UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

IDENTIFICATION DES CHOCS ANTICIPÉS À LA TECHNOLOGIE DANS LE DOMAINE DES FRÉQUENCES

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR

HADJOU RACHID

AOÛT 2023

REMERCIEMENTS

Je dois ma plus profonde gratitude à mon directeur de recherche Alain GUAY. Pour son aide continue, sa disponibilité, ses précieux conseils scientifiques et ses encouragements tout au long de ce projet. Merci à lui, pour l'opportunité qu'il m'a donnée de poursuivre la recherche dans ce domaine de recherche.

Je remercie Pauline Gayaud pour sa précieuse aide à la relecture et à la correction de mon mémoire.

Je remercie également Martine Boisselle-Lessard pour m'avoir soutenu dès le premier jour à l'ESG-UQAM, et pour m'avoir guidé dans toutes mes démarches administratives.

Je dédie ce travail à mes parents, Baya et Yahia, mon frère Mohamed et mes soeurs El_Behdja et Lamia, des personnes qui m'ont beaucoup donné et me donnent encore. Peu importe les circonstances, ils ont toujours été là pour moi.

Finalement, je tiens à remercier les professeurs du département d'économie de l'ESG-UQAM pour tout ce qu'ils m'ont donné durant mon parcours universitaire.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES TABLEAUX vi
LISTE DES FIGURES vii
RÉSUMÉ x
INTRODUCTION 1
CHAPITRE I REVUE DE LITTÉRATURE 6
1.1 Les chocs macroéconomiques 6
1.2 Choc de nouvelles 8
1.3 Le débat heures-productivité 12
1.4 L'amorce de la recherche dans le domaine des fréquences 13
CHAPITRE II MÉTHODOLOGIE 14
2.1 L'approche vectoriel autorégressif structurel (SVAR) 15
2.2 Diverses stratégies pour identifier les chocs de nouvelles 16
2.2.1 La stratégie d'identification de long terme de Blanchard et Quah (1989) 16
2.2.2 La stratégie d'identification de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision de Barsky et Sims (2011) 17
2.2.3 La stratégie d'identification Max-Share de Kurmann et Sims (2021) 19
2.3 Domaine des fréquences et les restrictions imposées 20
2.3.1 Domaine des fréquences 20
2.3.2 Imposer des restrictions sur une bande de fréquences 21
2.4 La stratégie d'identification C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) 22
2.4.1 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences 22
2.4.2 Test de sur-identification de Guay et Pelgrin (2023) 25

2.5 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences pour les modèles VAR structurels 26

2.5.1 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences pour N-variable SVAR 26

2.5.2 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences dans le cas d'un choc de nouvelles 27

CHAPITRE III DESCRIPTION DES DONNÉES 31

3.1 Présentation des données pour le système SVAR 32

3.2 La stationnarité des séries 34

3.3 Étude des liens de cointegration entre différentes variables du modèle 35

3.3.1 Test de Engel et Granger 35

3.3.2 Test de Johansen 37

CHAPITRE IV RÉSULTATS 39

4.1 Choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie de Barsky et Sims (2011) 40

4.1.1 Fonctions de réponse 40

4.1.2 Décomposition de la variance 44

4.2 Choc technologique identifié avec la variante de Max-Share de Kurmann et Sims (2021) 47

4.2.1 Fonctions de réponse 47

4.2.2 Décomposition de la variance 52

4.3 Choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) 54

4.3.1 Fonctions de réponse 54

4.3.2 Décomposition de la variance 57

CONCLUSION 60

APPENDICE A ÉVOLUTION DES DIFFÉRENTES SÉRIES DU NOTRE SYSTÈME SVAR 63

APPENDICE B RÉSULTATS OBTENUS AVEC LA STRATÉGIE MAX-SHARE DE BARSKY ET SIMS (2011) 64

APPENDICE C RÉSULTATS OBTENUS AVEC LA STRATÉGIE MAX-SHARE DE KURMANN ET SIMS (2021) 66

APPENDICE D RÉSULTATS OBTENUS AVEC LA STRATÉGIE C-ALS DE GUAY ET PELGRIN 72

LISTE DES TABLEAUX

Tableau Page

3.1 Test de cointégration de Engel et Granger 36

3.2 Test de cointégration de Johansen 37

B.1 Part de la FEVD attribuable au choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie de Barsky et Sims 65

