

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ÉVALUATION DES REPRÉSENTATIONS VECTORIELLES
AUTORÉGRESSIVES STRUCTURELLES

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR

CHAUDOURNE JÉRÉMY

NOVEMBRE 2006

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

La réalisation de ce mémoire n'aurait pas vu le jour sans le soutien de nombreuses personnes. Je voudrais tout d'abord remercier mon directeur, M. Alain Guay, pour sa grande disponibilité et ses conseils, sans qui l'élaboration de ce mémoire n'aurait pas été possible.

J'aimerais de plus remercier du fond du coeur, Lisa, pour m'avoir rappelé les choses importantes de la vie lorsque cela était nécessaire.

Pour finir, je veux remercier ma mère, Claire, à qui je dédie ce mémoire, ainsi que toute ma famille pour leurs encouragements et la confiance qu'ils ont portés à mon égard.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	ii
LISTE DES FIGURES	iv
LISTE DES TABLEAUX	v
RÉSUMÉ	vi
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I	
REVUE DE LA LITTÉRATURE	5
CHAPITRE II	
MÉTHODOLOGIE	24
2.1 Problème d'identification	24
2.2 Méthode de restrictions	25
2.2.1 Restrictions de court terme : Sims (1980)	26
2.2.2 Restrictions de long terme (Blanchard et Quah, 1989)	27
2.3 Définition du LSVAR et DSVAR	28
2.4 Notions d'analyse spectrale	29
2.5 Différents estimateurs de matrice variance-covariance	30
2.6 Autre méthode de restrictions	32
2.7 Modèle de cycle réel	35
CHAPITRE III	
RÉSULTATS DES SIMULATIONS	39
3.1 Résultats	39
3.2 Analyse de sensibilité	44
CONCLUSION	53
BIBLIOGRAPHIE	54
APPENDICE A	
FIGURES ET TABLEAUX	57

LISTE DES FIGURES

3.1	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs et calibration de référence	49
3.2	Impact du choc de préférence sur la productivité	52
A.1	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.95$ et $\sigma_X/\sigma_z = 0.5$	58
A.2	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.95$ et $\sigma_X/\sigma_z = 2$	59
A.3	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.99$ et $\sigma_X/\sigma_z = 0.5$	62
A.4	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.99$ et $\sigma_X/\sigma_z = 1$	63
A.5	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.99$ et $\sigma_X/\sigma_z = 2$	64
A.6	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.90$ et $\sigma_X/\sigma_z = 1$	67
A.7	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.90$ et $\sigma_X/\sigma_z = 0.5$	68
A.8	Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.90$ et $\sigma_X/\sigma_z = 2$	69

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.95$) : Biais absolu moyen	50
3.2	Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.95$) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne	51
A.1	Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.99$) : Biais absolu moyen	60
A.2	Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.99$) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne	61
A.3	Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.90$) : Biais absolu moyen	65
A.4	Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.90$) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne	66

RÉSUMÉ

Dans le but de guider l'évaluation et le développement des modèles dynamiques d'équilibre général, les vecteurs autorégressifs structurels (SVAR) ont été largement utilisés. Une importante application récente de cette approche est introduite par Gali (1999). Plus récemment, le débat à propos de l'effet d'une augmentation de la technologie sur les heures travaillées a déclenché l'émergence de plusieurs contributions concernant la capacité de l'approche SVAR à mesurer adéquatement l'impact des chocs technologiques sur des variables agrégées.

L'objectif de ce projet de recherche est d'évaluer la capacité des représentations vectorielles autorégressives (VAR) structurelles, en utilisant des restrictions de long terme, à identifier les fonctions de réponses suite à un choc technologique. Pour cela, nous effectuons une étude de Monte-Carlo, dans laquelle nous générons 1000 échantillons de données à partir du modèle de cycle réel. À des fins de comparaison, nous considérons plusieurs approches : (i) l'approche SVAR standard qui utilise la méthode de restriction de Blanchard et Quah ; (ii) l'approche SVAR WEN, laquelle utilise les restrictions basées sur la méthode dans le domaine des fréquences suggérée par WEN ; (iii) l'approche SVAR-Bartlett dans laquelle nous remplaçons l'estimateur standard de la matrice variance-covariance par un estimateur non paramétrique à noyau de Bartlett ; (iv) l'approche SVAR Andrews-Mohanan où on utilise un autre estimateur non paramétrique, celui d'Andrews-Mohanan. Par la suite, nous évaluons chaque approche, en calculant le biais absolu cumulatif et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne cumulative.

Nos principaux résultats sont les suivants : (i) la meilleure approche est celle de Bartlett lorsque l'on fixe le paramètre à l'aide de la méthode de Newey-West, ou lorsqu'il est fixé à 10 ou 20 ; (ii) les intervalles de confiance sont grands pour les différentes approches ; (iii) les VAR structurelles, ne peuvent faire de la discrimination entre des modèles, impliquant une réponse de signe contraire suite à un choc technologique.

Mots clés : choc technologique, heures travaillées, domaine des fréquences, VAR

INTRODUCTION

La macroéconomie étudie l'économie à travers les relations existant entre les grands agrégats économiques tels que le revenu, l'investissement, la consommation, le taux de chômage, etc... En tant que telle, elle constitue l'outil essentiel d'analyse des politiques économiques des états ou des organisations internationales. Elle cherche à expliciter les relations entre les grands agrégats de l'économie et à prédire leur évolution face à une modification des conditions, qu'il s'agisse d'un choc (augmentation du prix du pétrole) ou d'une politique économique délibérée.

Partie d'une relation très simple, à l'image du modèle IS/LM reliant le marché des capitaux et celui de la monnaie, ou de la courbe de Phillips reliant l'inflation et le chômage, la macroéconomie a évolué vers la construction de modèles économiques complexes incluant à la fois des relations supposées entre les variables et des relations comptables servant à définir les agrégats. Très utilisés pour analyser et prévoir les résultats des politiques économiques, ces vastes modèles sont à l'heure actuelle employés par la plupart des gouvernements, institutions statistiques (par exemple, l'INSEE), organisations internationales (OCDE) et certains acteurs privés voulant disposer de leurs propres prévisions quant à la conjoncture.

Aujourd'hui la méthode la plus utilisée est celle des estimations dynamiques de modèle d'équilibre générale stochastiques (DGSE). Il s'agit de construire une représentation simple et simulable d'un système économique afin de rendre systématique la validation d'un modèle théorique d'un point de vue quantitatif, c'est-à-dire de permettre l'évaluation de sa capacité à reproduire les caractéristiques cycliques jugées pertinentes. La performance d'un modèle est dès lors évaluée par rapport à sa capacité à reproduire les caractéristiques cycliques jugées pertinentes. Le but principal est d'expliquer le pourquoi et le comment de l'occurrence de ces caractéristiques. Pour cela, on construit des

représentations "complètement explicitées" afin d'évaluer les effets d'une variante de politique économique. L'objectif est de faire reposer l'analyse positive et normative des fluctuations économiques sur des fondements microéconomiques.

Pour valider ces modèles, une première méthode dite "quantitative" repose sur une comparaison des principaux moments non conditionnels (variances, corrélations croisées, autocorrélations) des composantes cycliques des variables observées avec ceux obtenus par simulations du modèle. La deuxième repose quant à elle sur une comparaison de la dynamique conditionnelle des variables suite à des chocs exogènes de productivité (déviations par rapport à l'état stationnaire). Cette dynamique est analysée sur la base d'une fonction de réponse générée par le modèle et comparée ensuite avec celle obtenue par la méthodologie vectorielle autorégressive (VAR) sur la base des données observées.

Dans le but de guider l'évaluation et le développement des modèles dynamiques d'équilibre général, les vecteurs autorégressifs structurels (SVAR) ont été largement utilisés. Etant donné un nombre minimal de restrictions d'identification, les SVAR représentent un outil utile pour faire de la discrimination entre les différentes théories de cycle réel. Le travail des pionniers Blanchard et Quah (1989), King et al. (1991), et Shapiro et Watson (1988) a stimulé un grand intérêt pour l'utilisation des VAR en imposant des restrictions de long terme pour identifier les chocs.

Une importante application récente de cette approche est introduite par Galí (1999). Son objectif principal en appliquant l'approche des SVAR à un choc technologique était de faire de la discrimination entre les différents modèles dynamiques alternatifs. Pour cela, il utilise des restrictions de long terme dans le SVAR avec la productivité du travail et les heures, et montre que la réponse des heures à un choc technologique est persistante et significativement négative. Ceci contredit le paradigme des RBC (de base), et suggère que cela peut être plus cohérent avec les modèles incorporant des rigidités nominales. Pour lui, l'approche SVAR est un outil méthodologique utile pour aider à discriminer les différentes alternatives des modèles du cycle. L'hypothèse centrale de cette approche est que, seules les innovations technologiques peuvent affecter la

productivité du travail dans le long terme (cette hypothèse tient pour une vaste classe de modèle).

L'idée derrière la procédure est d'appliquer un VAR dans les données et d'imposer des hypothèses d'identification pour trouver la fonction de réponse à des chocs variés, et cette réponse est comparée avec la réponse théorique venant du modèle économique. Cependant la littérature récente a suggéré des raisons de se demander si l'approche des SVAR était capable de réaliser une inférence fiable sur les effets des chocs technologiques. Une des raisons est la difficulté à estimer précisément les effets à long terme des chocs en utilisant des petits échantillons de données (Faust et Leeper, 1997). Une deuxième raison (Cooley et Dwyer, 1998 ; Lippi et Reichlin, 1993) est que le VAR, avec peu de retards, peut fournir une mauvaise approximation de la "vraie" dynamique des variables dans le VAR.

Plus récemment, le débat à propos de l'effet d'une augmentation de la technologie sur les heures travaillées a déclenché l'émergence de plusieurs contributions concernant la capacité des SVAR à mesurer adéquatement l'impact des chocs technologiques sur des variables agrégées. Le but de ce mémoire est donc d'évaluer la capacité des VAR structurelles en utilisant des restrictions de long terme à identifier les fonctions de réponses suite à un choc technologique. Pour cela nous nous concentrons sur la réponses des heures travaillées suite à un choc technologique. Et par la suite, sur leur capacité à faire de la discrimination entre différents modèles économiques.

Dans ce mémoire nous effectuons une étude de Monte-Carlo, ce qui nous permet de comparer les différentes approches utilisées dans les SVAR pour identifier la réponse des heures. Et ainsi, éclaircir le débat actuel autour de l'effet d'une augmentation de la technologie sur les heures. Nos résultats, font ressortir que certaines approches utilisées dans les SVAR, donnent de bons résultats (l'approche de Bartlett lorsque l'on utilise la méthode de Newey-West pour fixer le paramètre de noyau, ou lorsque celui-ci est fixé à 10 ou 20). Cependant les intervalles de confiance sont grands pour les différentes approches, et donc les VAR structurelles, ne peuvent faire de la discrimination entre

des modèles, impliquant une réponse de signe contraire suite à un choc technologique.

Le présent travail est divisé comme suit : le premier chapitre comprend une revue de la littérature des contributions les plus récentes autour de ce débat. Le second chapitre aborde l'approche méthodologique employée afin d'analyser la capacité des SVAR à discriminer entre différents modèles économiques, ainsi que le modèle utilisé pour notre étude de Monte-Carlo. Enfin, le troisième et dernier chapitre présente les principaux résultats obtenus par nos différentes approches.

CHAPITRE I

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Comme nous l'avons souligné, l'impact d'une augmentation de la technologie sur les heures travaillées, a entraîné l'émergence d'un débat sur la capacité des SVAR à mesurer adéquatement l'impact des chocs technologiques sur des variables agrégées. Dans cette section, nous allons présenter les principaux articles, entourant ce débat, et ainsi faire ressortir les principaux points de désaccord. Ceci, permettra de mieux situer notre apport dans le débat actuel.

Cette partie de la littérature comprend deux spécifications populaires, lesquelles utilisent les données sur la productivité et les heures : la spécification DSVAR (les heures sont utilisées en première différence), et la spécification LSVAR (utilise les heures en niveau). Cette littérature fait plusieurs hypothèses d'identification pour identifier les chocs sous-jacents (par exemple, choc de demande, choc de technologie) : *i*) seul le choc technologique a un effet de long terme sur le niveau de productivité du travail, *ii*) les chocs sont orthogonaux entre eux.

Le principal résultat de la littérature des DSVAR est que le choc technologique mène à une baisse des heures. Galí (1999), Francis et Ramey (2003) et Galí et Rabanal (2004) utilisent la procédure DSVAR et aboutissent à des résultats qui condamnent les modèles de cycle réel (de base) comme non prometteurs et considèrent d'autres modèles tels que les modèles à rigidité de prix comme une classe plus prometteuse. La littérature des LSVAR, quant à elle, comporte une large gamme de résultats. Francis

et Ramey (2004) soutiennent que la procédure LSVAR fournit des évidences sur la "mort" des modèles de cycle réel, inversement Christiano, Eichenbaum, et Vigfusson (2003) soutiennent que leurs résultats avec les LSVAR impliquent que ces modèles sont encore valides, alors que Galí et Rabanal (2004) soutiennent que leurs résultats sont non conclusifs.

Dans leur article, Chari, Kehoe et McGrattan (2005) (CKM par la suite) simulent un modèle de cycle réel (contenant de multiples chocs), estimé par maximum de vraisemblance sur des données américaines avec des chocs structurels. Leur modèle de référence satisfait leurs deux hypothèses d'identification de la procédure SVAR, c'est à dire que le choc de demande n'a pas d'effet sur le niveau de la productivité du travail et que les chocs de demande et de technologie sont orthogonaux. Ce modèle a deux variables stochastiques : un choc de technologie, lequel a une racine unitaire et un choc sur la taxe de revenu du travail. Il y a aussi une taxe sur l'investissement constante, et un niveau de dépense gouvernementale constant. Pour leur modèle de référence l'impact d'un choc technologique de 1% de la productivité totale des facteurs mène à une augmentation des heures de 0.44%.

CKM testent les procédures SVAR en comparant les fonctions de réponses du modèle aux populations de fonctions de réponses données par les procédures SVAR appliquées aux données venant du modèle. Pour le modèle de base, les fonctions de réponses obtenues par les SVAR sont très différentes des fonctions de réponses du modèle. En effet, le coefficient à l'impact dans le DSVAR est négatif et grand, et le coefficient à l'impact pour le LSVAR est presque trois fois plus grand que celui du modèle. Ce qui constitue pour eux l'échec des procédures SVAR.

Pour eux, cet échec provient du fait que les procédures SVAR font une hypothèse d'identification auxiliaire : dans le modèle d'intérêt, la représentation vectorielle des variables d'intérêt X_t , a une représentation autorégressive qui est bien approximée avec un petit nombre de retards (typiquement quatre). Cette hypothèse peut ne pas tenir pour plusieurs raisons : premièrement de tels modèles n'ont pas forcément de représentation

en moyenne mobile dans X_t inversible et donc ne peuvent avoir une représentation autorégressive. Deuxièmement, les modèles peuvent avoir une représentation en moyenne mobile inversible, mais la représentation autorégressive associée n'est pas bien approximée par un petit nombre de retards. Cette dernière raison constitue pour eux le coeur de l'échec des SVAR.

Ainsi, ils estiment la fonction de réponse du DSVAR pour un nombre de retards p compris entre 4 et 300, et même avec 20 retards; celle-ci donne une mauvaise approximation de la fonction de réponse du modèle. Pour que le DSVAR approxime bien la représentation autorégressive du modèle il faut 200 retards. Ils font la même analyse avec la procédure LSVAR mais avec un p compris entre 4 et 100, et, comme pour le DSVAR, pour que la fonction de réponse soit bien approximée, il faut que le nombre de retards soit extrêmement grand. L'estimation précise des VAR avec un tel nombre de retards est irréalisable en pratique.

Ils soutiennent que le besoin d'un grand nombre de retards vient du fait que le capital est présent dans le modèle mais pas dans la spécification du SVAR, et également du fait de la présence de multiples chocs dans le modèle. En effet, lorsqu'ils fixent la part du capital à zéro, ou lorsque seul le choc technologique est présent (la variance du choc sur la taxe de revenu du travail est nulle), alors dans ces cas, même quand le SVAR n'a qu'un seul retard, la fonction de réponse du modèle à un choc technologique coïncide avec la fonction de réponse du SVAR. Leur résultat fait ressortir que l'erreur de spécification est d'autant plus petite que la part du choc technologique est grande (par rapport à leur modèle de référence). Cette dépendance des fonctions de réponses dans la procédure SVAR vient d'une mauvaise spécification par rapport au nombre de retards, et donc les effets des chocs technologiques et des chocs sur la taxe du revenu du travail sont confondus.

Comme ils le soulignent, le problème de spécification des SVAR est qu'ils n'incluent pas de variable imitant le capital (celui-ci ne pouvant être inclus car il dépend du progrès technique en $t - 1$ qui n'est pas observable). Pour cela, ils considèrent plusieurs

variables imitant le capital (le ratio du capital sur la production, le ratio de l'investissement sur la production, et le taux de croissance du stock de capital), cela pourrait diminuer le besoin d'un grand nombre de retards dans l'estimation des SVAR. Leurs résultats montrent que ce n'est pas le cas, par exemple, lorsqu'ils ajoutent le ratio de l'investissement sur la production, les fonctions de réponses ne sont pas mieux récupérées que pour les cas à deux variables.

Pour finir, ils se concentrent sur l'analyse du biais de petits échantillons. Pour cela, ils examinent les procédures SVAR pour un échantillon de même longueur que ceux des données US. Ils décomposent la différence globale entre les fonctions de réponses du modèle et la moyenne des fonctions de réponses du SVAR à travers le petit échantillon en deux parties. La première partie, l'erreur de spécification, est la différence entre la population des fonctions de réponses du SVAR (avec quatre retards) et la fonction de réponse du modèle. L'autre partie, le biais de petit échantillon, est la différence entre la population des fonctions de réponses du SVAR et la moyenne à travers le petit échantillon des fonctions de réponses du SVAR.

Leur procédure est identique pour le DSVAR et le LSVAR. Elle consiste à générer à partir du modèle 1000 échantillons de même longueur que ceux des données, soit 180 trimestres. Ils appliquent ensuite la procédure SVAR sur chaque échantillon et reportent la fonction de réponse des heures à un choc technologique. Pour le DSVAR, ils trouvent que le biais de petit échantillon est assez petit par rapport à l'erreur de spécification, et donc la différence globale entre la fonction de réponse du modèle et la fonction de réponse du DSVAR est grande. Pour le LSVAR, leur résultat indique que le biais de petit échantillon est assez important et de signe opposé à l'erreur de spécification. Néanmoins, la différence globale entre la fonction de réponse du modèle et la moyenne de la fonction de réponse du LSVAR dans le petit échantillon est substantielle (par exemple le coefficient à l'impact de la moyenne de la fonction de réponse est plus de deux fois plus grande que celui du modèle).

Ils étudient ensuite la capacité des tests standards à détecter le besoin d'un grand

nombre de retards. Pour cela, ils calculent le critère d'Akaike pour chaque simulation et ils trouvent que pour la procédure DSVAR, dans 98% des cas, le critère donne un nombre de retards égal à quatre. Ils trouvent aussi que pour le test du ratio de vraisemblance, dans 93% des cas, le test ne rejette pas l'utilisation de quatre retards vs cinq. Comme dans le cas du DSVAR, ils trouvent qu'avec un échantillon de longueur approximativement égale à celle des données US, les tests standards n'indiquent pas le besoin de plus de retards.

