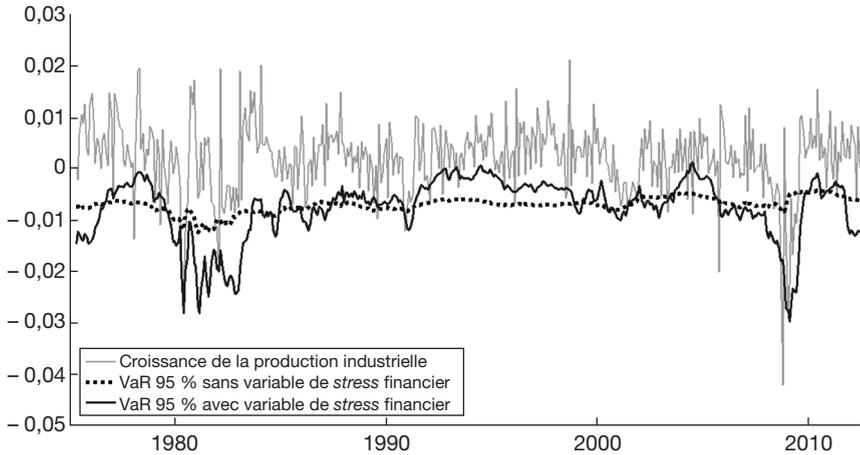
Le panel B présente les résultats des estimations sans terme autorégressif. L'absence de ce terme autorégressif dégrade légèrement les mesures de taille des dépassements mais n'a que peu d'impact sur les fréquences de dépassements. La spécification 18, qui correspond à la spécification 6 sans terme autorégressif, confirme qu'il s'agit d'un modèle relativement parcimonieux avec une bonne qualité d'estimation. Surtout, les résultats des estimations sans terme autorégressif confirment que la variable *DEF* résume l'information contenue dans les autres indicateurs de *stress* financiers quand il s'agit d'estimer de façon prédictive le quantile 5 % de la croissance de la production industrielle.

Ces résultats indiquent que l'introduction des variables de santé financière impacte significativement la *VaR* de la production industrielle. Ces variables apparaissent significatives et les mesures de pertinence des prévisions sont améliorées. Il ressort toutefois qu'un modèle réduit n'incluant que la prime de

16. Ces statistiques de Student ont été calculées à partir d'une méthode classique de ré-échantillonnage par *bootstrap* des paires. Cette méthode de ré-échantillonnage est la méthode la plus classique et la plus usitée dans le cadre de régressions quantiles (voir, par exemple, Koenker [2005]). Elle possède l'avantage de ne reposer sur aucune hypothèse concernant la forme de la distribution de la variable d'intérêt (Hao et Naiman [2007]).

financement (*DEF*) comme facteur de *stress* financier permet d'obtenir des prévisions du quantile 5 % de la production industrielle tout aussi satisfaisantes. Ce résultat peut être lié au poids de l'intermédiation bancaire directe plus modeste aux États-Unis qu'il ne l'est dans la zone euro.

Graphique 2. Croissance de la production industrielle et ses VaR 95 % conditionnelles (modèles avec/sans facteur de stress financier)



Source : Datastream, Bloomberg et FRED II database, données mensuelles de mars 1975 à juillet 2012. Calculs des auteurs.

Le graphique 2 présente l'évolution de la croissance de la production industrielle et ses *VaR* 95 % conditionnelles estimées à partir de spécification qui incluent et n'incluent pas, respectivement, de facteur de *stress* financier (ici les régressions #14 et #18 du tableau 1). Ce graphique montre ainsi que l'estimation du quantile 5 % de la croissance de la production industrielle est significativement améliorée par l'introduction d'un facteur financier (ici la prime de financement, *DEF*). Par ailleurs, la *VaR* 95 % conditionnelle obtenue à partir du modèle incluant le facteur de *stress* financier fournit une estimation relativement précise du risque macroéconomique à la fois au début des années 1980 et à la fin des années 2000 lorsque celui-ci apparaît le plus important¹⁷.

Par ailleurs, un test d'inégalité entre les coefficients estimés pour différents quantiles ainsi qu'une comparaison des quantiles estimés dans deux états de la nature différents suggèrent que les premiers quantiles extrêmes estimés (inférieurs à 15 %) sont plus sensibles aux facteurs de santé financière que les autres quantiles¹⁸. En effet, les coefficients estimés dans le cadre des régressions quantiles peuvent s'interpréter comme l'effet de la variation marginale d'une variable explicative sur le quantile spécifié de la variable dépendante.

17. Ceci suggère que nos estimations ne souffrent pas d'un problème de ruptures structurelles.

18. Résultats présentés en annexe (disponibles auprès des auteurs).

Par exemple, dans le cadre des spécifications #4 et #6 (dans le tableau 1) pour prévoir le quantile à 5 % de la croissance de la production industrielle, les coefficients estimés des variables *TED* et *DEF* sont respectivement de -0,4 % et -0,7 % (et significatifs au seuil de 1 %). Les mêmes coefficients dans une régression prédictive du quantile 50 % sont estimés tous les deux à 0,1 % (avec le coefficient de la variable *TED* non significatif au seuil de 5 %).