B.2 Part de la FEVD au choc technologique surprise identifié avec la stratégie de Barsky et Sims 65

C.1 Part de la FEVD attribuable au choc technologique identifié avec la stratégie de Kurmann et Sims 66

D.1 J-test 72

D.2 Part de la FEVD attribuable au choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin selon différents intervalles de fréquence 80

LISTE DES FIGURES

Figure Page

4.1 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie Max-Share de Barsky et Sims 41

4.2 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims 48

A.1 Évolution les séries du notre système SVAR. 63

B.1 Fonctions de réponse du choc technologique surprise identifié avec la stratégie Max-Share de Barsky et Sims 64

C.1 Fonctions de réponse du choc anticipé à technologie identifié avec les stratégies : de Barsky et Sims et de Kurmann et Sims 67

C.2 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims : système à quatre variables 68

C.3 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims : modèle avec échantillon tronqué (1960Q1 à 2007Q3) 69

C.4 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims : système avec substitution de notre série par leur de consommation 70

C.5 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie Max-Share de Barsky et Sims en utilisant la série de consommation de Kurmann et Sims 71

D.1 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{40}, \frac{2\pi}{40}]$ 73

D.2 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$ 74

D.3 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$ 75

D.4 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence , $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$ 76

D.5 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$ 77

D.6 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$ et substitution notre série de consommation par la série de Kurmann et Sims. 78

D.7 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$ et substitution notre série de consommation par la série de Kurmann et Sims 79

LISTE DES ABRÉVIATIONS

BLS	Bureau of Labor Statistics (Bureau des statistiques du travail)
C-ALS	Continuum Asymptotic Least Squares (Moindres Carrés Asymptotique du Continuum)
FEVD	forcast error variance decompositions (décompositions de la variance des erreurs de prévision)
IST	Investment-Specific Technology Shocks
NIPA	National Income and Product Accounts (Comptes nationaux du revenu et des produits)
PIB	Produit intérieur brut
PNB	Produit national brut
RBC	Real business cycle (Cycle économique réel)
TFP	Total factor productivity (Productivité totale des facteurs)
SVAR	Structural vector autoregressive (Vecteur autorégressif structurel)
VAR	Vector autoregression (Autorégression vectorielle)

RÉSUMÉ

Ce projet de recherche s'intéresse, (i) à identifier les effets des chocs anticipés à la technologie dans le domaine des fréquences, (ii) à évaluer une gamme de stratégies d'identification fréquemment utilisées pour identifier les chocs de nouvelles et (iii) à donner certaines estimations de la contribution de ce choc aux fluctuations de quelques composantes économiques américaines, dont l'emploi à la fréquence des cycles économiques. Nous construisons un modèle de vecteur autorégressif structurel (SVAR) dans lequel le choc anticipé à la technologie (choc de nouvelles de la TFP future) est identifié par trois stratégies, soit par le maximum de la variance de l'erreur de prévision de Barsky et Sims (2011), par une variante de Max-Share de Kurmann et Sims (2021), et par C-ALS de Guay et Pelgrin (2023). Nos résultats révèlent que : (i) un choc anticipé à la technologie entraîne des contributions importantes dans les fluctuations des cycles économiques, (ii) la stratégie Max-Share de Barsky et Sims est sensible à la mesure de technologie utilisée, (iii) Kurmann et Sims utilisent une série de consommation dite dépenses de consommation réelles (personnelle) per capita, cette série a permis à leur Max-Share d'obtenir une réponse négative des heures à l'impact, (iv) les résultats selon lequel les heures réagissent négativement à un choc de nouvelles n'est pas robuste ni au mesure de la TFP ni au série de la consommation, (v) dans le cadre de la stratégie C-ALS, la réponse des heures est très proche de zéro dans les cas où les restrictions dans les bandes de fréquence sélectionnées ne sont pas rejetées en utilisant le test J-stat.

Mots clés : choc anticipé à la technologie, domaine des fréquences, C-ALS, Max-Share, TFP, cycle économique, SVAR.

INTRODUCTION

Les fluctuations économiques sont caractérisée lors des périodes de récession et de boom. Le modèle de croissance (exogène) développé par Solow (1957) a permis aux économistes d'expliquer en partie ces fluctuations pendant des dizaines d'années. En effet, ce modèle explique la croissance par divers facteurs dont l'innovation technologique, qui est appelée le « résidu de Solow », la contribution de ce résidu à la croissance allant de 40% à 60%. En conséquence, ces variations expliquent une partie des fluctuations économiques dans les périodes de récession.