Dans le but d'appliquer leurs résultats de petits échantillons, ils appliquent les procédures SVAR à trois type de données US utilisées dans la littérature : celles de Francis et Ramey (2004), Christiano, Eichenbaum, et Vigfusson (2003), et Galí et Rabanal (2004). Dans les trois types de données, les mesures de la productivité et des heures sont similaires. En analysant les données, ils trouvent que les trois séries sont virtuellement identiques, mais cependant, elles montrent certaines différences dans le comportement tendanciel dans la première partie de l'échantillon. Ils trouvent que le DSVAR fonctionne de manière identique dans les trois échantillons ; dans toutes les données, un choc technologique mène à une baisse des heures à l'impact. Pour la procédure LSVAR, les résultats obtenus sont très différents. En effet, l'impact d'un choc technologique mène à une baisse des heures dans l'une, à une hausse dans l'autre, et laisse les heures inchangées dans la troisième. Cette grande différence dans les résultats avec des données similaires est probablement dûe au fait que les fonctions de réponses du LSVAR sont très étendues à travers les simulations venant du modèle.

Cette sensibilité des LSVAR semble provenir, selon eux, de différences mineures dans la façon de mesurer la productivité et les heures. Elle soulève certaines questions à propos de la fiabilité de la procédure LSVAR pour réaliser de l'inférence sur les modèles sous-jacents.

En résumé, pour eux la méthodologie de Galí n'est pas intéressante pour analyser les résultats d'un choc technologique. Comme nous allons le voir, d'autres chercheurs arrivent à des conclusions en parfaite opposition avec CKM.

Dans leur article Erceg, Gust et Guerrieri (2005) (par la suite EGG), utilisent un modèle stochastique dynamique d'équilibre général (DSGE) estimé sur des données US comme processus de génération des données (DGP). Ils utilisent deux variantes de ce modèle : la première est un modèle de cycle réel (RBC) standard incluant un choc sur la totalité des facteurs de production, le taux de taxe sur le revenu du travail, les dépenses gouvernementales et l'offre de travail ; la deuxième variante inclut des frictions nominales et réelles. Ces frictions sont : des rigidités de prix et de salaire, une capacité variable d'utilisation des facteurs, des coûts d'ajustement pour l'investissement, et de la persistance dans les habitudes de consommation. Ce dernier modèle fournit une perspective alternative puisqu'un choc technologique entraîne une diminution rapide des heures travaillées dans le court terme plutôt qu'une modeste hausse comme dans le cas du modèle RBC.

Le SVAR qu'ils estiment dans les données comporte quatre variables : la croissance de la productivité du travail, le niveau des heures travaillées, le ratio de la consommation sur la production, et le ratio de l'investissement sur la production. Pour la calibration du modèle de référence, le choc d'innovation à la date 1 est normalisé pour que le niveau de la productivité du travail augmente de 1% dans le long terme. La moyenne de la réponse de la productivité du travail, la consommation, l'investissement, et l'output ont le même signe et la même structure qualitative que la vraie réponse. Pour les heures travaillées, l'estimation de la moyenne est aussi, qualitativement, dans la ligne de la vraie réponse ; cependant, l'intervalle de confiance est large, ce qui indique qu'il y a une probabilité non négligeable que l'estimé soit négatif.

Quantitativement, le SVAR n'a pas de bonnes performances, la moyenne de la réponse du SVAR sous-estime systématiquement la productivité du travail, la consommation, l'investissement et l'output, alors que les heures travaillées sont surestimées. Ceci est dû à plusieurs sources de biais. La première source de biais, appelé "biais de troncature", arrive car le VAR d'ordre fini choisi pour leur procédure d'estimation fournit seulement une approximation de la vraie dynamique impliquée par le modèle. Cependant, pour leur modèle de référence, ce biais ne semble pas très important, et

l'hypothèse qu'un VAR avec un nombre restreint de retards fournit une bonne approximation du vrai processus de génération des données semble garantie. La seconde source de biais est le biais de petit échantillon qui arrive dans toutes les séries sur le travail. Ce biais peut être attribué en grande partie à deux facteurs reliés dans leur modèle RBC. Premièrement, le lent ajustement du capital fait qu'il est difficile d'estimer l'impact de long terme d'un choc technologique sur la productivité du travail, lequel entraîne un biais à la baisse dans l'estimation de la fonction de réponse. Deuxièmement, la difficulté du SVAR à distinguer les chocs technologiques des chocs non technologiques hautement persistants, entraîne que l'estimation du choc technologique peut incorporer une composante non technologique assez importante. Cette deuxième source de biais a un effet d'autant plus prononcé que le choc non technologique est persistant.

Dans le but de montrer que le biais de petit échantillon est grandement réduit quand les sources de persistances exogènes et endogènes dans le modèle sont réduites, ils font deux expériences. Dans la première, ils divisent par deux tous les paramètres du processus autorégressif d'ordre un (AR(1)) définissant les chocs non technologiques par rapport à leur paramètre de référence; ceci a pour conséquence de réduire l'écart entre la moyenne et la vraie réponse, et plus particulièrement pour la productivité du travail. Dans la deuxième expérience, ils combinent une diminution de la persistance des chocs non technologiques avec une augmentation du taux de dépréciation du capital. Dans ce cas, la productivité du travail s'ajuste plus rapidement à la réponse à un choc technologique et non technologique, et la moyenne du biais diminue de 10% pour toutes les variables sauf les heures.

Ils font ensuite une analyse de sensibilité dans le but d'illustrer comment les performances de la procédure de Galí peuvent être influencées par la sélection des variables dans le VAR, les transformations appliquées, et l'inclusion d'un grand nombre de chocs. Leur modèle implique que les heures travaillées sont stationnaires, et donc le fait de les différencier devrait affaiblir la capacité d'un VAR d'ordre réduit de récupérer la vraie réponse. Quand ils incluent seulement la croissance de la productivité du travail et les heures travaillées en niveau ou en différence, il ressort que cette spécification donne de

moins bons résultats : il y a un biais à la hausse des heures dans la spécification en niveau, alors qu'il y a un fort biais à la baisse pour les heures dans la spécification en différence. Ils obtiennent des résultats similaires à ceux de CKM (2005).

Leur analyse de la spécification du SVAR à quatre variables suggère que certaines spécifications peuvent relativement bien réussir à trouver la vraie réponse dans les modèles RBC : le problème de troncation soulevé par CKM (2005) est minime dans leur modèle RBC de référence tant que la consommation et l'investissement fournissent de bon "proxy" pour la variable omise de stock de capital.

Ils examinent ensuite la robustesse de leurs résultats en modifiant le modèle RBC, en incluant des frictions. Comme dans le cas du modèle RBC de référence, la moyenne des réponses de chacune des variables a le même signe et la même structure qualitative que la vraie réponse. De plus, comme le suggère l'intervalle de confiance, le SVAR est capable d'impliquer correctement une augmentation dans la productivité du travail, la consommation, l'output en réponse à un choc technologique. Le SVAR est aussi capable de capter la diminution initiale des heures travaillées suite à un choc technologique. En revanche le SVAR ne réussit pas bien quantitativement. La moyenne des réponses sous-estime la vraie réponse de la productivité du travail, de la consommation et de l'investissement d'environ 30 à 35%. Ils trouvent en plus que la probabilité d'estimer une réponse de la productivité du travail, de l'output ou de la consommation qui soit uniformément positive pour les quatre trimestres suivant le choc excède 90%, et seulement 63% de chance pour l'investissement. Là encore, ils analysent les sources de biais dans la fonction de réponse de la même façon que dans le cas du modèle RBC. Les réponses divergent légèrement des vraies réponses, il est clair qu'un VAR comportant un petit nombre de retards réussit bien à approximer la vraie réponse. Par conséquent, comme dans le cas de leur modèle RBC de référence, une grande partie du biais dans l'estimation de la fonction de réponse est attribuable aux problèmes de petits échantillons, qui dépend dans une grande partie des mêmes caractéristiques que celles identifiées dans le modèle RBC. Et, une fois encore, le biais est réduit quand ils diminuent la persistance des chocs non technologiques et accélèrent l'ajustement du capital.

Ils regardent ensuite la sensibilité de leurs résultats en incluant différents types de variables dans le SVAR, en différenciant les heures travaillées, et en ajoutant un taux de taxe du capital, et un choc technologique temporaire. Cependant, en contraste avec les modèles RBC, chaque spécification révèle très bien la réponse des heures travaillées dans le court terme. Le SVAR bivarié réussit aussi assez bien dans de petits échantillons. Notamment la réponse des heures pour la spécification bivariée avec les heures en différence est très proche de la vraie réponse dans le court terme et l'intervalle de confiance est un peu plus petit que dans la spécification à quatre variables avec les heures en niveau. Ainsi le modèle avec des rigidités fournit d'intéressants exemples pour lesquels il est rationnel d'utiliser un SVAR bivarié dans les estimations. Ces résultats devraient aider à dissiper les présomptions de CKM (2005), pour lesquels les modèles RBC représentent le meilleur cas pour l'approche SVAR. Ceci reflète le fait que l'inclusion d'une variable de capacité d'utilisation des facteurs de production dans le modèle de rigidité de prix/salaire, permet aux firmes de faire varier leurs stocks de capital dans la réponse à un choc. Ce qui entraîne une diminution de l'influence du capital dans la dynamique de la productivité du travail et des heures par rapport au modèle RBC.

Dans leur article Christiano, Eichenbaum et Vigfusson (2006) (par la suite CÉV) analysent la qualité des procédures, basées sur le VAR pour l'estimation de la réponse de l'économie à un choc. Pour cela ils se concentrent sur la réponse des heures travaillées à un choc structurel. Ils utilisent une série d'estimations dynamiques de modèle d'équilibre général stochastique (DSGE) : le modèle RBC et le modèle de Altig, Christiano, Eichenbaum et Linde (2005) (ACEL par la suite) qui englobe des frictions réelles et nominales.

Ils commencent par étudier deux versions du modèle RBC : *i*) une version standard ou non récursive où en tout temps t les décisions sont prises après la réalisation du choc en t ; *ii*) une version récursive où la taxe sur le revenu du travail est observée, après quoi la décision du nombre d'heure travaillées est prise. Puis les autres chocs sont réalisés et les agents font leur investissement et leur consommation. Ceci leur per-

met d'utiliser les restrictions de court terme. Ensuite pour chaque version du modèle, ils considèrent différentes spécifications : *i*) spécification estimée par maximum de vraisemblance (MLE) à deux chocs : un choc de taxe sur le revenu du travail, et un choc technologique, $X_t = (\Delta \log y_t, \log l_t)'$ où y_t représente la productivité du travail et l_t représente les heures travaillées; *ii*) spécification MLE à trois chocs : ils ajoutent un choc de taxe sur l'investissement, $X_t = (\Delta \log y_t, \log l_t, \log i_t)'$ où i_t représente l'investissement.

Comme CKM, ils utilisent le maximum de vraisemblance pour estimer leurs paramètres, cependant leurs résultats sont très différents. Par exemple, la variance des chocs est plus grande dans la spécification à deux chocs de CKM que dans la leur. Ainsi le ratio de la variance du choc de la taxe de revenu du travail sur la variance du choc technologique est presque trois fois plus grande dans la spécification CKM que dans la spécification à deux chocs. Toutes les spécifications retenues par CKM ont une caractéristique clef : le choc technologique compte pour une très petite fraction de la variance des heures travaillées.

Pour chaque spécification, CEV simulent 1000 échantillons de 180 observations à partir du modèle. Pour chaque échantillon, ils estiment un VAR à quatre retards, ainsi que deux façon de calculer les intervalles de confiance : le premier basé sur le percentile et le deuxième sur l'écart type. Ils construisent les intervalles en utilisant la procédure bootstrap suivante. Ils tirent aléatoirement des résidus du VAR estimé, puis ils utilisent le VAR estimé pour générer 200 échantillons de données synthétiques, chacun comportant 180 observations. Pour chacun de ces 200 échantillons synthétiques, ils estiment un nouveau VAR et une fonction de réponse. Pour chaque échantillon de données artificielles, l'intervalle de confiance basé sur le percentile est défini comme les 2.5% du haut et les 2.5% du bas des coefficients estimés de la fonction de réponse. L'intervalle de confiance basé sur l'écart-type est défini comme la fonction de réponse plus ou moins deux écart-types ou l'écart type est calculé à travers les 200 coefficients estimés simulés de la fonction de réponse.

Dans un premier temps, ils analysent leur spécification pour des hypothèses d'identification de court terme. Pour la spécification MLE à deux et trois chocs, il n'y a essentiellement pas de biais dans l'estimation de la fonction de réponse. Ensuite, on ne fait pas d'erreur dans l'inférence en utilisant la procédure standard pour construire l'intervalle de confiance. Le taux de couverture est proche de 90%, alors, avec de fortes probabilités, l'intervalle de confiance basé sur le VAR inclura la vraie valeur des coefficients de la fonction de réponse. Pour la spécification CKM, il y a un très petit biais dans l'estimation de la fonction de réponse, et le taux de couverture est proche de 90%, et ce taux est cohérent avec le fait que la procédure des VAR mène à une inférence précise. Nous remarquons qu'il y a plus d'incertitudes échantillonales (intervalle de confiance plus grand) quand les données sont générées à partir de la spécification CKM.

Dans un deuxième temps, ils refont la même analyse avec des hypothèses d'identification de long terme. Pour la spécification MLE à deux et trois chocs, une fois encore, il n'y a virtuellement aucun biais dans l'estimation de la fonction de réponse et l'inférence est précise. Les taux de couverture¹ associés aux intervalles de confiance, un basé sur le percentile et l'autre basé sur l'écart type, sont très proches de 95% et 80% respectivement. Pour la spécification CKM, il y a un biais substantiel dans l'estimation de la fonction de réponse ; ces résultats sont cohérents avec ceux reportés par CKM. Il ressort de ces résultats que l'incertitude échantillonnale est beaucoup plus large avec la spécification CKM. Ils analysent par la suite les raisons de cette différence.

Pour eux, toute chose étant égale par ailleurs, plus le choc technologique est important dans le processus de génération de données plus l'incertitude échantillonnale est petite et plus l'intervalle de confiance économétrique est petit. Dans ce sens, plus il y a d'information dans les données à propos du choc, plus l'inférence basée sur le VAR est ajustée. Pour montrer cela, ils refont leur analyse (seulement avec des hypothèses d'identification de long terme), en réduisant l'écart type du choc de la taxe sur le revenu

¹Représente la fraction du nombre de fois où l'intervalle de confiance contient le vrai coefficient, dans les 1000 échantillons simulés du modèle économique .

du travail par $\frac{1}{2}$ et par $\frac{1}{4}$ (l'importance des chocs technologiques augmente quand l'écart type du choc de la taxe sur le revenu du travail diminue). Il ressort que l'incertitude échantillonnale et l'intervalle de confiance diminuent quand l'importance du choc sur la taxe de revenu du travail diminue. Cela reflète deux effets : quand ils réduisent la variance du choc sur la taxe de travail, ils réduisent sa volatilité, et aussi la volatilité totale dans le processus de génération des données.

Ils analysent par la suite pourquoi, lorsque le VAR est identifié en utilisant des restrictions de long terme, l'estimateur conventionnel de fonction de réponse peut comporter un biais notable. L'estimation avec une identification de long terme requiert une estimation de la somme des coefficients du VAR, ce qui est difficile à estimer précisément (Sims, 1972). Il y a des erreurs de spécification, car le vrai VAR, impliqué par leur processus de génération des données, devrait être d'ordre infini, mais on ne peut faire des VAR qu'avec un p fini. Le biais dans les restrictions de long terme vient de la difficulté d'estimer la somme des coefficients du VAR structurel. En effet, à court terme, la somme des coefficients du VAR structurel est seulement fonction de l'estimation de la matrice variance-covariance des chocs de la forme réduite, et à travers des exemples numériques ils trouvent que l'estimation de cette matrice est très proche de sa valeur théorique. Alors qu'en long, terme la somme des coefficients du VAR structurel ne dépend pas seulement de la matrice variance-covariance mais aussi de l'estimation de la somme des coefficients du VAR. Dans ce but ils montrent plusieurs choses.

Premièrement, ils montrent que quand l'économètre utilise la vraie valeur de la somme des coefficients du VAR réduit, alors le biais, et, dans une grande mesure, l'incertitude échantillonnale associée à la spécification CKM à deux chocs, disparaît. Pour cela, ils remplacent l'estimation de la somme des coefficients du VAR réduit par sa vraie valeur dans l'estimation de la fonction de réponse ce qui élimine le biais. De plus, le taux de couverture est proche de 95%. Deuxièmement, ils montrent que le problème de biais disparaît essentiellement quand on utilise une alternative à l'estimateur standard de densité spectrale à fréquence nulle utilisée dans la littérature des VAR. En pratique, un économètre ne connaît pas la vraie valeur de la somme des coefficients du

VAR réduit. Ils remplacent la densité spectrale à fréquence nulle dans le VAR par un estimateur alternatif non paramétrique de la fréquence zéro ce qui correspond au long terme. Ici, ils considèrent un estimateur non paramétrique standard de type Bartlett. Avec cet estimateur, il reste encore un peu de biais, avec la spécification MLE, cela réduit l'incertitude échantillonnale, et augmente le taux de couverture. Troisièmement, ils considèrent une version récursive de la spécification de CKM dans laquelle l'effet du choc technologique peut être estimé en utilisant des restrictions de court terme ou de long terme. Ils remarquent que, pour la stratégie de long terme, il y a un biais substantiel, alors qu'avec la stratégie d'identification de court terme, il n'y a pas de biais. Puisque les deux procédures utilisent les mêmes paramètres pour estimer le VAR, le biais de la stratégie d'identification de long terme est entièrement dû à l'estimation de la somme des coefficients du VAR réduit.

Pourquoi de telle différence avec les résultats de CKM ? La critique de CKM sur les VAR est basée sur des simulations faites à partir de spécifications particulières de modèles DGSE. Les données rejettent la spécification de CKM car ils adoptent une hypothèse spéciale à propos des erreurs de mesure. En effet, ils supposent que toutes les variables entrant dans la fonction de vraisemblance sont polluées par des erreurs de mesures avec une variance exogène fixe. Quand on relâche cette hypothèse (variance des erreurs de mesures connues à priori), les résultats sont similaires à la spécification MLE et impliquent l'existence d'un très petit biais associé avec la fonction de réponse basée sur le VAR. De plus, CKM soutiennent que les VAR sont très sensibles aux choix des données. Pour cela, ils renvoient les résultats des articles de Francis et Ramey (2004), CEV, et Galí et Rabanal (2004), lesquels utilisent une méthode de long terme pour estimer la fonction de réponse des heures travaillées suite à un choc technologique positif. Ils notent que ces études utilisent différentes mesures des heures travaillées par capita et d'output dans leur analyse VAR. Ils voient cela comme la défaite des VAR, car des mesures différentes des heures travaillées mènent à différentes estimations de la fonction de réponse. Mais ils notent aussi que les principales différences dans les données des heures sont au début de l'échantillon. Or, si on les enlève (les observations du début),

alors les fonctions de réponses obtenues ne sont plus significativement différentes.

Pour finir, ils refont une série d'analyse sur le modèle d'ACEL, qui autorise une rigidité nominale des salaires et des prix. Ce modèle comporte trois chocs : deux chocs technologiques dont un neutre (n'affecte pas la productivité du travail à long terme) et un choc de politique monétaire. Les résultats obtenus sont que l'estimateur est essentiellement non biaisé, l'intervalle de confiance est petit par rapport aux exemples avec les RBC. Cela fournit un exemple additionnel à celui de EGG (2005) dans lequel les restrictions d'identification de long terme sont utiles afin de discriminer les différents modèles.