Ces tests d'inégalité des coefficients indiquent qu'un *stress* financier a davantage d'impact (négatif) sur le quantile 5 % que sur la médiane (quantile 50 %). Cela signifie qu'un *stress* financier accroît la probabilité de récession sévère ou de catastrophe.

CONCLUSION

À partir de régressions quantiles, nous avons évalué l'impact du *stress* financier sur l'activité économique. Notre cadre d'analyse nous a permis en particulier de fournir des prévisions de quantiles d'indicateurs d'activité réelle. Nous avons montré, à partir de données sur les États-Unis, que les indicateurs de *stress* des intermédiaires financiers ont un impact sur la distribution conditionnelle des variables d'activité réelle, non seulement sur la localisation (la moyenne) mais aussi sur la forme de leur distribution.

Les dysfonctionnements des intermédiaires financiers ont pour conséquence un risque de désastre économique accru, c'est-à-dire une probabilité de récession sévère beaucoup plus grande.

Il sera intéressant d'étendre nos analyses menées sur les États-Unis, où le système financier est organisé de façon anonyme et décentralisée (la finance directe), à d'autres pays et en particulier aux pays européens où le système financier est principalement un système d'intermédiation bancaire caractérisé par des relations bilatérales et hiérarchiques (la finance indirecte).

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ADRIAN T. et SHIN H. [2008], « Financial Intermediaries, Financial Stability, and Monetary Policy », *Federal Reserve Bank of New York Staff Report* n° 346, 39 p.
- ADRIAN T., POZSAR Z., ASHCRAFT A. et BOESKY H. [2012], « Shadow Banking », *Federal Reserve Bank of New York Staff Report*, 458, 35 p.
- BARELL R., DAVIS P. et POMERANTZ O. [2006], « Cost of Financial Stability, Household Sector Balance Sheets and Consumption », *Journal of Financial Stability*, 2 (2), p. 194-216.
- BEAN C., LARSEN J. et NIKOLOV K. [2002], « Financial Frictions and the Monetary Transmission Mechanism: Theory, Evidence and Policy Implications », *European Central Bank Working Paper* n° 113, 67 p.
- BERNANKE B. et BLINDER A. [1988], « Credit, Money, and Aggregate Demand », *American Economic Review*, 78 (2), p. 435-439.
- BERNANKE B., GERTLER M. et GILCHRIST S. [1996], « The Financial Accelerator and the Flight to Quality », *Review of Economics and Statistics*, 78 (1), p. 1-15.

- CARDARELLI R., ELEKDAG S. et LALL S. [2009], « Financial Stress, Downturns, and Recoveries », *IMF Working Paper n° 09/100*, 58 p.
- CHRISTIANO L., MOTTO R. et ROSTAGNO M. [2010], « Financial Factors in Economic Fluctuations », *European Central Bank Working Paper n°1192*, 132 p.
- CÚRDIA V. et WOODFORD M. [2010], « The Central-bank Balance Sheet as an Instrument of Monetary Policy », *Federal Reserve Bank of New York Staff Report n° 463*, 83 p.
- FISHER I. [1933], « The Debt-deflation Theory of Great Depressions », *Econometrica*, 1 (4), p. 337-357.
- GERTLER M. et KIYOTAKI N. [2009], « Financial Intermediation and Credit Policy in Business Cycle Analysis », *Handbook of Monetary Economics*, 3, 68 p.
- HAO L. et NAIMAN D.Q. [2007], *Quantile regression*, Thousand Oaks, Sage Publications, 136 p.
- ILOPULOS E. et SOPRASEUTH T. [2012], « L'intermédiation financière dans l'analyse macroéconomique. Le défi de la crise », *Économie et statistique*, 451-453, p. 91-130.
- KINDLEBERGER C. [1978], *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises*, New York, Basic Books, Wiley.
- KOENKER R. [2005], *Quantile Regression*, Cambridge, New York, Cambridge University Press, 366 p.
- KOENKER R. et BASSETT G. [1978], « Regression Quantiles », *Econometrica*, 46 (1), p. 33-50.
- LETTAU M. et LUDVIGSON S. [2004], « Understanding Trend and Cycle in Asset Values: Reevaluating the Wealth Effect on Consumption », *American Economic Review*, 94 (1), p. 276-299.
- MISHKIN F. [1999], « International Experiences with Different Monetary Policy Regimes », *Journal of Monetary Economics*, 43 (3), p. 579-605.
- PEEK J. et ROSENGREN E. [1995], « Bank Regulation and the Credit Crunch », *Journal of Banking and Finance*, 3-4, p. 679-692.
- TAY A. et WALLIS F. [2000], « Density Forecasting: A Survey », *Journal of Forecasting*, 19 (4), p. 235-254.