Dans leur article, Guay et Fève (2006) proposent une méthode alternative simple pour estimer de façon consistante les chocs technologiques et leurs effets de court terme sur les variables agrégées. Ils se concentrent essentiellement sur la réponse des heures travaillées. Pour eux, il est important de faire attention aux choix des variables stationnaires dans le VAR, les heures doivent donc être exclues du SVAR et remplacées par n'importe quelle variable présentant de meilleures propriétés stochastiques. L'introduction de variables hautement persistantes comme les heures travaillées dans les SVAR confond l'identification des chocs permanents et transitoires et contamine ainsi la fonction de réponse correspondante. Les variables sélectionnées doivent satisfaire les propriétés suivantes : *i*) la variable doit montrer moins de controverse à propos de la stationnarité ; *ii*) la variable doit se comporter plus comme une variable de capital que comme le fait les heures travaillées et ainsi le VAR fini peut plus facilement approximer la vraie dynamique implicite des données ; *iii*) la variable doit contenir une composante technologique non négligeable et présenter moins de sensibilité aux chocs non technologiques hautement persistants.

Ces auteurs soutiennent que le ratio consommation/production (en log) est un candidat intéressant pour remplir ces trois propriétés. Ce ratio est stationnaire, et montre moins de persistance que les heures travaillées. Cela représente une meilleure

approximation des variables d'états que les heures travaillées et apparaît moins sensible aux chocs transitoires.

Le but de leur approche (noté CYSVAR par la suite) est d'identifier précisément le choc technologique dans une première étape en utilisant une variable stationnaire adéquate dans le modèle VAR. En effet une grosse part de la performance dépend des propriétés de la série temporelle de cette variable. La variable choisie est motivée par les résultats des simulations de EGG (2005), CKM (2005) et CEV (2006). Ces auteurs montrent que, quand les heures travaillées sont contaminées par une composante transitoire importante, le SVAR a de la difficulté à identifier correctement le choc technologique. Or, la composante transitoire du ratio consommation/production est probablement moins importante que celle correspondant au choc permanent. Le ratio consommation/production est donc la variable la plus prometteuse à utiliser dans les VAR pour identifier les chocs technologiques et non technologiques ainsi que leurs réponses respectives dans les heures travaillées. Guay et Fève introduisent ce ratio comme instrument pour identifier le choc technologique. Une fois identifié, ils pourront évaluer l'impact de ce choc sur leur variable d'intérêt (les heures ici) dans une seconde étape.

Ils examinent trois spécifications pour mesurer l'impact de la technologie sur les heures : *i*) la série des heures projetée en niveau sur le choc technologique identifié (noté CYSVAR- h); *ii*) la série des heures projetée en différence sur le choc technologique identifié (noté CYSVAR- Δh); *iii*) la série des heures projetée sur son propre premier retard et sur le choc technologique identifié² (noté CYSVAR- $AR(1)$)

La première et la deuxième sont donc des versions restrictives de la troisième avec les paramètres de l'AR(1) fixé à 0 ou 1.

Leur analyse est basée sur un modèle standard incluant trois chocs (choc de

²Cette dernière est plus flexible car elle n'impose pas une racine unitaire mais elle autorise les paramètres de l'AR(1) des heures à être librement estimés.

préférence³, choc de technologie et choc de consommation gouvernementale). Ils procèdent à une étude de Monte Carlo, génèrent 1000 échantillons de données à partir du modèle de cycle réel. Chaque échantillon de données consiste en 200 observations trimestrielles et correspond à la taille des échantillons typiques des études empiriques. Ils estiment le modèle VAR à quatre retards comme dans EGG (2004), CKM (2005) et CEV (2006). Ils étudient deux versions du modèle : une version à deux chocs (choc technologique, choc de préférence) et une version à trois chocs (ils ajoutent un choc de consommation gouvernementale).

Pour chaque expérience, ils examinent la fiabilité de différents SVAR basés sur l'identification de choc technologique : *i*) un modèle DSVAR avec la croissance de la productivité et les heures en première différence, *ii*) un modèle LSVAR avec la croissance de la productivité du travail et les heures en niveau, *iii*) l'approche CYSVAR- h dans laquelle le modèle SVAR inclut la croissance de la productivité du travail et le ratio consommation/production dans la première étape, et les heures sont régressées sur l'estimation du choc technologique dans une seconde étape. L'approche CYSVAR- Δh et CYSVAR-AR(1) sont les mêmes dans la première étape, mais on considère les heures en première différence et les heures retardées dans une deuxième étape. Dans la deuxième étape de l'approche CYSVAR, ils considèrent la valeur courante et celle des douze retards du choc technologique identifié.

Pour le modèle à deux chocs, la réponse des heures obtenues à partir du modèle DSVAR montre un grand biais à la baisse et est négativement persistante. Des résultats similaires à ceux de CKM (2005) qui montrent que la spécification en différences des heures adoptée par Galí (1999), Galí et Rabanal (2004) et Francis et Ramey (2004) peut mener à des conclusions erronées à propos de l'effet du choc technologique. Ils notent que le modèle DSVAR est manifestement mal spécifié sous le modèle de cycle réel considéré ici, cela implique une surdifférenciation des heures. La spécification en première différence peut donc créer une distorsion et mener à une réponse estimée

³Équivalent à un choc de taxe sur le revenu du travail

biaisée. Pour le modèle LSVAR, les réponses des heures obtenues montrent un grand biais à la hausse, la réponse estimée de l'impact est presque deux fois la vraie réponse et elle est au dessus de la vraie réponse, et ce, de façon persistante. Ces résultats corroborent ceux de CKM (2005) et dans une moindre importance ceux de CEV (2006). Comme l'ont souligné CKM (2005), l'intervalle de confiance avec le modèle LSVAR est très grand et donc non instructif. Le LSVAR ne peut donc pas faire de discrimination entre un modèle avec un effet positif et un modèle avec une effet négatif de l'impact d'un choc technologique. L'approche CYSVAR- h , quant à elle, produit un estimateur fiable de la réponse des heures. Le biais est petit (spécialement en comparaison avec ceux du DSVAR et LSVAR). De plus, les trois approches CYSVAR donnent des résultats très similaires. Donc, cette approche ne souffre pas de la spécification des heures contrairement aux DSVAR et LSVAR. Dans le cas des approches CYSVAR- Δh et CYSVAR- $AR(1)$ les intervalles de confiance sont plus proches de l'impact que pour le modèle LSVAR. Ces deux spécifications peuvent donc rejeter les modèles alternatifs dans lesquels les heures diminuent à l'impact d'un choc technologique. Alors que, comme CKM (2005) le mentionnent, le LSVAR ne peut différencier ce genre de modèle.

Pour évaluer la taille du biais, ils analysent le biais absolu cumulatif entre la moyenne des réponses dans le SVAR et la vraie réponse pour différents horizons. Ils obtiennent un large biais avec les modèles DSVAR et LSVAR (à l'impact et pour différents horizons) alors que l'approche CYSVAR- $AR(1)$ donne des résultats très fiables. Ils regardent aussi les résultats pour d'autres calibrations : par exemple quand l'écart-type du choc de préférence est petit. Dans ce cas, la précision des modèles LSVAR et DSVAR augmente. La spécification LSVAR et l'approche CYSVAR- $AR(1)$ donnent alors des résultats similaires. Au contraire, quand l'écart-type du choc de préférence augmente, les modèles LSVAR et DSVAR donnent de mauvais résultats pour l'identification de l'effet d'un choc technologique sur les heures. Tandis que, l'approche CYSVAR tend à surestimer le véritable effet du choc technologique, mais la somme de la moyenne des biais reste petite en comparaison de celle du LSVAR et DSVAR.

Comme l'ont souligné CKM (2005), un des problèmes avec les modèles SVAR est

qu'ils n'incluent pas de variables comme le capital. Mais, comme le soulignent Guay et Fève (2006), la fonction d'autocorrélation du ratio consommation/production et celle du ratio du capital sur le progrès technique sont très proches, alors que celle des heures diffère fortement. Ils en concluent que le ratio consommation/production a un comportement dynamique similaire à celui du capital. Ce qui suggère que ce ratio serait une bonne approximation de la variable d'état pertinente quand le choc sur l'offre de travail est très persistant ou non stationnaire. Inversement, les heures n'ont pas cette propriété. Bien sûr, un choc d'offre de travail hautement persistant ou non stationnaire est contestable mais les travaux empiriques supportent cette spécification dans de petits échantillons (Galí, 2005 et CEV, 2006).

Enfin pour juger de l'identification des chocs structurels, ils calculent la corrélation entre les chocs estimés et le vrai choc pour différentes versions du modèle de cycle réel. L'approche CYSVAR donne toujours les plus fortes corrélations entre le choc technologique estimé et le vrai choc technologique, elle excède souvent 0.9 et n'est pas très sensible au changement de spécification (variance du choc technologique, persistance et variance du choc de préférence). Inversement, la corrélation est la plus basse dans le cas du modèle DSVAR et elle diminue fortement avec l'augmentation de la volatilité du choc de préférence. Le modèle LSVAR donne de meilleurs résultats que le DSVAR, mais ne dépasse jamais ceux de l'approche CYSVAR. De même, ils examinent la corrélation entre le choc technologique identifié et le vrai choc de préférence. L'approche CYSVAR donne une corrélation très proche de zéro ce qui n'est pas le cas des spécifications LSVAR et DSVAR.

Pour le modèle à trois chocs, ils évaluent les modèles DSVAR et LSVAR quand ils incluent trois variables (productivité du travail, heure et ratio consommation/production). Dans ce cas, les modèles SVAR qui incluent trois variables fournissent de meilleurs résultats : le biais à la baisse du DSVAR est réduit, le biais à la hausse du LSVAR diminue. Ces résultats sont dans la lignée de CKM (2005). Dans leurs expériences, l'approche CYSVAR réussit beaucoup mieux que le modèle DSVAR et LSVAR. Encore une fois, la corrélation entre le choc technologique estimé et le vrai choc provenant du modèle de

cycle réel, est la plus haute dans l'approche CYSVAR (excède souvent 0.9 et est peu sensible au changement de la variance du choc de dépense gouvernementale).

Pour finir, ils évaluent la performance de leur approche en la comparant avec le modèle LSVAR et DSVAR, lesquels utilisent un estimateur alternatif paramétrique de long terme pour la matrice covariance proposée par CEV (2006). Dans la plupart des cas, l'approche CYSVAR est meilleure que le modèle LSVAR et DSVAR. Ils ne reportent pas les résultats car cet estimateur alternatif comporte deux problèmes. Le premier provient du fait que cette façon de faire n'est pas conceptuellement consistante avec la relation fondamentale entre la forme structurelle et réduite. En effet, l'estimateur de la matrice des coefficients contemporains du VAR structurel permet de retrouver le choc structurel venant de la forme réduite du choc, ne respecte pas la relation (le produit des matrices des coefficients contemporains du VAR structurel est égal à la matrice de variance-covariance des résidus du VAR réduit) entre la forme structurelle et réduite, il est donc très difficile d'interpréter les résultats. Le deuxième problème provient du fait que le paramètre de la fenêtre non paramétrique est fixé arbitrairement à 150 pour un échantillon de 180 observations. Un tel estimateur de matrice de covariance de long terme a besoin de remplir des conditions pour être consistant. En particulier, ce paramètre pour un estimateur de Barlett a besoin de croître à un certain taux, lequel ne doit pas dépasser $T^{\frac{1}{3}}$ où T est le nombre d'observation. Cette condition est clairement violée pour un paramètre égal à 150, l'estimateur n'est donc pas consistant.

CHAPITRE II

MÉTHODOLOGIE

Dans cette section, nous présentons la méthodologie employée pour l'étude de l'évaluation de la capacité des SVAR en utilisant des restrictions de long terme à identifier les fonctions de réponses suite à un choc technologique. Dans un premier temps, nous présentons le problème d'identification lié à l'approche des SVAR, puis les différentes méthodes de restrictions que l'on peut utiliser. Par la suite, nous définissons le LSVAR et le DSVAR, puis nous rappelons quelques notions d'analyse spectrale, utiles pour comprendre les différents estimateurs de matrice variance-covariance. Enfin, nous présentons une dernière méthode de restrictions alternative basée sur l'analyse spectrale, et pour finir le modèle qui sera utilisé dans notre étude de Monte-Carlo.

2.1 Problème d'identification

Considérons le vecteur ΔX_t composé de n variables stationnaires. On peut modéliser la relation entre ces variables à l'aide d'un VAR, que l'on peut associer à la forme réduite d'un modèle dynamique structurel. On a le VAR suivant :

$$\Delta X_t = B(L) \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

où $B(L) = \sum_{i=0}^p B_i L^i$ représente une matrice de polynômes de retard et ε_t le vecteur des chocs de la forme réduite. $E[\varepsilon_t \varepsilon_t'] = \Sigma$, où Σ est une matrice définie positive. En utilisant le théorème de Wold, le processus stationnaire ΔX_t peut être décomposé

comme suit

$$\Delta X_t = \mu(t) + C(L) \varepsilon_t \quad (2.2)$$

où $\mu(t)$ représente la composante déterministe et $C(L) = \sum_{i=0}^{\infty} C_i L^i$ est la matrice de polynômes de retard (composante moyenne mobile infinie) et $C(0) = I_n$ où I_n est la matrice identité d'ordre n . Par simplicité on suppose par la suite que $\mu(t) = 0$. On peut également écrire le vecteur X_t sous une forme structurelle

$$\Delta X_t = A(L) \eta_t \quad (2.3)$$

où $A(L)$ est une matrice de polynômes de retard, η_t est le vecteur de chocs structurels, $E[\eta_t \eta_t'] = \Omega$ et $A_0 = A(0)$. En prenant comme hypothèse que les chocs structurels sont orthogonaux, et que l'on normalise les chocs, on obtient que $\Omega = I_n$.

Étant donné les équations (2.2) et (2.3), les résidus du modèle de la forme réduite sont reliés aux résidus de la forme structurelle comme suit

$$\varepsilon_t = A(0) \eta_t \quad (2.4)$$

et alors

$$\Sigma = A(0) \Omega A(0)' \quad (2.5)$$

où $A(0)$ est la matrice des coefficients contemporains du VAR de forme structurelle.

Le problème d'identification est ainsi donné par (2.4) et (2.5) et consiste donc à identifier la matrice $A(0)$ sur les relations structurelles. En effet, la matrice Σ est une matrice symétrique, elle a donc $\frac{n(n+1)}{2}$ éléments différents. Quant à la matrice $A(0)$ elle contient n^2 éléments différents. On a donc un problème d'identification. On devra imposer $\frac{n(n-1)}{2}$ restrictions.

2.2 Méthode de restrictions

Différentes méthodes d'identification ont été développées dans la littérature en imposant certaines restrictions sur la forme structurelle.

2.2.1 Restrictions de court terme : Sims (1980)

Nous allons procéder à l'aide de restrictions de court terme. Pour cela, nous allons utiliser la matrice variance-covariance de l'impact contemporain. Cette matrice de variance-covariance pour la forme réduite et la forme structurelle est donnée par la relation (2.5) que l'on peut réécrire comme étant

$$\Sigma = A^*(0) A^*(0)' \quad (2.6)$$

où $A^*(0) = A(0)\Omega^{\frac{1}{2}}$. On notera par la suite $A^*(0)$ par $A(0)$.

La stratégie de Sims (1980) consiste à appliquer une décomposition de Choleski pour la matrice de variance-covariance Σ . La décomposition de Choleski permet de décomposer une matrice F symétrique définie positive de la façon suivante :

$$F = GG'$$

où G est une matrice triangulaire par le bas. Les éléments au-dessus de la diagonale sont donc égaux à zéro. En appliquant la décomposition de Choleski à la matrice de variance-covariance de l'effet contemporain de la forme réduite, on obtient une matrice $A(0)$ triangulaire par le bas.

Par la relation $\varepsilon_t = A(0)\eta_t$, cette représentation particulière de $A(0)$ impose donc que seulement le premier choc structurel a un effet contemporain sur la première variable de la représentation VAR. Le premier et le deuxième chocs structurels ont un effet contemporain sur la deuxième variable et ainsi de suite. L'ordonnancement des variables dans le VAR est donc cruciale.

De façon générale, on peut imposer $\frac{n(n-1)}{2}$ valeurs de la matrice $A(0)$ et résoudre le système d'équations résultant de l'égalité

$$\Sigma = A(0) A(0)' \quad (2.7)$$

Ces restrictions peuvent provenir, par exemple, de raisonnements économiques (Bernanke et Mihov, 1998).

2.2.2 Restrictions de long terme (Blanchard et Quah, 1989)

L'impact à long terme d'un choc est donné par la somme des coefficients moyenne mobile de ce choc. On a donc les relations suivantes pour l'impact à long terme des chocs de la forme réduite et de la forme structurelle :

$$C(1)\varepsilon_t = A(1)\eta_t . \quad (2.8)$$

A partir de cette égalité, on obtient l'égalité des matrices de variance-covariance de long terme donnée par :

$$C(1)\Sigma C(1)' = A(1)A(1)' \quad (2.9)$$

ce qui implique que

$$C(1)A(0)A(0)'C(1)' = A(1)A(1)'$$

et donc

$$C(1)A(0) = A(1) .$$

En imposant un nombre suffisant de restrictions sur la matrice $A(1)$ mesurant l'impact à long terme des chocs structurels, on peut identifier la matrice $A(0)$. Par exemple, Blanchard et Quah (1989) appliquent une décomposition de Choleski sur la matrice de variance-covariance de long terme de la forme réduite donnée par (2.9). Ce type de restrictions implique, par exemple, que seulement le premier choc a un impact à long terme sur la première variable de la représentation VAR¹.

De façon générale, nous avons l'égalité suivante entre les matrices de variance-covariance de la forme réduite et de la forme structurelle :

$$C(z)\Sigma C(z)' = A(z)A(z)' ,$$

pour un opérateur z quelconque. Les restrictions de court terme selon la méthode de Sims correspondent au cas où $z = 0$. En effet, pour ce cas, on a

$$C(0)\Sigma C(0)' = A(0)A(0)'$$

¹On peut parler d'impact à long terme seulement pour des séries non stationnaires en niveau et stationnaires en différence.

et $C(0) = I$. Les restrictions de long terme correspondent au cas où $z = 1$,

$$C(1)\Sigma C(1)' = A(1)A(1)'$$

De la même façon, nous pouvons envisager des restrictions dans le domaine des fréquences.

Ainsi,

$$C(\exp(i\omega))\overline{\Sigma C(\exp(i\omega))} = A(\exp(i\omega))\overline{A(\exp(i\omega))}$$

et donc $z = \exp(i\omega)$ (Guay et Pelgrin (2006)).

Une fois que l'identification de la matrice $A(0)$ est réalisée, nous pouvons obtenir les fonctions de réponse et la décomposition de la variance des choc structurels à partir de la représentation moyenne mobile structurelle.

2.3 Définition du LSVAR et DSVAR

Comme nous l'avons souligné, la littérature sur les SVAR pour identifier l'impact d'un choc technologique sur les heures, comprend deux spécifications populaires, lesquelles utilisent les données sur la productivité et les heures travaillées : la spécification DSVAR (les heures sont utilisées en première différence), et la spécification LSVAR (utilise les heures en niveau).

Le DSVAR s'écrit donc comme suit :

$$\Delta X_t = B(L) \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$$

où

$$\Delta X_t = (\Delta x_t, \Delta h_t)' \text{ et } B(L) = \sum_{i=1}^p B_i L^i$$

où x_t représente la productivité du travail et Δh_t les heures travaillées en première différence.

De même le LSVAR s'écrit :

$$\Delta X_t = B(L) \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$$

où

$$\Delta X_t = (\Delta x_t, h_t)' \text{ et } B(L) = \sum_{i=1}^p B_i L^i$$

La seule différence est donc qu'ici les heures travaillées sont spécifiées en niveau.

2.4 Notions d'analyse spectrale

Nous pouvons considérer une série temporelle comme une somme pondérée de séries sous-jacentes de cycles, de longueurs et de comportements différents. Par exemple, les ventes de détails agrégées suivent des variations saisonnières régulières et des variations de plus long terme associées au cycle économique. Nous pouvons considérer la variance totale d'une série temporelle comme la somme des contributions de ces différentes séries sous-jacentes de fréquences différentes. L'analyse spectrale permet de décomposer la variance d'une série temporelle.

Prenons un processus $\{x_t\}_t$ définissant une série temporelle de moyenne nulle et stationnaire. Nous pouvons définir l'autocovariance de ce processus au retard k comme

$$\lambda_k = \text{cov}[x_t, x_{t-k}].$$

Nous supposons que la somme de la valeur absolue de la série λ_k existe ; c'est à dire que $\sum_{i=0}^{\infty} |\lambda_k|$ est finie. La fonction générant l'autocovariance de cette série temporelle est donnée par

$$g_X(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \lambda_k z^k.$$

Nous évaluons cette fonction à la valeur complexe $z = \exp(i\omega)$, avec ω un nombre réel, et nous divisons par 2π pour obtenir le spectre, ou la fonction de densité spectrale, de la série temporelle,

$$h_X(\omega) = \frac{1}{2\pi} \left(\sum_{k=-\infty}^{\infty} \lambda_k e^{-i\omega k} \right).$$

La fonction de densité spectrale est une manière de caractériser un processus de série temporelle, analogue à la fonction d'autocovariance (ou aux différents moments pour une distribution de probabilité). Pour une série temporelle présentant un ensemble d'autocovariance λ_k , la densité spectrale peut être calculée pour n'importe quelle valeur donnée

de ω , où ω représente une fréquence. Par exemple $\frac{2\pi}{\omega} = 80 \rightarrow \omega = \frac{2\pi}{80}$ représente les variations correspondantes à 80 trimestres pour une série trimestrielle. Pour les mouvements de long terme on a $\frac{2\pi}{\omega} \simeq \infty \rightarrow \omega = 0$, les fréquences des cycles telles que définis par Burns et Mitchell (1946) sont $\frac{2\pi}{6}$ et $\frac{2\pi}{32}$.

On a que $\exp(i\omega k) + \exp(-i\omega k) = 2 \cos(\omega k)$ est toujours réel. Nous pouvons donc combiner ces équations pour simplifier le spectre

$$h_X(\omega) = \frac{1}{2\pi} \left[\lambda_0 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} \lambda_k \cos(\omega k) \right], \quad \omega \in [0, \pi].$$

Ceci est une fonction continue, à valeurs strictement réelles, de ω . Puisque la fonction cosinus est cyclique de période 2π , $h_X(\omega) = h_X(\omega + M2\pi)$ pour tout entier M , l'intégralité du spectre est connue si ses valeurs pour ω compris entre 0 et π sont connues (puisque $\cos(-\omega) = \cos(\omega)$, $h_X(\omega) = h_X(-\omega)$, les valeurs du spectre pour ω compris entre 0 et $-\pi$ sont les mêmes que celles de 0 à $+\pi$). Nous avons aussi une correspondance entre le spectre et les autocovariances,

$$\lambda_k = \int_{-\pi}^{\pi} h_X(\omega) \cos(k\omega) d\omega.$$

Il est donc possible de considérer la suite d'autocorrélations et la fonction de densité spectrale comme deux manières différentes de voir la même série temporelle (dans le premier cas, du point de vue "domaine temporel" et dans le second, du point de vue du "domaine fréquentiel").

2.5 Différents estimateurs de matrice variance-covariance

La stratégie d'identification de long terme requiert d'estimer la somme des coefficients du VAR réduit $C(1)$, et cette somme est difficile à estimer précisément (Sims (1972)). Ceci peut provenir du fait que la vraie valeur du nombre de retards dans le VAR est plus grande que celle utilisée par l'économètre. En effet, lorsque le processus de génération de données est un modèle d'équilibre général dynamique stochastique, X_t peut avoir représentation VAR d'ordre infini ($q = \infty$).

Pour comprendre cela, considérons une expression analytique reliée à celle de Sims (1972). L'équation (2.10) approxime ce qu'un économètre trouverait en estimant un VAR mal spécifié (trop peu de retards). Soit $\hat{C}_1, \dots, \hat{C}_q$ et $\hat{\Sigma}$ les paramètres estimés du VAR avec q retards. Nous avons alors,

$$\hat{\Sigma} = \Sigma + \min_{\hat{C}_1, \dots, \hat{C}_q} \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left[C(e^{-i\omega}) - \hat{C}(e^{-i\omega}) \right] h_X(\omega) \left[C(e^{i\omega}) - \hat{C}(e^{i\omega}) \right] d\omega, \quad (2.10)$$

où $C(e^{-i\omega})$ est $C(L)$ dans lequel nous remplaçons L par $e^{-i\omega}$. Ici C et Σ sont les vrais paramètres de la représentation VAR, $\hat{C}(e^{-i\omega})$ les estimateurs de $C(e^{-i\omega})$ et $h_X(\omega)$ la densité spectrale à la fréquence ω .

Selon (2.10), l'estimation d'un VAR non contraint implique de choisir les paramètres qui minimisent la forme quadratique de la différence entre la matrice estimée des retards et la vraie. La forme quadratique affecte un plus grand poids aux fréquences où la densité spectrale est la plus grande par l'intermédiaire du terme $h_X(\omega)$. Si le VAR de l'économètre est correctement spécifié, alors $\hat{C} = C$ et $\hat{\Sigma} = \Sigma$. Si l'économètre estime un VAR avec trop peu de retards par rapport au véritable VAR, alors cette erreur de spécification implique que $\hat{C} \neq C$ et $\hat{\Sigma} > \Sigma$. L'équation (2.10) indique que $\hat{C}(1)$ sera une bonne approximation de $C(1)$ seulement si $h_X(\omega)$ est relativement grande au voisinage de $\omega = 0$, or ceci n'est vraiment pas assuré. De plus, le poids $\omega = 0$ est de mesure nulle dans le calcul de l'intégrale. Ceci explique pourquoi l'estimateur de $C(1)$ ne peut être convergent.

Nous pouvons donc utiliser des procédures alternatives pour estimer le VAR avec des hypothèses de long terme, celles-ci impliquent de remplacer la densité spectrale à la fréquence zéro par d'autres estimateurs spécifiquement conçus pour cela. Il y a une très importante littérature qui analyse les propriétés des estimateurs alternatifs de densité spectrale à fréquence zéro pour la matrice variance-covariance. Une alternative est d'utiliser un estimateur non paramétrique avec un noyau de Bartlett

$$h_X(0) = \sum_{k=-(T-1)}^{T-1} g(k) \hat{C}(k), \quad g(k) = \begin{cases} 1 - \frac{|k|}{r} & |k| \leq r \\ 0 & |k| > r \end{cases},$$

où,

$$\widehat{C}(k) = \frac{1}{T} \sum_{t=k+1}^T (X_t - \bar{X})(X_{t-k} - \bar{X}).$$

C'est l'estimateur utilisé par CEV (2006), ils utilisent essentiellement toutes les covariances possibles dans les données en choisissant une grande valeur de r , $r = 150$. Mais comme l'ont souligné Guay et Fève (2006), le paramètre r du noyau non paramétrique est fixé arbitrairement à 150 pour un échantillon de 180 observations. Or un tel estimateur de matrice non paramétrique à noyau de covariance de long terme a besoin de remplir certaines conditions pour être consistant. En particulier, le paramètre de noyau ne doit pas croître à un taux supérieur à $T^{\frac{1}{3}}$ où T est le nombre d'observation. Un choix de paramètre égal à 150 viole carrément cette condition.

Newey et West (1994) ont proposé une procédure alternative "data driven" consistante pour choisir ce paramètre. Pour cela, il faut choisir le paramètre selon un critère d'erreur quadratique moyenne qui garantit la consistance de l'estimateur. Le paramètre ainsi choisi dépend donc de la structure dynamique des séries dans le VAR.

Une autre alternative est d'utiliser l'estimateur d'Andrews-Monahan (1992) :

$$h_X(0) = [I - (C_1 + \dots + C_p)]^{-1} F_u(0) [I - (C_1 + \dots + C_p)']^{-1}$$

$$F_u(0) = \sum_{k=-r}^r \left| 1 - \frac{k}{r} \right| G(k), \quad G(k) = \frac{1}{T} \sum_{t=k}^T u_t u'_{t-k}.$$

Cette procédure consiste dans un premier temps à estimer un VAR(p) sur la série et dans un deuxième temps, à utiliser un estimateur non paramétrique à noyau sur les termes d'erreurs.

2.6 Autre méthode de restrictions

La méthode de Blanchard et Quah (BQ) identifie les sources de fluctuations économiques en imposant des restrictions de long terme sur la fonction de réponse à la fréquence zéro. Wen (2001) généralise la méthode de BQ dans le domaine des fréquences. Par exemple des restrictions peuvent être imposées à d'autres fréquences que la fréquence nulle.

Pour cela, Wen définit une innovation structurelle ($m - i$) comme étant l'innovation qui a l'effet minimum sur la variance de la série temporelle X_t sur l'intervalle de fréquence $\Omega = \{\omega\}$, et l'innovation ($m - a$) comme étant l'innovation qui a l'effet maximum sur la variance de X_t sur le même intervalle de fréquence.

Considérons une économie avec deux types d'innovations, η_1 et η_2 , où η_1 est une innovation ($m - i$) et η_2 est une innovation ($m - a$). Ces innovations sont orthogonales et i.i.d avec un écart-type normalisé à un. Soit X_t une série temporelle stationnaire ayant une représentation moyenne mobile :

$$\Delta X_t = a_1(L) \eta_{1t} + a_2(L) \eta_{2t}, \quad E[\eta\eta'] = I, \quad (2.11)$$

où $a_1(L) = \sum_{j=0}^{\infty} a_{1j} L^j$, $a_2(L) = \sum_{j=0}^{\infty} a_{2j} L^j$, η_{1t} et η_{2t} représente les innovations structurelles.

Pour un vecteur ΔX_t de variable stationnaire, il existe donc une représentation de Wold telle que

$$\Delta X_t = b_1(L) \varepsilon_{1t} + b_2(L) \varepsilon_{2t}, \quad E[\varepsilon\varepsilon'] = \Sigma. \quad (2.12)$$

Cette représentation correspond à la forme réduite. Wen s'intéresse donc à récupérer la représentation structurelle (2.11) de la représentation de Wold (2.12) laquelle peut être simplement estimée en utilisant un VAR bivarié. Pour finir, il faut définir le lien suivant entre la forme structurelle et la forme réduite :

$$\varepsilon_t = A_0 \eta_t,$$

(où A_0 est une matrice 2×2 de rang plein) telle que l'équation (2.12) peut être écrite comme :

$$X_t = \begin{bmatrix} b_1(L) & b_2(L) \end{bmatrix} A_0 \begin{bmatrix} \eta_{1t} \\ \eta_{2t} \end{bmatrix}.$$

Etant donné A_0 , la représentation structurelle (2.11) peut être complètement récupérée à partir des données avec l'équation

$$\begin{bmatrix} a_1(L) & a_2(L) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1(L) & b_2(L) \end{bmatrix} A_0$$

et

$$\eta_t = A_0^{-1} \varepsilon_t.$$

Comme $\varepsilon_t = A_0 \eta_t$, les données imposent la restriction d'identification suivante sur A_0 :

$$\Sigma = A_0 A_0' \quad (2.13)$$

Mais la restriction (2.13) est composée de seulement trois équations pour quatre inconnues (comme $E[\varepsilon \varepsilon'] = \Sigma$ est symétrique), et ce n'est donc pas suffisant pour identifier les quatre éléments de A_0 . Il faut donc une hypothèse d'identification supplémentaire sur A_0 .

Pour finir, Wen définit un schéma d'identification Ω , comme étant un ensemble de restrictions imposées sur la fonction de densité spectrale de ΔX_t à travers un intervalle de fréquence Ω concernant l'effet dynamique de l'innovation $m - i$ (η_1) ou l'innovation $m - a$ (η_2).

Il propose ainsi la restriction linéaire suivante comme étant un schéma d'identification Ω :

$$[A_0]_{11} = -[A_0]_{21} \left(\frac{\int_{\Omega} [b_1(e^{-i\omega}) b_2(e^{i\omega}) + b_2(e^{-i\omega}) b_1(e^{i\omega})] d\omega}{2 \int_{\Omega} |b_1(e^{-i\omega})|^2 d\omega} \right) \quad (2.14)$$

où $[A_0]_{ij}$ indique le ij ème élément dans A_0 , et Ω est l'intervalle de fréquence sur lequel l'innovation $m - i$ et l'innovation $m - a$ sont définies.

Pour cela nous pouvons faire l'hypothèse que seul le choc technologique (η_2) à un effet de long terme, et donc le choc non technologique (η_1) n'a pas d'effet de long terme sur X_1 (la productivité du travail par exemple). Dans le cadre de la représentation (2.11), cette restriction signifie :

$$a_1(1) = 0.$$

Dans le cadre de la représentation (2.12), cette restriction implique :

$$[A_0]_{11} b_1(1) + [A_0]_{21} b_2(1) = 0. \quad (2.15)$$

Du point de vue de l'analyse spectrale, le schéma d'identification de BQ (la restriction (2.15)) est un schéma d'identification Ω , car cette expression implique que le choc non technologique est une innovation $m - i$ (cest à dire qu'il a la contribution minimum pour la variance de X_t à la fréquence zéro, tandis que le choc technologique est une innovation $m - a$). Pour voir cela, prenons $\Omega = \{0\}$ (c'est à dire que, $\omega = 0$ est la seule fréquence pour laquelle la restriction d'identification est imposée), l'équation (2.14) se simplifie donc en

$$[A_0]_{11} = -[A_0]_{21} \frac{b_2(1)}{b_1(1)},$$

laquelle est identique à (2.15). Donc, le schéma d'identification de BQ peut être interprété comme un cas spécial de (2.14). Cependant la méthode de BQ souffre de critique potentielle du fait qu'ils imposent des restrictions de long terme précisément à la fréquence zéro. Il est aussi vraisemblable d'avoir des effets de long terme à une fréquence proche de zéro. Avec cette méthode, il est possible d'imposer des restrictions de long terme à la fréquence zéro et à son voisinage. Il suffit de définir $\Omega = \{\underline{\omega}, \bar{\omega}\}$ où $0 \in [\underline{\omega}, \bar{\omega}]$, et dans ce cas là l'équation (2.14) devient :

$$[A_0]_{11} = -[A_0]_{21} \left(\frac{\int_{\underline{\omega}}^{\bar{\omega}} [b_1(e^{-i\omega}) b_2(e^{i\omega}) + b_2(e^{-i\omega}) b_1(e^{i\omega})] d\omega}{2 \int_{\underline{\omega}}^{\bar{\omega}} |b_1(e^{-i\omega})|^2 d\omega} \right).$$

Par exemple un choc n'ayant pas d'impact après 100 trimestres, correspond à une restrictions sur l'intervalle de fréquence $\omega \in \left(-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right)$.

2.7 Modèle de cycle réel

Dans le but d'évaluer la capacité des VAR structurelles, en utilisant des restrictions de long terme, à identifier adéquatement l'impact des choc technologiques sur des variables agrégées. Nous effectuons une étude de Monte-Carlo, c'est-à-dire que nous utilisons un modèle standard de cycle réel incluant deux chocs pour générer nos données. Les données étant générées par notre modèle, on sait exactement ce que doivent être les chocs, ainsi que les fonctions de réponses. On peut ainsi les comparer à l'approche SVAR (ses fonctions de réponses), lorsqu'on l'utilise avec les données générées par le modèle.

Dans le cadre de notre analyse, nous considérons le modèle suivant. La fonction d'utilité du ménage représentatif est donnée par

$$E_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i (\log(C_{t+i}) + \psi \chi_{t+i} \log(1 - H_{t+i}))$$

où $\beta \in (0, 1)$ est le facteur d'escompte psychologique et $\psi > 0$ est le paramètre d'allocation du temps. E_t désigne l'espérance conditionnelle à l'ensemble d'information à la date t . C_t et H_t représentent la consommation et l'offre de travail au temps t . L'offre de travail H_t est sujette à un choc de préférence χ_t , qui suit un processus stochastique stationnaire.

$$\log(\chi_t) = \rho_\chi \log(\chi_{t-1}) + (1 - \rho_\chi) \log \bar{\chi} + \sigma_\chi \varepsilon_{\chi,t}$$

où $\bar{\chi} > 0$, $|\rho_\chi| < 1$, $\sigma_\chi > 0$ et $\varepsilon_{\chi,t}$ est *iid* avec une moyenne nulle et une variance unitaire. De plus le temps disponible est normalisé à 1. Comme souligné par Galí (2005), ce choc peut être une importante source de fluctuations, dans la mesure où il compte pour des déplacements persistant du taux marginal de substitution entre la consommation et le travail. De tels déplacements captant la persistance des fluctuations dans l'offre de travail suivant des changements dans la participation au marché du travail et/ou des changements de la structure démographique. De plus, ce choc de préférence nous permet simplement de prendre en compte d'autres distortions dans le marché du travail, appelé écart au travail dans Chari, Kehoe et McGrattan (2004). Nous notons aussi que ce choc est équivalent à un choc de taxe sur le revenu du travail.

La firme représentative utilise le capital K_t et le travail H_t pour produire le bien final Y_t . La technologie est représentée par la fonction de production de type Cobb-Douglas à rendements constants :

$$Y_t = K_t^\alpha (Z_t H_t)^{1-\alpha}$$

avec $\alpha \in (0, 1)$. Z_t est supposé suivre un processus exogène de la forme

$$\log(Z_t) = \log(Z_{t-1}) + \gamma_z + \sigma_z \varepsilon_{z,t}$$

avec $\sigma_z > 0$ et $\varepsilon_{z,t}$ est *iid* avec une moyenne nulle et une variance unitaire. Dans la terminologie de CKM (2004), dans la fonction de production $Z_t^{1-\alpha}$ correspond à

l'écart d'efficience. Cet écart peut capter par exemple des frictions dans les inputs de financement. L'évolution du stock de capital est donnée par

$$K_{t+1} = (1 - \delta) K_t + I_t,$$

où $\delta \in (0, 1)$ est le taux de dépréciation. Le produit final peut être à la fois consommé et investi :

$$Y_t = C_t + I_t.$$

Ce modèle est ainsi caractérisé par deux écarts variant dans le temps, c'est à dire l'écart d'efficience et l'écart de travail.

Dans le but d'analyser les implications quantitatives du modèle, nous appliquons une transformation pour stationnariser les variables qui suivent une tendance stochastique. La production, la consommation et l'investissement sont divisés par Z_t , et le capital par Z_{t-1} . Le modèle est résolu à l'aide d'une approximation log-linéaire des conditions d'équilibre stationnarisées autour de l'état stationnaire déterministe.

Le modèle structurel est calibré (à partir de données trimestrielles) en reprenant des valeurs habituellement utilisées dans la littérature des cycles réels. Nous fixons la part du capital à $\alpha = 0.33$ et le paramètre d'allocation du temps à $\psi = 2.5$. Nous choisissons le facteur d'escompte pour que le taux d'intérêt réel annualisé à l'état stationnaire soit 3%. Nous fixons le taux de dépréciation $\delta = 0.015$. Le taux de croissance de Z_t , γ_z est égal à 0.0036. Les paramètres des deux variables (Z_t, χ_t) sont similaires aux travaux empiriques antérieurs avec des données US. L'écart-type σ_z du choc technologique est égal à 1% (voir Prescott, 1986, Burnside et Eichenbaum, 1996, Chari, Kehoe et McGrattan, 2005 et Christiano, Eichenbaum et Vigfusson, 2006). Nous choisissons des valeurs alternatives (0.90; 0.95; 0.99) pour le paramètre autorégressif ρ_χ du choc de préférence. Les estimations antérieures (CKM, 2005 et CEV, 2006) suggèrent des valeurs entre 0.95 et 0.99, mais nous ajoutons $\rho_\chi = 0.90$ pour vérifier la robustesse. Finalement, l'écart-type σ_χ prend trois valeurs différentes (0.005; 0.01; 0.02). Ces trois valeurs résument à peu près la gamme d'estimation antérieure (voir EGG, 2005, CKM, 2005, et CEV, 2006). Ce choix de calibration résume les estimations antérieures, les-

quelles utilisent différentes bases de données et différentes techniques d'estimation. Cela nous permet de mener une analyse de sensibilité et d'évaluer l'efficacité de différentes approches pour diverses calibrations des variables.

CHAPITRE III

RÉSULTATS DES SIMULATIONS

Dans notre étude de Monte-Carlo, nous générons 1000 échantillons de données à partir du modèle de cycle réel. Chaque échantillon de données est composé de 200 observations trimestrielles, ce qui correspond à la taille standard des études empiriques. Pour chaque échantillon de données, nous estimons le modèle VAR avec quatre retards comme dans EGG (2005), CKM (2005) et CEV (2006).

Dans le but d'analyser la fiabilité des SVAR, basés sur les hypothèses de long terme, à découvrir la vraie réponse du modèle nous considérons plusieurs approches LSVAR. Chaque approche, inclut la croissance de la productivité et les heures en niveau. Notre première approche est l'approche LSVAR standard qui utilise la méthode de restriction de Blanchard et Quah. Dans notre deuxième approche, nous utilisons les restrictions basées sur la méthode dans le domaine des fréquences suggéré par WEN (2001). Dans notre troisième approche, nous remplaçons l'estimateur standard de la matrice variance-covariance par un estimateur non paramétrique à noyau de Bartlett. Puis, dans une dernière approche, nous utilisons un autre estimateur non paramétrique, celui d'Andrews-Mohanan.

3.1 Résultats

Les figures 3-1-(a)-(1) montrent les réponses des heures de chaque SVAR dans notre calibration de référence ($\rho_\chi = 0.95$ et $\sigma_z = \sigma_\chi = 0.01$). La ligne en pointillés

représente la vraie réponse des heures dans notre modèle, alors que la la ligne continue représente l'estimation de la réponse venant du SVAR, les lignes avec des croix représentent notre intervalle de confiance à 95%.

Approche LSVAR

La réponse des heures obtenues dans notre approche LSVAR de base (en utilisant les restrictions de long terme à la Blanchard et Quah) montre un grand biais à la hausse ; en effet la réponse estimée de l'impact est presque le double de la vraie réponse et est au-dessus de la réponse de façon persistante (figure 3-1-(a)). Dans le but de mesurer la taille du biais, le tableau 3-1 reporte le biais absolu cumulatif entre la moyenne des réponses obtenues par les différents approches SVAR et la vraie réponse à travers différents horizons. Notre calibration de référence est donné par la partie central du tableau 3-1 quand $\rho_x = 0.95$ et $\sigma_x/\sigma_z = 1$. Le biais associé à notre approche de référence est de 0.29 à l'impact (tableau 3-1), et l'intervalle de confiance est de 1.8. Ces résultats sont similaires à ceux de CKM (2005), mais comme ils le soulignent, l'intervalle de confiance dans le LSVAR est très grand et donc peu informatif. Le LSVAR ne peut faire de discrimination entre des modèles impliquant une réponse positive ou négative à l'impact suite à un choc technologique.

Nous calculons en plus la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) cumulative pour différents horizons. En effet, la RMSE prend en compte le biais et la dispersion des fonctions de réponses estimées. Ces résultats sont reportés dans le tableau 3-2. Pour notre approche LSVAR de référence la RMSE est de 0.53 (et de 2.42 sur un horizons de 12 trimestres), ce qui signifie que cette grande RMSE est due d'une part à un biais à la hausse relativement grand et d'autre part à une grande dispersion.

Approche LSVAR WEN

Dans notre deuxième approche (figure 3-1-(b)-(f)) nous utilisons les restrictions basées sur la méthode dans le domaine des fréquences suggérées par WEN pour différentes

fréquences dans notre LSVAR. Nous considérons cinq ensembles de fréquence : $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{N}, \frac{2\pi}{N}\right]$ avec $N = 50, 80, 100, 120, 150$. En effet, comme nous l'avons déjà souligné, la méthode de Blanchard et Quah souffre de critique potentielle du fait qu'elle impose des restrictions de long terme précisément à la fréquence zéro¹. Ainsi, comme il n'y a pas de consensus sur la durée après laquelle le choc de préférence n'a plus d'impact sur la productivité, nous considérons plusieurs N . Par exemple, lorsque l'on fixe N à 50, cela signifie que le choc de préférence n'a plus d'impact après 50 trimestres sur la productivité. Il est toutefois possible de regarder dans notre modèle générateur de données, l'impact du choc de préférence et sa durée sur la productivité du travail (figure 3-2). Cette figure nous montre qu'au delà de 120 trimestres, l'impact devient nul ou très faible, ce qui implique que la restriction est respectée pour $N \geq 120$ et violée pour $N < 120$.

Pour chacune des fréquences, le biais et l'intervalle de confiance sont réduits par rapport à notre approche de référence. On remarque aussi que plus N augmente plus l'intervalle de confiance augmente, passant de 1.3 à 1.55. Le biais, quant à lui, diminue entre $N = 50$ et $N = 80$ (biais de 0.03), pour augmenter en suite jusqu'à 0.11 pour $N = 150$. On note aussi que dans le cas où $N = 50$, la vraie réponse est sous-estimée, puis plus N augmente moins la réponse est sous-estimée, pour finir par être surestimée dans le cas où $N = 150$, se rapprochant ainsi de plus en plus du résultat avec la méthode de Blanchard et Quah (l'intervalle de confiance grandit aussi). En effet, comme l'a montré WEN, lorsque $N \rightarrow \infty$, l'approche LSVAR WEN devient identique à notre approche de référence.

Le calcul de la RMSE, fait ressortir que celle-ci est principalement due à l'intervalle de confiance, les biais étant assez faible. Les RMSE de cette approche pour les différents N , sont relativement proches : de 0.37 pour $N = 50$, à 0.41 pour $N = 150$. On note aussi que pour un horizon de douze trimestres, leur RMSE est équivalente à 4.1, et sur cet horizon c'est l'approche avec un $N = 80$ qui produit la plus petite RMSE

¹Il est aussi vraisemblable d'avoir des effets de long terme à une fréquence proche de 0.

(3.9). Donc, l'approche LSVAR WEN, produit des biais et des intervalles de confiance plus petits que dans notre approche de référence. Mais encore une fois, les intervalles de confiance sont larges. Dans tous les cas, l'approche LSVAR WEN ne peut discriminer des modèles impliquant une réponse positive ou négative à l'impact suite à un choc.

Approche LSVAR Bartlett

Dans cette approche (figure 3-1-(g)-(k)) nous remplaçons l'estimateur standard de la matrice variance-covariance par un estimateur non paramétrique à noyau de Bartlett. Cela correspond à l'estimateur utilisé par CEV (2006), toutefois nous prenons plusieurs valeurs pour le paramètre de fenêtre. Dans un premier cas, on fixe le paramètre à l'aide d'une méthode endogène du nombre de terme du noyau proposé par Newey et West (noté LSVAR Bartlett NW), ensuite nous fixons le paramètre de façon arbitraire à la valeur 5, puis 10, puis 20 et enfin à 150. C'est cette dernière valeur que CEV (2006) utilisent, mais cela viole les conditions de consistance de l'estimateur. Dans notre premier cas, le biais et l'intervalle de confiance sont presque réduits de moitié. En effet, le biais passe de 0.29 à l'impact pour notre approche de référence à 0.16 pour l'approche LSVAR Bartlett NW, et l'intervalle de confiance de 1.8 à 0.95. De plus, on sous-estime la réponse au lieu de la surestimer. Lorsque l'on fixe le paramètre à la valeur 5, le biais devient identique à celui de notre approche LSVAR de référence (0.28) mais de signe inverse, en revanche l'intervalle de confiance, lui, reste identique à celui de notre premier cas (0.95). Par la suite, plus on augmente la valeur du paramètre plus la taille du biais diminue, mais plus la taille de l'intervalle de confiance augmente (moins de biais mais moins de précisions). Ainsi pour une valeur du paramètre égale à 10 le biais est de 0.17 et l'intervalle de confiance de 0.97, alors que pour une valeur de 150 le biais est de 0.04, mais l'intervalle de confiance est de 2, ce qui est supérieur à celui de notre approche LSVAR de référence. Mais dans tous les cas l'approche LSVAR Bartlett ne peut discriminer des modèles impliquant différentes réponses.

L'étude de la RMSE fait ressortir, que lorsque la valeur du paramètre est fixé de façon endogène, ou lorsqu'elle est fixée à 10 la valeur de la RMSE est dûe d'une part au

biais et d'autre part à l'intervalle de confiance. Dans le cas où le paramètre est fixée à 5, la RMSE est principalement due au biais, alors que lorsque les paramètres sont fixé à 20 et 150, la RMSE est presque entièrement due aux très grands intervalles de confiance.

Approche LSVAR Andrews-Mohanan

Dans notre dernière approche (figure 3-1-(1)), nous utilisons un autre estimateur non paramétrique de matrice variance-covariance, celui d'Andrews Mohanan. Dans ce dernier cas, le biais est de 0.32 à l'impact et l'intervalle de confiance est de 2. Les résultats montrent donc que le biais et l'intervalle de confiance sont plus grands que dans notre modèle de référence.

L'analyse de la RMSE fait ressortir, que celle-ci est due d'une part à un biais assez élevé, et d'autre part à un grand intervalle de confiance. La RMSE est aussi plus élevée que celle de notre modèle LSVAR de référence.

Notre analyse se rapproche de l'étude de CEV (2005). Cependant nous obtenons des résultats un peu différents. En effet, leur analyse arrive à la conclusion que les estimateurs non paramétriques alternatifs de matrice variance-covariance de Bartlett et d'Andrews-Mohanan donnent de meilleurs résultats que l'estimateur standard de l'approche LSVAR de référence. Alors, que dans notre cas, l'estimateur de Bartlett fournit de meilleurs résultats que ceux de notre approche LSVAR de référence (et ce quelle que soit la valeur du paramètre). On note aussi que l'approche LSVAR Bartlett quand le paramètre est fixé à 150 (l'estimateur qu'utilise CEV (2006)), réussit très mal, en effet il obtient des résultats à peine meilleurs que notre approche LSVAR de référence. En effet pour un horizon de douze trimestres la RMSE dans notre approche de référence est de 5, et elle est de 4.4 pour l'approche utilisé par CEV (2006). L'estimateur d'Andrews-Mohanan fournit de moins bons résultats que ceux de notre approche LSVAR de référence, que ce soit pour le biais (0.32), ou pour l'intervalle de confiance (2), ou encore pour la RMSE (0.57). Nous analysons, en plus, une approche LSVAR utilisant

les restrictions de WEN, qui quant à lui réussit toujours mieux (autant pour le biais, l'intervalle de confiance ainsi que la RMSE) et ce quelle que soit la valeur du paramètre N . Pour résumer, dans notre calibration de référence les meilleurs résultats (selon le critère de la RMSE sur un horizon de douze trimestres) sont obtenus lorsque la valeur est fixée selon la méthode de Newey-West (2.7), ou fixé à 10 et 20 (2.7 et 2.8 respectivement).

Nous complétons notre étude par une analyse de robustesse des résultats, en étudiant plusieurs autres calibrations de (ρ_χ, σ_χ) , ce qui est manquant dans l'étude de CEV (2005).

3.2 Analyse de sensibilité

Dans un premier temps, nous étudions l'impact d'une baisse de l'écart type σ_χ du choc non technologique, c'est à dire lorsque que l'on diminue la volatilité du choc de préférence (figure A.1). Dans ce cas, toutes les approches qui surestimaient la vraie réponse (LSVAR, LSVAR Andrews-Mohanan, LSVAR WEN avec $N \geq 100$) voient leur précision augmenter, alors que ceux qui sous-estimaient la vraie réponse (LSVAR WEN $N < 100$, LSVAR Bartlett) voient leur précision se dégrader (tableau 3-1, voir le cas où $\sigma_\chi/\sigma_z = 0.5$). Ceci vient du fait que plus le choc non technologique est volatile, plus celui-ci est difficile à identifier et donc plus le choc technologique identifié peut contenir une part importante non technologique, ce qui a pour effet de surestimer l'impact d'un choc technologique sur les heures travaillées. Donc, lorsque l'on diminue la volatilité du choc technologique, alors cela diminue la surestimation de l'impact du choc technologique sur les heures, et donc les approches qui surestimaient la vraie réponse se rapprochent de la vraie réponse, tandis que ceux qui la sous-estimaient s'en éloignent. Par exemple dans le cas de notre approche LSVAR de référence, le biais est divisé par sept, passant de 0.28 à 0.04. Nous notons aussi que dans toutes les approches, l'intervalle de confiance est réduit de moitié par rapport à la calibration de référence de chaque approche. Ceci entraîne alors, que la plupart des approche LSVAR sont capables de discriminer des modèles ayant des fonctions de réponses suite à un choc technologique de signe contraire.

L'analyse de la RMSE, nous montre que celle-ci diminue dans tous les cas, même pour les approches qui voyaient leur résultats se dégrader. Ceci est dû à la forte diminution de l'intervalle de confiance (la dispersion), qui domine l'augmentation du biais pour ces approches. Les meilleurs résultats sont obtenus par l'approche LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé à 20 (RMSE de 2.2 sur un horizons de douze trimestres), et pour l'approche LSVAR WEN pour un N égal à 100 et 120 (environ 2.36).

En revanche, quand l'écart type σ_χ augmente (la volatilité du choc de préférence augmente), alors la plupart des approches (toutes sauf l'approche LSVAR Bartlett, pour des valeurs du paramètre fixé selon la méthode de Newey-West, ou fixé à 5 et à 10) voient leur biais augmenter fortement (figure A.2). Par exemple le biais dans notre approche LSVAR de référence passe de 0.28 à 1.15 à l'impact, l'approche LSVAR Bartlett avec un paramètre fixé à 150 (le même que celui utilisé par CEV (2006)) qui comportait le plus petit biais dans notre calibration de référence, a maintenant le biais le plus élevé (le biais passe de 0.04 à 1.39). On observe la même chose en ce qui concerne l'intervalle de confiance, toutes les approches voient en moyenne doubler leur intervalle de confiance, les plus élevés étant ceux de l'approche Bartlett avec le paramètre fixé à 150, et l'approche LSVAR d'Andrews-Mohanan (3.5 pour chacun d'eux). Avec de telles augmentations des intervalles de confiance, les RMSE de chaque approche augmentent fortement. On note, que le meilleur résultat que ce soit pour le biais, l'intervalle de confiance et la RMSE est obtenu par l'approche LSVAR Bartlett² lorsque l'on fixe le paramètre avec la méthode de Newey-West, et le plus mauvais par l'approche LSVAR Bartlett lorsque la valeur du paramètre est de 150 (tableau 3-1, voir le cas où $\sigma_\chi/\sigma_z = 2$).

On observe aussi que lorsque la persistance du choc de préférence augmente de 0.95 à 0.99 tout en gardant $\sigma_\chi/\sigma_z = 1$ (tableau A-1 et figure A.4), le biais pour un horizon de douze trimestres diminue pour les approches qui surestimaient la vraie réponse

²Cet estimateur sous-estime pour le cas de référence, en augmentant σ_χ ceci réduit la sous-estimation jusqu'à rejoindre la vraie réponse

(l'approche LSVAR de référence, et l'approche LSVAR Andrews-Mohanan) et augmente pour les autres. Ceci est dû au même mécanisme que plus haut, en effet l'augmentation de la persistance du choc non technologique augmente l'importance de la part du choc non technologique contenu dans le choc technologique identifié par les SVARs. Ces résultats sont cohérents avec ceux trouvés par Guay et Fève (2006). On remarque aussi que les intervalles de confiance diminuent pour toutes les approches sauf pour l'approche LSVAR de référence, qui voit son intervalle de confiance passer de 1.8 à 2.

L'analyse de la RMSE (tableau A-2) sur un horizon de douze trimestres montre qu'elle augmente pour toutes les approches sauf pour l'approche LSVAR Andrews-Mohanan (ceci est dû au fait que le biais et l'intervalle de confiance diminuent), pour l'approche LSVAR de référence la diminution du biais est dominée par l'augmentation de l'intervalle de confiance ce qui mène à une augmentation de la RMSE. Pour toutes les autres approches, cette augmentation est due au fait que l'augmentation du biais domine la diminution du biais. Encore une fois sur le critère de la RMSE à un horizon de douze trimestres, cela nous montre que les approches qui fournissent les meilleurs résultats sont identiques à ceux du cas où la persistance du choc de préférence est égale à 0,95. Soit les approches LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé de façon endogène par la méthode de Newey-West, ou lorsque qu'il est fixé à 10 et à 20. Leur RMSE pour un horizon de douze période est respectivement de 2.86, 2.89 et 2.91. On note aussi, que les deux approches qui obtiennent les moins bons résultats sont l'approche LSVAR standard (6.25) et le modèle LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé à 150 (5).

Nous refaisons la même analyse que dans le cas où la persistance du choc de préférence était de 0.95, c'est à dire que nous analysons l'impact d'une baisse de la volatilité du choc de préférence (tableau A.1, voir cas où $\sigma_x/\sigma_z = 0.5$). Les résultats sont identiques au cas où $\rho_x = 0.95$, le biais dans les approches qui surestimaient la vraie réponse (LSVAR standard et LSVAR Andrews-Mohanan) diminue, alors que ceux des autres augmentent sauf pour l'approche LSVAR WEN lorsque $N = 50$ ou 80 . Pour les intervalles de confiance, c'est encore une fois équivalent à notre première analyse, ils sont tous divisés de moitié par rapport au cas où $\sigma_x/\sigma_z = 1$. Cependant, contrairement

au cas où $\rho_\chi = 0.95$ l'intervalle de confiance des modèles ne permet pas de discriminer des modèles impliquant une réponse suite à un choc technologique de signe différent (figure A.3).

L'étude de la RMSE pour un horizon de douze trimestres, montre encore les mêmes résultats que l'analyse précédente, toutes les RMSE diminuent, ce qui signifie que pour les approches dont le biais augmente, la baisse des intervalles de confiance domine la hausse du biais (tableau A.2). Comme pour le cas où $\rho_\chi = 0.95$ et $\sigma_\chi/\sigma_z = 0.5$ les meilleurs résultats sont obtenus par l'approche LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé à 20 (2.62), et par l'approche LSVAR WEN pour un N égal à 100 et 120 (2.75). Il y a cependant une petite différence, l'approche LSVAR Andrews-Mohanan réussit, elle aussi, particulièrement bien, avec une RMSE pour un horizon de douze trimestre de 2.7. Comme dans le cas précédent l'approche qui obtient les plus mauvais résultats est LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé à 150 (3.4).

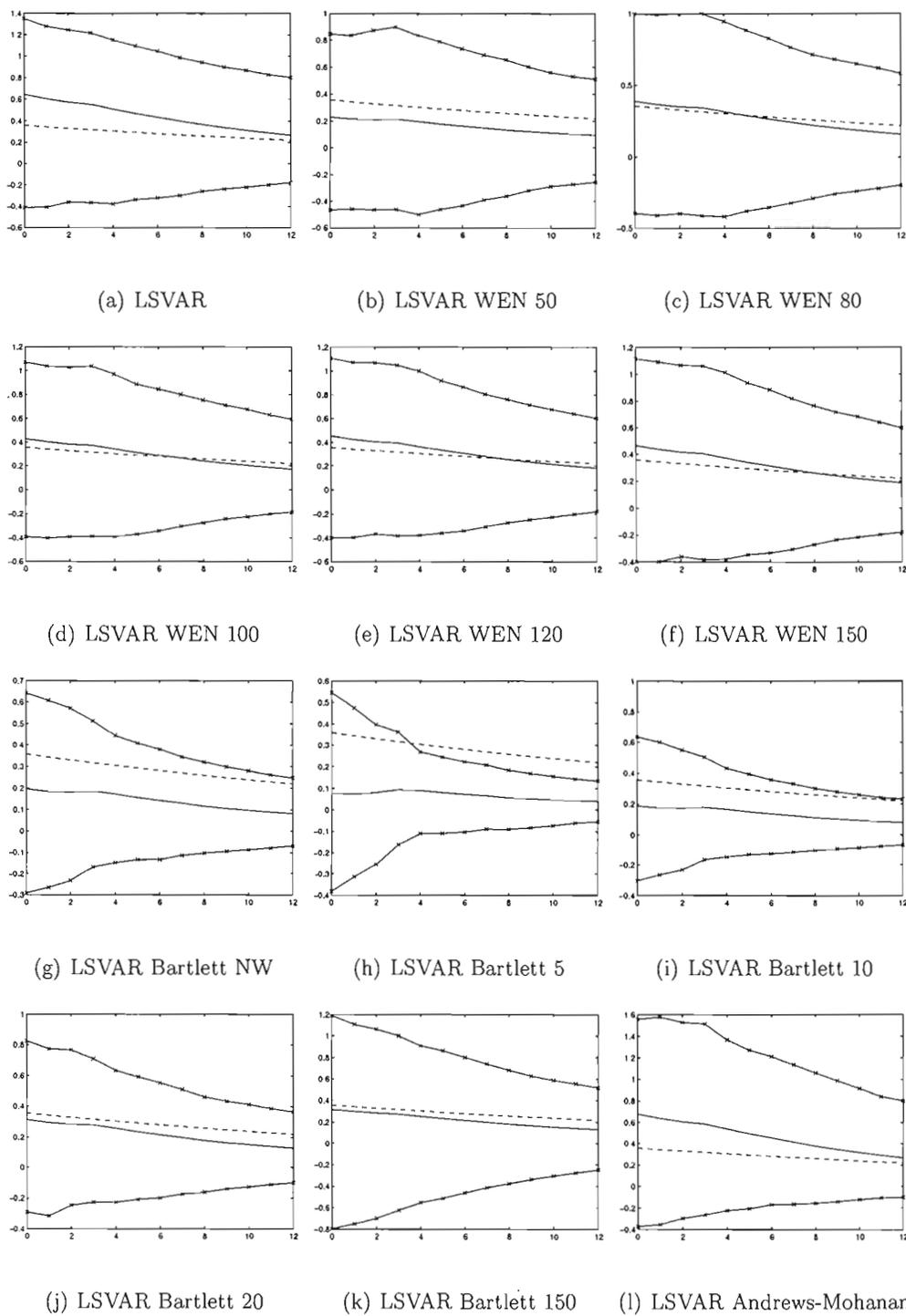
Encore une fois les résultats sont assez similaires au cas où $\rho_\chi = 0.95$, puisque la plupart des approches (toutes sauf l'approche LSVAR Bartlett, pour des valeurs du paramètre fixé selon la méthode de Newey-West, ou fixé à 5, 10 et 20, et l'approche LSVAR WEN pour un N égale à 120) voient leur biais augmenté. Par exemple le biais dans notre LSVAR de référence passe de 0.19 à 0.91 à l'impact. Les intervalles de confiance eux aussi augmentent fortement (ils doublent en moyenne), le plus élevé étant encore une fois celui de l'approche LSVAR Bartlett lorsque l'on fixe le paramètre à 150 (4). Toutes les RMSE pour un horizon de 12 trimestres augmentent, même pour les approches ayant vu leur biais diminuer (l'augmentation de l'intervalle de confiance dépasse la diminution du biais). Encore une fois, le meilleur résultat est obtenu par l'approche LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé par la méthode de Newey-West; ou fixé à une valeur de 5 et 10. Et le plus mauvais par l'approche LSVAR standard.

Notre analyse de sensibilité, montre que nos résultats sont robustes à des changements de calibration. En effet les résultats pour le cas où $\rho_\chi = 0.95$ et le cas $\rho_\chi = 0.99$

sont très semblables³. Il ressort aussi que l'approche qui fournit les meilleurs résultats est l'approche LSVAR Bartlett lorsque le paramètre est fixé selon la méthode endogène proposé par Newey-West. Ceci est en opposition avec les résultats de CEV (2005), qui eux arrivent à la conclusion que l'estimateur de Bartlett est meilleur lorsque le paramètre est fixé à 150. En effet, dans notre analyse, cet estimateur réussit souvent très mal (voir tableau 3.2, et tableau A-2).

³Des résultats similaires sont aussi obtenus lorsque $\rho_x = 0.90$, voir tableaux A.3 et A.4, figures A.6, A.7 et A.8.

Figure 3.1 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs et calibration de référence



La ligne en pointillés représente la vraie réponse des heures dans le modèle, la ligne continue représente l'estimation de la réponse par le SVAR, les lignes avec des croix représentent l'intervalle de confiance.

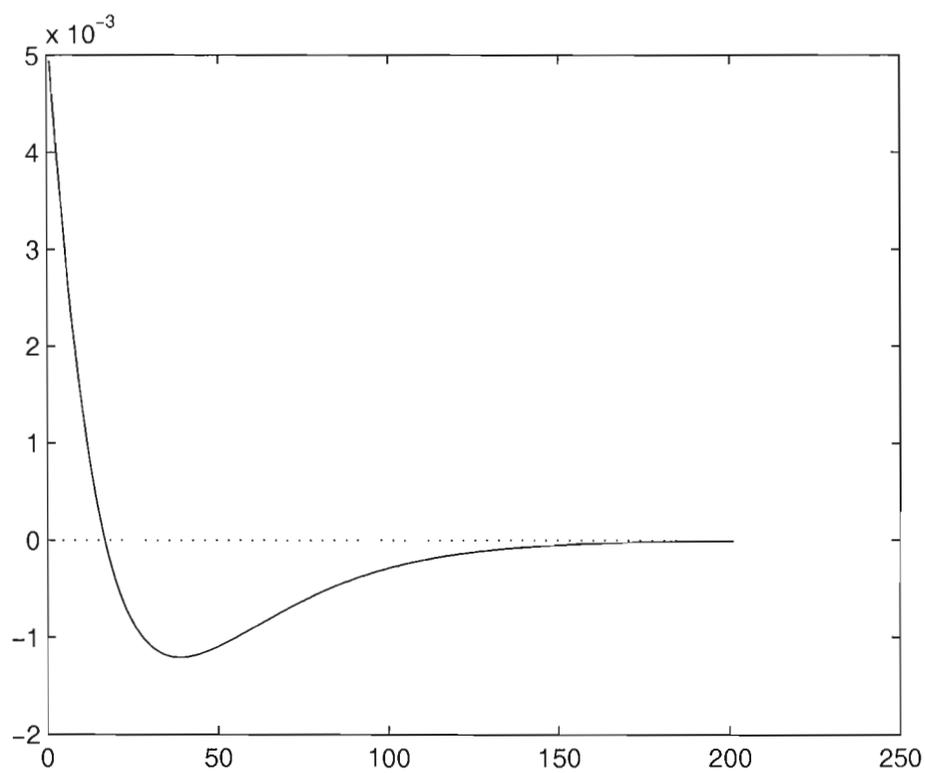
Tableau 3.1 Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.95$) : Biais absolu moyen

ρ_X	σ_X/σ_z	Modèle	Horizons			
			0	[0 : 4]	[0 : 8]	[0 : 12]
0.95	0.5	LSVAR	0.0451	0.1748	0.2128	0.3342
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.0580	0.2489	0.2959	0.4202
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}\right]$	0.0545	0.2464	0.4792	0.7695
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}\right]$	0.0673	0.3026	0.5692	0.8858
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right]$	0.0811	0.3641	0.6679	1.0136
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}\right]$	0.1012	0.4527	0.8099	1.1972
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}\right]$	0.1529	0.6802	1.1729	1.6642
		LSVAR Bartlett NW	0.2224	0.9956	1.6828	2.3226
		LSVAR Bartlett 5	0.2939	1.3051	2.1661	2.9321
		LSVAR Bartlett 10	0.2271	1.0163	1.7165	2.3669
		LSVAR Bartlett 20	0.1460	0.6644	1.1641	1.6665
		LSVAR Bartlett 150	0.1245	0.5873	1.0458	1.5092
		1	1	LSVAR	0.2866	1.2320
LSVAR Andrews-Mohanan	0.3207			1.3975	2.0323	2.0323
LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}\right]$	0.1068			0.4397	0.5348	0.6264
LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}\right]$	0.0967			0.3985	0.4809	0.5856
LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right]$	0.0712			0.2848	0.3386	0.4914
LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}\right]$	0.0338			0.1247	0.2034	0.4205
LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}\right]$	0.1287			0.5809	1.0556	1.5577
LSVAR Bartlett NW	0.1615			0.7304	1.2861	1.8476
LSVAR Bartlett 5	0.2805			1.2353	2.0587	2.8103
LSVAR Bartlett 10	0.1706			0.7706	1.3504	1.9306
LSVAR Bartlett 20	0.0429			0.2192	0.4925	0.8499
LSVAR Bartlett 150	0.0402			0.2197	0.4873	0.8217
2	2			LSVAR	1.1497	5.0253
		LSVAR Andrews-Mohanan	1.1874	5.1807	7.8787	9.5451
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}\right]$	0.7218	3.1549	4.7582	5.7081
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}\right]$	0.6377	2.7844	4.1680	4.9530
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right]$	0.5300	2.3163	3.4310	4.0188
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}\right]$	0.3329	1.4524	2.0678	2.2878
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}\right]$	0.2936	1.2698	2.1809	3.0497
		LSVAR Bartlett NW	0.0386	0.1308	0.3279	0.6617
		LSVAR Bartlett 5	0.2788	1.1150	1.8173	2.5036
		LSVAR Bartlett 10	0.0573	0.2005	0.4454	0.8159
		LSVAR Bartlett 20	0.2122	0.9425	1.3134	1.3834
		LSVAR Bartlett 150	1.3886	6.1309	9.4008	11.4690

Tableau 3.2 Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.95$) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne

ρ_X	σ_X/σ_z	Modèle	Horizons			
			0	[0 : 4]	[0 : 8]	[0 : 12]
0.95	0.5	LSVAR	0.2328	1.0931	1.8171	2.4285
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.2575	1.2278	1.9722	2.5669
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}\right]$	0.2163	1.0427	1.7719	2.4020
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}\right]$	0.2108	1.0238	1.7474	2.3752
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right]$	0.2058	1.0075	1.7268	2.3533
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}\right]$	0.2014	0.9965	1.7170	2.3471
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}\right]$	0.2035	1.0171	1.7637	2.4205
		LSVAR Bartlett NW	0.2558	1.1267	1.8687	2.5422
		LSVAR Bartlett 5	0.3171	1.3768	2.2549	3.0311
		LSVAR Bartlett 10	0.2595	1.1417	1.8919	2.5722
		LSVAR Bartlett 20	0.2133	0.9575	1.5981	2.1859
		LSVAR Bartlett 150	0.2867	1.2682	2.0561	2.7232
1	1	LSVAR	0.5331	2.4387	3.9009	5.0026
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.5733	2.6462	4.1278	5.1722
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}\right]$	0.4150	1.9609	3.1642	4.0682
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}\right]$	0.4084	1.9429	3.1440	4.0481
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right]$	0.3946	1.8970	3.0854	3.9886
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}\right]$	0.3793	1.8491	3.0267	3.9303
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}\right]$	0.3677	1.8462	3.0877	4.0687
		LSVAR Bartlett NW	0.2896	1.2292	1.9836	2.6558
		LSVAR Bartlett 5	0.3683	1.4969	2.3783	3.1620
		LSVAR Bartlett 10	0.2939	1.2414	2.0004	2.6786
		LSVAR Bartlett 20	0.2992	1.3350	2.1345	2.7890
		LSVAR Bartlett 150	0.5038	2.1904	3.4317	4.3699
2	2	LSVAR	1.4058	6.3254	9.9700	12.6129
		LSVAR Andrews-Mohanan	1.4770	6.6499	10.3504	12.8856
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}\right]$	1.0059	4.6965	7.4465	9.4075
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}\right]$	0.9535	4.4940	7.1301	9.0045
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}\right]$	0.9002	4.3292	6.9155	8.7662
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}\right]$	0.8311	4.1041	6.6176	8.4321
		LSVAR WEN $\omega \in \left[-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}\right]$	0.8873	4.4472	7.2954	9.4349
		LSVAR Bartlett NW	0.5775	2.0282	2.9287	3.6510
		LSVAR Bartlett 5	0.7064	2.2883	3.2128	4.0203
		LSVAR Bartlett 10	0.5824	2.0202	2.8990	3.6123
		LSVAR Bartlett 20	0.6178	2.5755	3.9122	4.8535
		LSVAR Bartlett 150	1.6414	7.5237	11.8191	14.7798

Figure 3.2 Impact du choc de préférence sur la productivité



CONCLUSION

Ce mémoire nous a permis d'étudier la capacité des VAR structurels, en utilisant des restrictions de long terme, à identifier la fonction de réponse des heures travaillées suite à un choc technologique. Et par la suite leur capacité à discriminer différents modèles économiques.

Pour cela, nous avons effectué une étude de Monte-Carlo. Nous avons utilisé un modèle standard de cycle réel, incluant deux chocs, comme processus générateur de données. Ceci nous a permis, de comparer différentes approches pour identifier la réponse des heures. Et ainsi, d'éclaircir le débat actuel autour de l'effet d'une augmentation de la technologie sur les heures.

Nos résultats montrent que la meilleure approche est celle de Bartlett lorsque l'on fixe le paramètre à l'aide de la méthode de Newey-West, ou lorsqu'il est fixé à 10 et 20. Il ressort aussi de nos résultats que l'approche obtenant les moins bons résultats et celle de Bartlett lorsque le paramètre est fixé à 150, c'est l'estimateur utilisé par CEV (2006). Nous effectuons, une analyse de sensibilité, en modifiant la calibration de notre modèle. Ceci montre que nos résultats sont robustes (résultats très semblables, pour différentes calibrations).

En revanche, les résultats montrent de grands intervalles de confiance, et ce quelque soit l'approche. Ainsi, les VAR structurels, ont beaucoup de difficulté à discriminer, des modèles, impliquant une réponse de signe contraire suite à un choc technologique.

BIBLIOGRAPHIE

- Altig, D., Christiano, L., Eichenbaum, M., et Linde, J. 2005. « Firm Specific Capital, Nominal Rigidities and the Business Cycle ». National Bureau of Economic Research Working paper 11034.
- Andrews, D. et Monahan 1992. « An Improved Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Estimator », *Econometrica*, vol. 60, p. 953–966.
- Bernanke, B. S. et Mihov, I. 1998. « Measuring Monetary Policy », *Quarterly Journal of Economics*, vol. 113, no. 3, p. 869–902.
- Blanchard, O. et Quah, D. 1989. « The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances », *American Economic Review*, vol. 79, no. 4, p. 655–673.
- Burns, A. et Mitchell, W. 1946. « Measuring Business-Cycle ».
- Burnside, C. et Eichenbaum, M. 1996. « Factor-Hoarding and the Propagation of Business-Cycle Shocks », *American Economic Review*, vol. 86, no. 5, p. 1154–1174.
- Chari, V., Kehoe, P., et Mc Grattan, E. 2004. « Business Cycle Accounting ». Federal Reserve Bank of Minneapolis, Research Department Staff Report 328.
- 2005. « A Critique of Structural VARs Using Real Business Cycle Theory ». Federal Reserve Bank of Minneapolis, Research Department Staff Report 364.
- Christiano, L. et Eichenbaum, M. 1992. « Current Real-Business-Cycle Theories and Aggregate Labor-Market Fluctuations », *American Economic Review*, vol. 82, no. 3, p. 430–450.
- Christiano, L. J., Eichenbaum, M., et Vigfusson, R. 2003. « What Happens After a Technology Shocks ». Working Paper 9819, National Bureau of Economic Research.
- 2005. « Alternative Procedures for Estimating Vector Autoregressions Identified with Long-Run Restrictions ». International Finance Discussion Papers, Number 842.
- 2006. « Assessing Structural VARs ». Preliminary draft, Northwestern University.
- Cooley, T. et Dwyer, M. 1998. « Business Cycle Analysis Without Much Theory : A look at Structural VARs », *Journal of Econometrics*, vol. 83, no. 1-2, p. 57–88.

- Erceg, C. J., Gust, C., et Guerrieri, L. 2005. « Can Long-Run Restrictions Identify Technology shocks », *Journal of European Economic Association*, vol. 3, no. 6, p. 1237–1278.
- Faust, J. et Leeper, E. 1997. « When Do Long-Run Restrictions Identifying Restrictions Give Reliable Results », *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 15, no. 3, p. 345–353.
- Francis, N. et Ramey, V. A. 2003. « Is the technology-driven real business cycle hypothesis dead ? shocks and aggregate fluctuations revisited ». Mimeo, University of California, San Diego.
- 2004. « A New Measure of Hours Per-Capita with Implications for the Technology-Hours Debate ». Mimeo, University of California, San Diego.
- Galí, J. 1999. « Technology, Employment and the Business Cycle : Do Technology Shocks Explain Aggregate Fluctuations », *American Economic Review*, vol. 89, no. 1, p. 249–271.
- 2005. « Trends in Hours, Balanced Growth and the Role of Technology in the Business Cycle », *Federal Reserve Bank of Saint Louis Review*, vol. 87, no. 4, p. 459–486.
- Galí, J. et Rabanal, P. 2004. « Technology Shocks and Aggregate Fluctuations : How Well Does the RBC Model Fit Postwar U.S. Data ». Mimeo, Universtat Pompeu Fabra.
- Greene, W. 2003. *Econometric Analysis*. New York : Prentice Hall.
- Guay, A. et Fève, P. 2006. « Identification of Technology Shocks in Structural VARs ». preliminary draft, University of Toulouse.
- Guay, A. et Pelgrin, F. 2006. « SVAR Identification in the Frequency Domain with Continuum of Moment Conditions ». preliminary draft, Université du Québec à Montréal.
- Hamilton, J. 1994. *Time Series Analysis*. Princeton : Princeton University Press.
- King, R. G., Plosser, C. I., Stock, J. H., et Watson, M. W. 1991. « Stochastic Trends and Economic Fluctuations », *American Economic Review*, vol. 81, p. 819–840.
- Lippi, M. et Reichlin, L. 1993. « The Dynamic Effects of Aggregate Supply and Demand Disturbances : Comment », *American Economic Review*, vol. 83, no. 4, p. 642–652.
- Newey, W. et West, K. 1994. « Automatic Lag Selection in Covariance Matrix Estimation », *Review of Economic Studies*, vol. 61, p. 631–653.
- Shapiro, M. et Watson, M. 1988. « Sources of Business Cycle Fluctuations », *NBER*

Macroeconomic Annual. edited by Stanley Fischer. 111-148. MIT Press.

- Sims, C. 1972. « The Role of Approximate Prior Restrictions in Distributed Lag Estimation », *Journal of American Statistical Association*, vol. 67, p. 169-175.
- 1980. « Macroeconomics and Reality », *Econometrica*, vol. 48, no. 1, p. 1-48.
- Wen, Y. 2001. « A Generalized Method of Impulse Identification », *Economics Letter*, vol. 73, p. 367-374.

APPENDICE A

FIGURES ET TABLEAUX

Figure A.1 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.95$ et $\sigma_X/\sigma_z = 0.5$

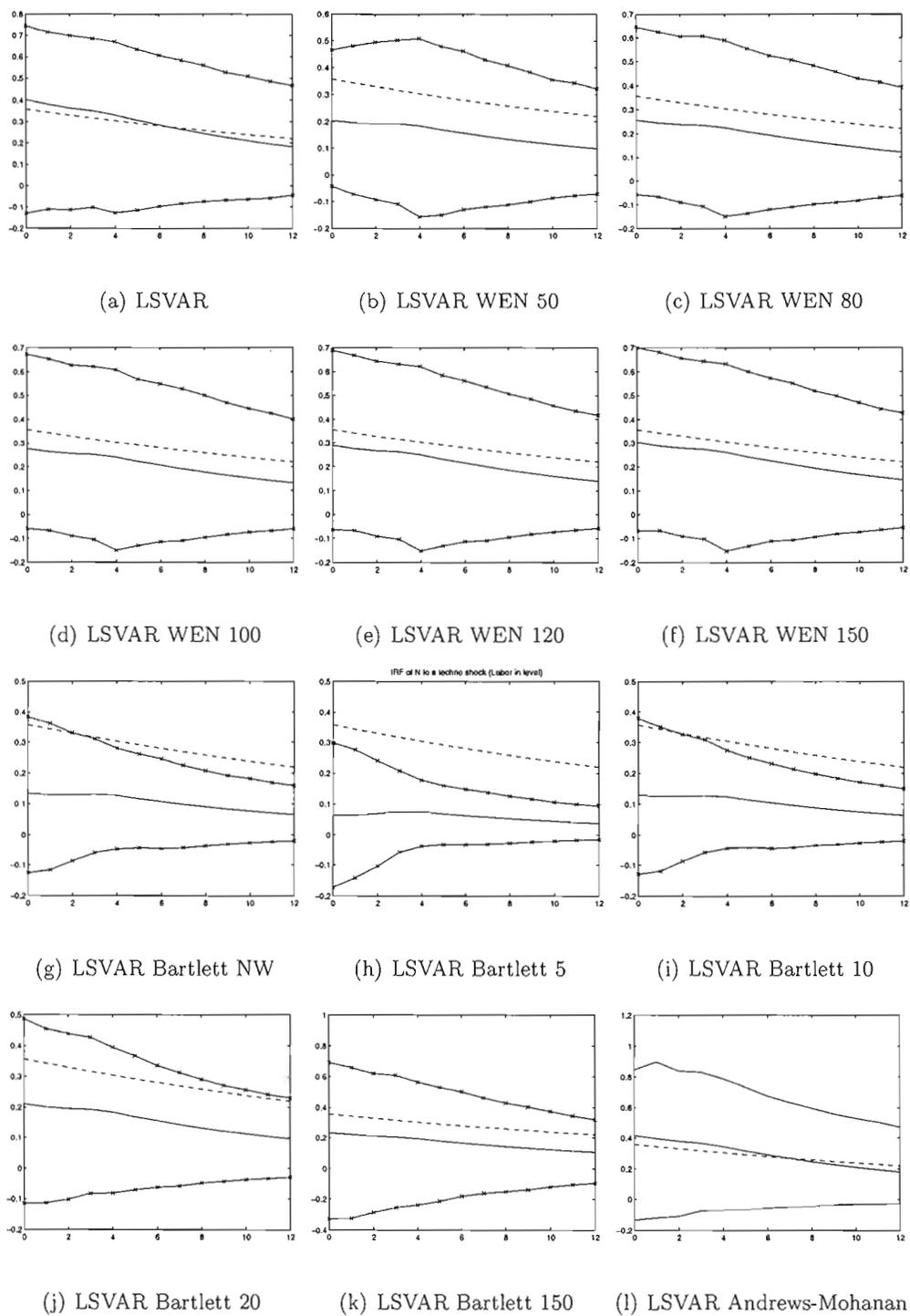


Figure A.2 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_\chi = 0.95$ et $\sigma_\chi/\sigma_z = 2$

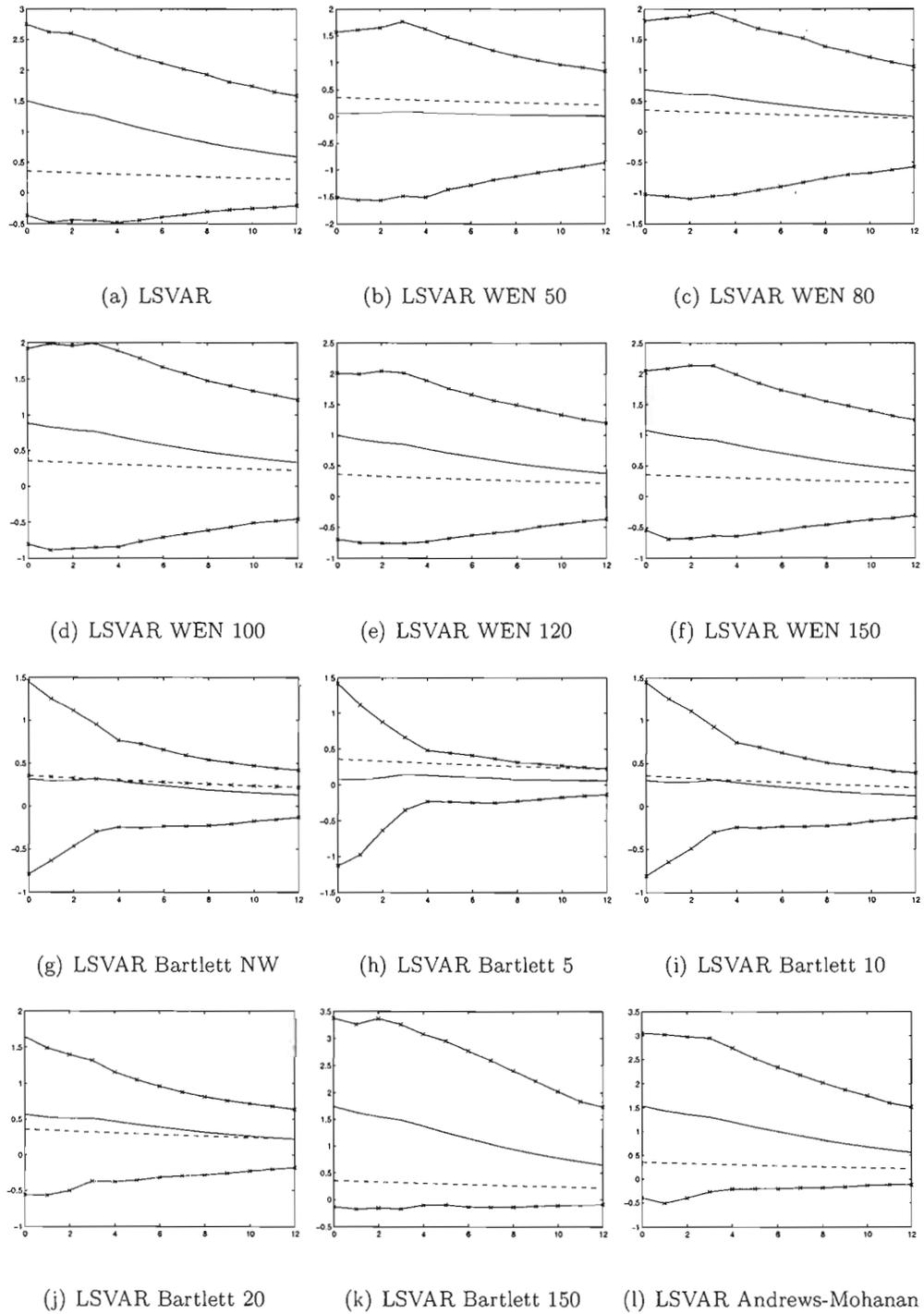


Tableau A.1 Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.99$) : Biais absolu moyen

ρ_X	σ_X/σ_z	Modèle	Horizons			
			0	[0 : 4]	[0 : 8]	[0 : 12]
0.99	0.5	LSVAR	0.0009	0.0081	0.0189	0.0365
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.0235	0.1199	0.2417	0.3801
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.1062	0.5121	0.8748	1.1928
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.1225	0.5900	1.0079	1.3742
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.1379	0.6634	1.1326	1.5440
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.1561	0.7496	1.2784	1.7409
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.1936	0.9261	1.5757	2.1414
		LSVAR Bartlett NW	0.2482	1.1713	1.9795	2.6778
		LSVAR Bartlett 5	0.2904	1.3677	2.3055	3.1099
		LSVAR Bartlett 10	0.2529	1.1935	1.1935	2.7283
		LSVAR Bartlett 20	0.2071	0.9801	1.6612	2.2542
		LSVAR Bartlett 150	0.2070	0.9648	1.6151	2.1717
1		LSVAR	0.1922	0.9068	1.5225	2.0371
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.0893	0.4005	0.6153	0.7363
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.0497	0.2500	0.4533	0.6568
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.0831	0.4102	0.7260	1.0260
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.1216	0.5896	1.0287	1.4350
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.1781	0.8543	1.4717	2.0294
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.3068	1.4504	2.4614	3.3489
		LSVAR Bartlett NW	0.2072	0.9931	1.6892	2.3030
		LSVAR Bartlett 5	0.2780	1.3142	2.2121	2.9914
		LSVAR Bartlett 10	0.2161	1.0343	1.7574	2.3940
		LSVAR Bartlett 20	0.1411	0.6865	1.1814	1.6276
		LSVAR Bartlett 150	0.1263	0.5940	1.0040	1.3602
2		LSVAR	0.9064	4.2996	7.2370	9.7219
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.4720	2.1602	3.5031	4.4936
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.1564	0.7359	1.1684	1.4430
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.0134	0.0582	0.1705	0.3692
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.1660	0.7785	1.3929	2.0271
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.3936	1.8380	3.1648	4.4056
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.9246	4.3012	7.2523	9.8429
		LSVAR Bartlett NW	0.1073	0.5197	0.8864	1.2468
		LSVAR Bartlett 5	0.2591	1.1924	1.1924	2.6581
		LSVAR Bartlett 10	0.1271	0.6096	1.0337	1.4422
		LSVAR Bartlett 20	0.0445	0.1744	0.2532	0.2641
		LSVAR Bartlett 150	0.1393	0.6412	1.0492	1.3754

Tableau A.2 Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.99$) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne

ρ_X	σ_X/σ_z	Modèle	Horizons			
			0	[0 : 4]	[0 : 8]	[0 : 12]
0.99	0.5	LSVAR	0.2608	1.2779	2.2170	3.0583
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.2435	1.2025	2.0120	2.6812
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.2273	1.1571	2.0267	2.7863
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.2226	1.1422	2.0043	2.7549
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.2190	1.1307	1.9871	2.7310
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.2181	1.1312	1.9904	2.7357
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.2249	1.1652	2.0471	2.8094
		LSVAR Bartlett NW	0.2720	1.2611	2.1105	2.8401
		LSVAR Bartlett 5	0.3086	1.4215	2.3713	3.1844
		LSVAR Bartlett 10	0.2758	1.2779	2.1378	2.8764
		LSVAR Bartlett 20	0.2480	1.1606	1.9470	2.6214
		LSVAR Bartlett 150	0.3266	1.5204	2.5370	3.3926
1	1	LSVAR	0.5427	2.6404	4.5521	6.2543
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.4594	2.2268	3.6804	4.8546
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.3756	1.9179	3.3432	4.5747
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.3682	1.9067	3.3385	4.5755
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.3691	1.9237	3.3743	4.6279
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.3660	1.9276	3.3915	4.6559
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.3944	2.0573	3.6120	4.9549
		LSVAR Bartlett 0	0.2933	1.3082	2.1420	2.8601
		LSVAR Bartlett 5	0.3419	1.4967	2.4303	3.2360
		LSVAR Bartlett 10	0.2980	1.3252	2.1670	2.8925
		LSVAR Bartlett 20	0.2874	1.3201	2.1816	2.9109
		LSVAR Bartlett 150	0.4830	2.2463	3.7493	5.0098
2	2	LSVAR	1.2816	6.1998	10.6067	14.4951
		LSVAR Andrews-Mohanan	1.0171	4.8023	7.8949	10.3662
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.8370	4.2725	7.3901	10.1046
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.8323	4.2847	7.4414	10.1990
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.8690	4.4636	7.7582	10.6392
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.9316	4.7677	8.2844	11.3622
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	1.1889	5.8862	10.1297	13.8342
		LSVAR Bartlett NW	0.4849	1.7746	2.6180	3.3373
		LSVAR Bartlett 5	0.5644	1.9970	2.8829	3.6588
		LSVAR Bartlett 10	0.4914	1.7791	2.6059	3.3148
		LSVAR Bartlett 20	0.4990	2.0702	3.2631	4.2446
		LSVAR Bartlett 150	0.8799	4.0617	6.7670	9.0468

Figure A.3 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.99$ et $\sigma_X/\sigma_z = 0.5$

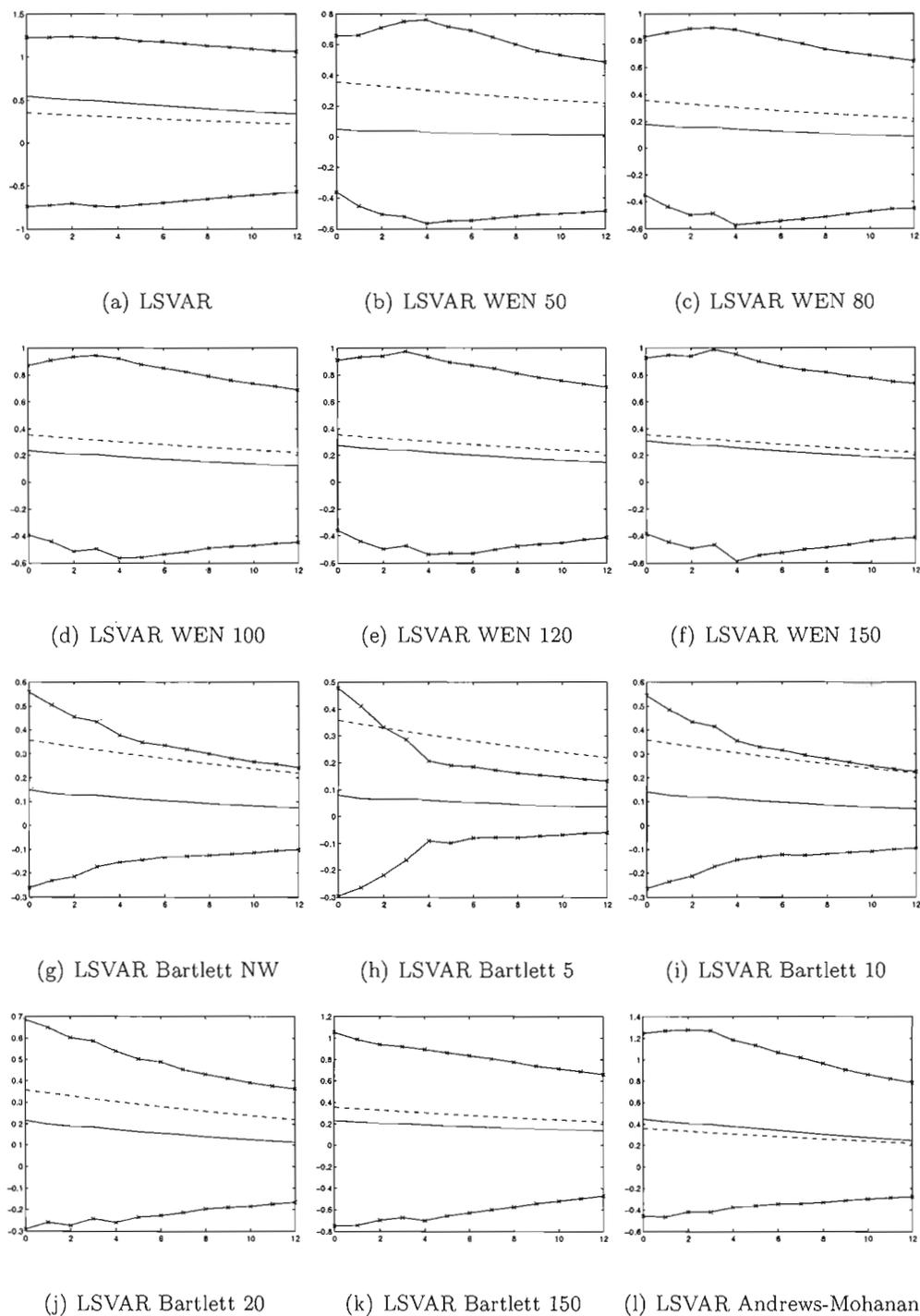


Figure A.4 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_\chi = 0.99$ et $\sigma_\chi/\sigma_z = 1$

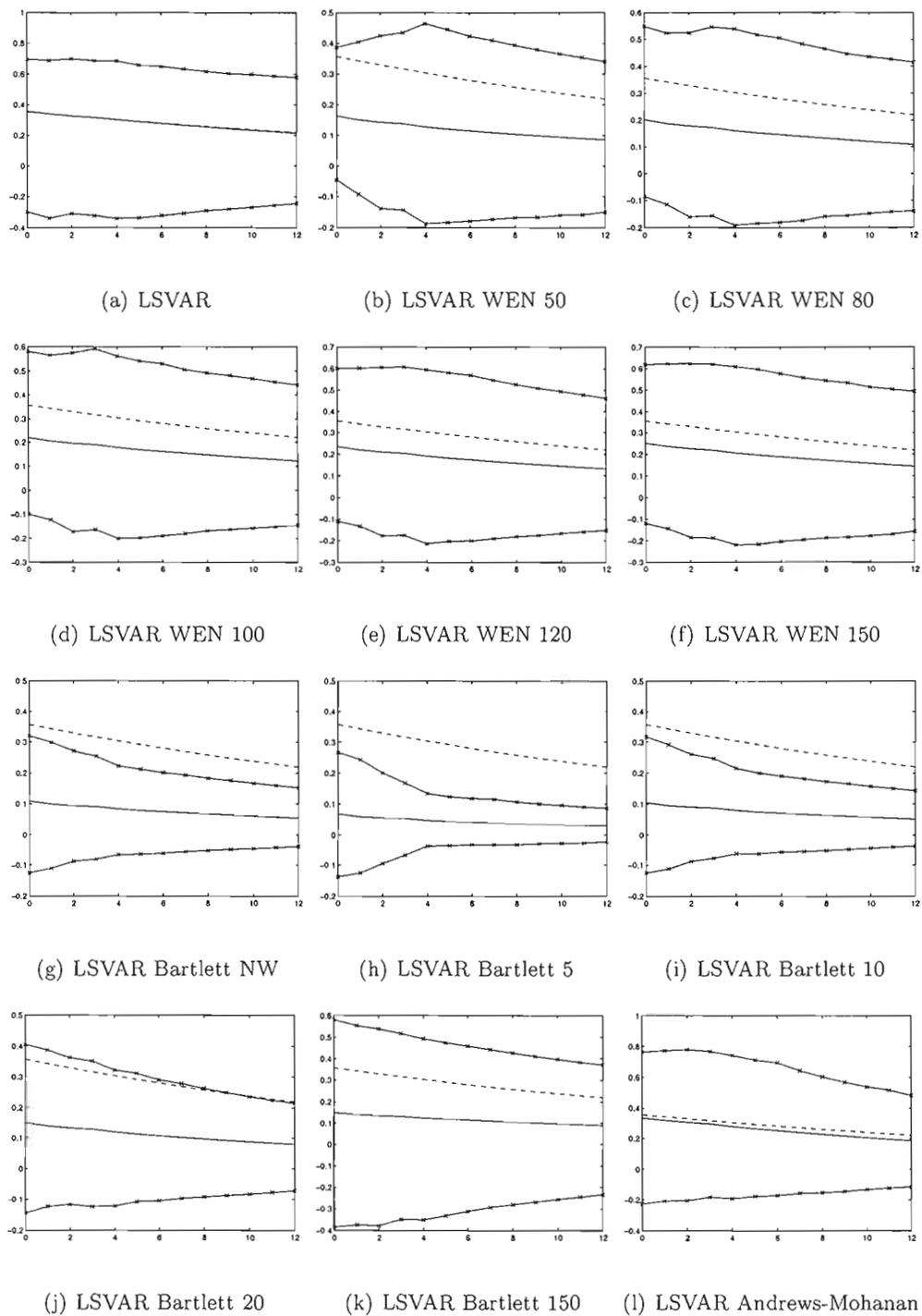


Figure A.5 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.99$ et $\sigma_X/\sigma_z = 2$

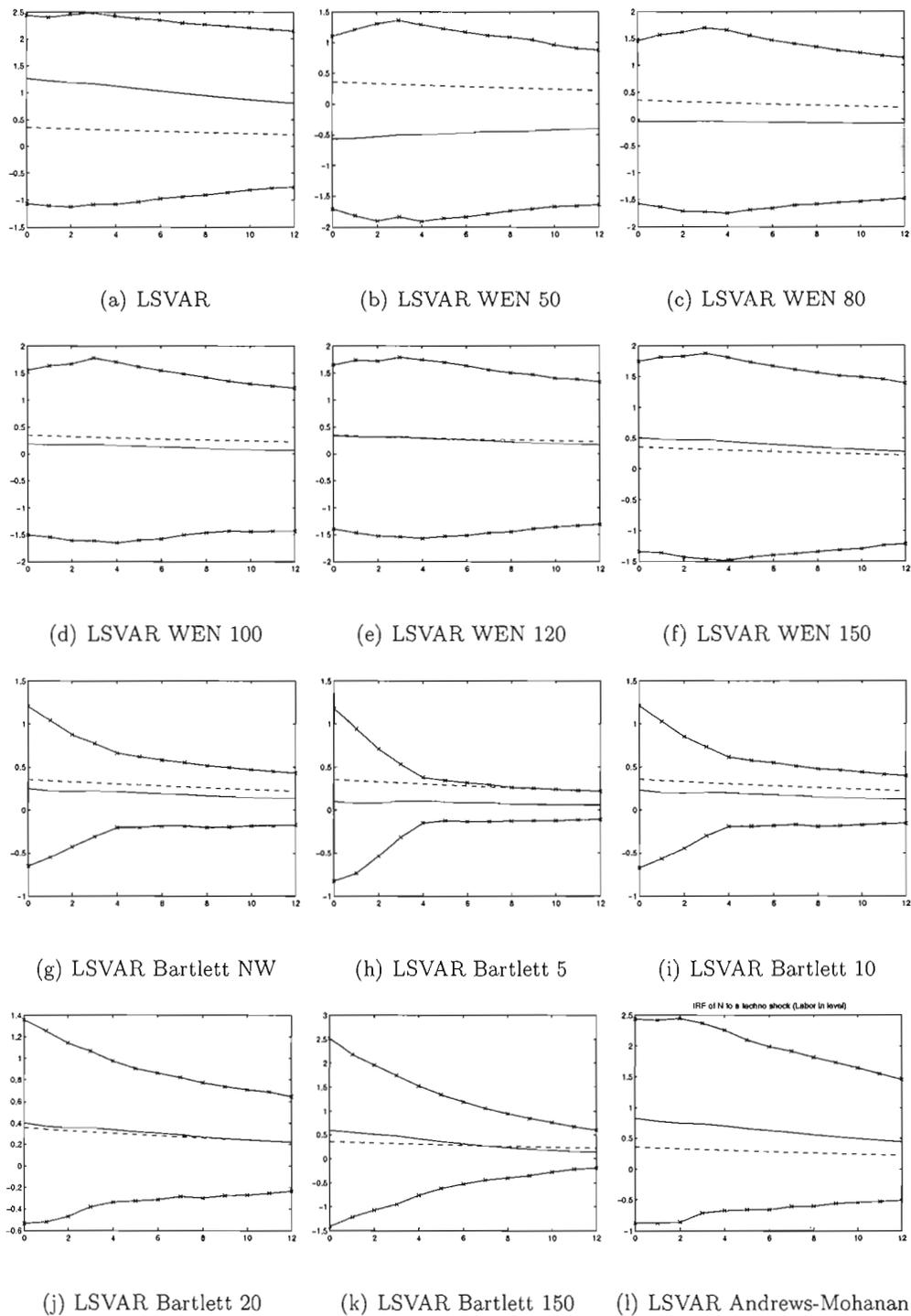


Tableau A.3 Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_x = 0.90$) : Biais absolu moyen

ρ_x	σ_x/σ_z	Modèle	Horizons			
			0	[0 : 4]	[0 : 8]	[0 : 12]
0.90	0.5	LSVAR	0.0476	0.1578	0.2683	0.5567
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.0291	0.1065	0.2584	0.5913
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.0502	0.2097	0.2097	0.8638
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.0583	0.2421	0.5258	0.9241
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.0673	0.2777	0.5795	0.9906
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.0822	0.3370	0.6688	1.1011
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.1257	0.5120	0.9325	1.4264
		LSVAR Bartlett NW	0.2151	0.9044	1.5455	2.1917
		LSVAR Bartlett 5	0.3109	1.2837	2.1020	2.8617
		LSVAR Bartlett 10	0.2166	0.9108	1.5563	2.2061
		LSVAR Bartlett 20	0.1015	0.4529	0.8813	1.3901
		LSVAR Bartlett 150	0.0492	0.2902	0.6638	1.1317
1	1	LSVAR	0.2685	1.0263	1.2262	1.3824
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.2081	1.0989	1.3099	1.4929
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.1772	0.6631	0.7710	1.0464
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.1651	0.1651	0.7209	1.0084
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.1547	0.5729	0.6751	0.9702
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.1300	0.4781	0.5810	0.9002
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.0050	0.0351	0.3147	0.7691
		LSVAR Bartlett NW	0.1582	0.6576	1.2182	1.8470
		LSVAR Bartlett 5	0.3141	1.2534	2.0595	2.8329
		LSVAR Bartlett 10	0.1596	0.6639	1.2292	1.8619
		LSVAR Bartlett 20	0.0168	0.0453	0.3123	0.7645
		LSVAR Bartlett 150	0.0503	0.1223	0.3736	0.8060
2	2	LSVAR	1.0662	4.1943	5.6990	6.2329
		LSVAR Andrews-Mohanan	1.1637	4.6085	6.2512	6.7879
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.8077	3.1726	4.2201	4.4807
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.7610	2.9883	3.9570	4.1707
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.7053	2.7721	3.6424	3.7997
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.6046	2.3679	3.0529	3.1537
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.1805	0.6847	0.8144	1.2045
		LSVAR Bartlett NW	0.0721	0.2108	0.5599	1.0992
		LSVAR Bartlett 5	0.3624	1.2680	2.0262	2.7929
		LSVAR Bartlett 10	0.0728	0.2131	0.5681	1.1127
		LSVAR Bartlett 20	0.2586	1.0559	1.2490	1.4983
		LSVAR Bartlett 150	0.2471	0.9088	1.0358	1.3092

Tableau A.4 Résultats des simulations avec deux chocs ($\rho_X = 0.90$) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne

ρ_X	σ_X/σ_z	Modèle	Horizons			
			0	[0 : 4]	[0 : 8]	[0 : 12]
0.90	0.5	LSVAR	0.2179	0.9647	1.5659	2.1120
		LSVAR Andrews-Mohanan	0.2400	1.0744	1.6853	2.2325
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.2090	0.9472	1.5858	2.1750
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.2053	0.9369	1.5752	2.1663
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.2016	0.9262	1.5637	2.1563
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.1966	0.9129	1.5516	2.1485
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.1922	0.9102	1.5672	2.1851
		LSVAR Bartlett NW	0.2526	1.0514	1.7460	2.4194
		LSVAR Bartlett 5	0.3355	1.3621	2.1995	2.9687
		LSVAR Bartlett 10	0.2538	1.0552	1.7515	2.4269
		LSVAR Bartlett 20	0.1895	0.8131	1.3764	1.9516
		LSVAR Bartlett 150	0.2609	1.0917	1.7501	2.3550
		1	1	LSVAR	0.4913	2.0780
LSVAR Andrews-Mohanan	0.5274			2.2338	3.2261	3.9018
LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	0.4267			1.8474	2.7850	3.4767
LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.4163			1.8166	2.7483	3.4405
LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.4092			1.7953	2.7294	3.4297
LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.3953			1.7584	2.6913	3.3959
LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.3478			1.6261	2.5714	3.3154
LSVAR Bartlett NW	0.2970			1.2036	1.9403	2.6383
LSVAR Bartlett 5	0.4043			1.5356	2.4077	3.2065
LSVAR Bartlett 10	0.2971			1.2033	1.9400	2.6389
LSVAR Bartlett 20	0.3121			1.3150	2.0328	2.6599
LSVAR Bartlett 150	0.5064			2.0108	2.9660	3.6906
2	2			LSVAR	1.3091	5.3779
		LSVAR Andrews-Mohanan	1.4232	5.8311	8.2585	9.5609
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{150}, \frac{2\pi}{150}]$	1.0258	4.3518	6.2944	7.4343
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$	0.9919	4.2369	6.1429	7.2640
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$	0.9538	4.1263	5.9976	7.1007
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$	0.8946	3.9300	5.7394	6.8196
		LSVAR WEN $\omega \in [-\frac{2\pi}{50}, \frac{2\pi}{50}]$	0.7587	3.5953	5.4345	6.6153
		LSVAR Bartlett NW	0.6146	2.1238	3.0597	3.8125
		LSVAR Bartlett 5	0.7989	2.5169	3.5525	4.4184
		LSVAR Bartlett 10	0.6132	2.1171	3.0476	3.7988
		LSVAR Bartlett 20	0.6652	2.6633	3.8309	4.5953
		LSVAR Bartlett 150	0.9915	3.8789	5.5232	6.5452

Figure A.6 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.90$ et $\sigma_X/\sigma_z = 1$

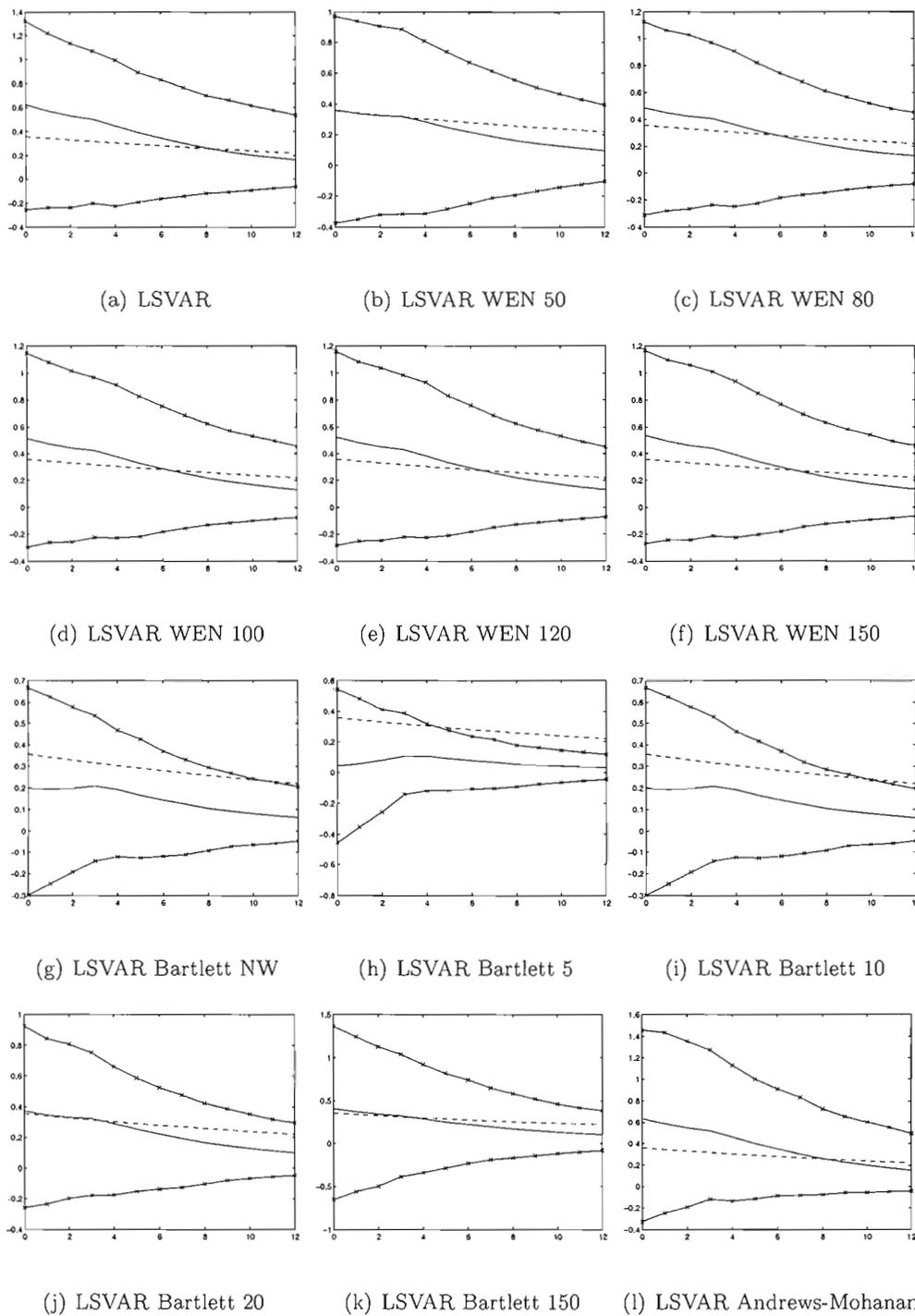


Figure A.7 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_X = 0.90$ et $\sigma_X/\sigma_z = 0.5$

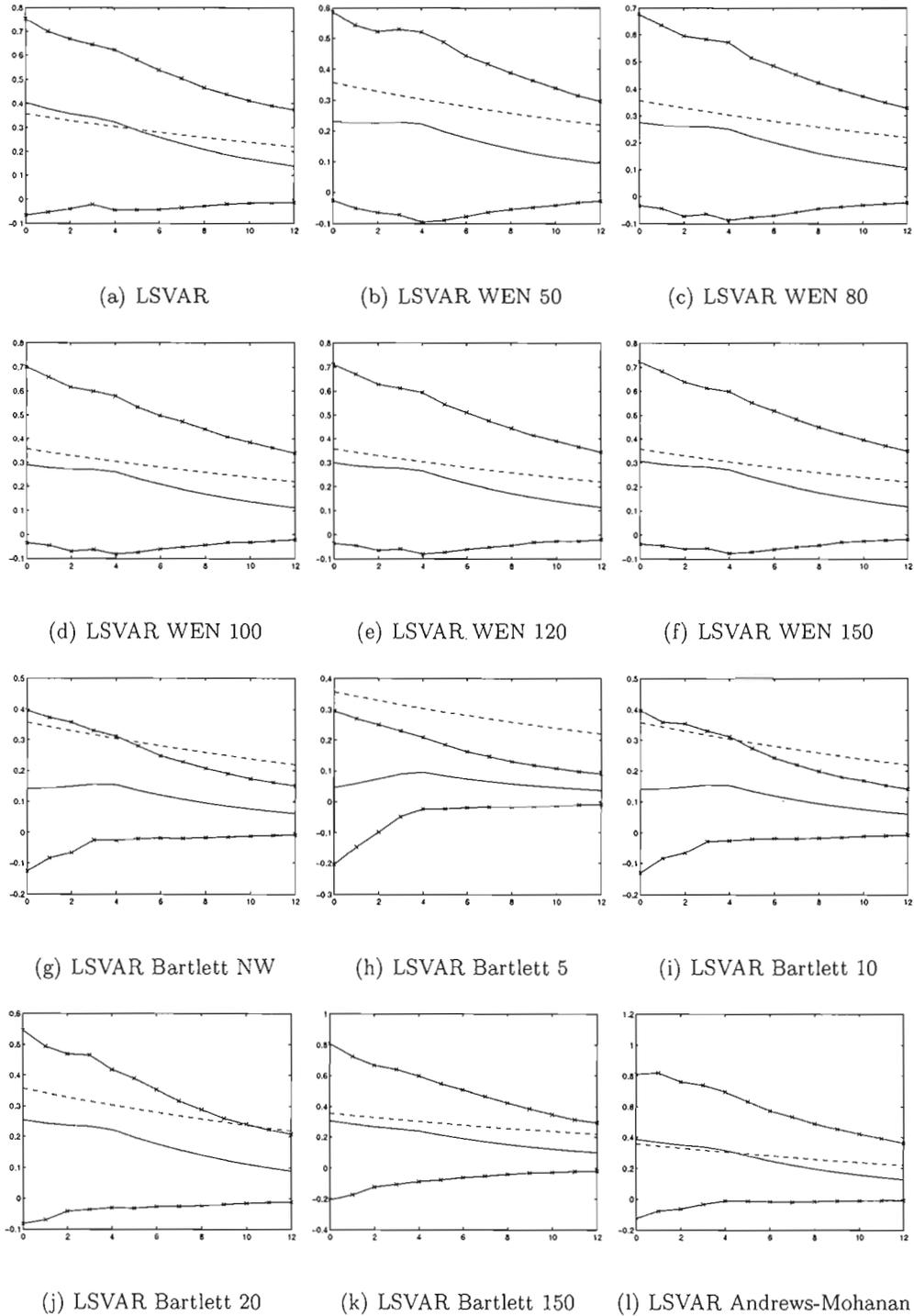


Figure A.8 Estimations et vraies fonctions de réponses des heures : deux chocs $\rho_\chi = 0.90$ et $\sigma_\chi/\sigma_z = 2$