Depuis, Kydland et Prescott (1982) ont développé un modèle dynamique stochastique du cycle réel. Dans ce modèle, le choc technologique neutre est considéré comme le choc allant perturber la productivité totale des facteurs (TFP), celle-ci créant des fluctuations dans le cycle économique. Malgré les avantages de cette approche, ces modèles (RBC) sont largement critiqués, en particulier concernant la prédominance des chocs technologiques pour expliquer les cycles.

L'identification des chocs technologiques a été reconsidérée après l'émergence des nouvelles techniques économétriques, ainsi que du développement de nouvelles théories ou le renouveau d'anciennes, en essayant de les modéliser empiriquement. C'est le cas de Beaudry et Portier (2004, 2006) qui ont les premiers incorporé le concept des anticipations de Pigou (1927) aux modèles RBC ainsi que dans les modèles de VAR structurel.

Les discussions théoriques qui ont commencé depuis le travail de Pigou (1927) et les preuves empiriques de plusieurs auteurs qui ont suivi, ont documenté depuis l'impact des nouvelles ou « news » sur les fluctuations économiques.

Les changements dans les nouvelles peuvent avoir un impact important sur les fluctuations économiques. Ces nouvelles peuvent concerner soit des informations politiques futures sur les tendances démographiques, soit des informations sur les prix de l'énergie ou encore des informations sur les futurs développements technologiques. Nous nous concentrerons principalement sur le rôle des nouvelles liées à la technologie autrement dit, les informations liées aux évolutions ou variations futures de la productivité, dans la conduite des cycles économiques.

Dans notre modèle, le choc anticipé à la technologie est défini comme un choc de nouvelles de la TFP future, que les agents économiques peuvent anticiper avant la réalisation de ce choc, autrement dit, avant que les agents ne soient affectés. Plus précisément, les agents économiques investissent en capital s'ils reçoivent de l'information positive sur l'avenir, donc leurs décisions d'investissement sont basées sur les anticipations des demandes futures des marchés. Si ces anticipations sont correctes, alors le cycle économique connaît une période de boom. En revanche si elles sont erronées, autrement dit, si l'investissement des agents est trop grand, alors l'activité économique peut entrer dans une période de récession.

Les modèles à vecteurs autorégressifs structurels (SVAR) servent à identifier les chocs structurels, dont les chocs de nouvelles, voir notamment (Beaudry et Portier, 2004, 2006; Beaudry *et al.*, 2008; Beaudry et Lucke, 2010; Barsky et Sims, 2011; Kurmann et Sims, 2021; Guay et Pelgrin, 2023). Ce projet de recherche s'intéresse, (i) à identifier les effets du choc anticipé à la technologie dans le domaine des fréquences, (ii) à évaluer une gamme de stratégies d'identification et (iii) à donner certaines estimations de la contribution de ce choc aux fluctuations de quelques composantes économiques à la fréquence des cycles économiques. En se fondant sur des approches qui identifient les chocs technologiques dans les modèles de séries chronologiques dits modèles SVAR, il s'inscrit dans le cadre d'approfondissement de la méthode d'identification des chocs développée par Guay et Pelgrin (2023).

Les données utilisées dans le cadre de cette recherche sont des données américaines. Nous utilisons cinq variables macroéconomiques, soit la TFP ajustée, le S&P500, la consommation, les heures de travail et l'inflation, sachant que les quatre dernières variables sont des variables réelles et par tête [1]. Nous utilisons le millésimes de la TFP ajustée de Fernald de 2016 comme une mesure de la technologie.

Nous appliquons trois stratégies d'identification soit, "Max-Share" de Barsky et Sims (2011), "Max-Share" de Kurmann et Sims (2021) et celle de Guay et Pelgrin (2023) dite "C-ALS" [2] à notre système SVAR à cinq variables. Nous utilisons les fonctions de réponses et les décompositions de variance de chaque stratégie d'identification afin de mesurer l'impact du choc anticipé à la technologie sur les différentes variables macroéconomiques de notre modèle, et évaluer la gamme des stratégies d'identification utilisée.

Nos résultats sont les suivants : les fonctions de réponse obtenues de chaque stratégie d'identification génèrent des co-mouvements positifs des différentes composantes économiques de notre modèle, sauf pour l'inflation bien entendu parce que le choc technologique est un choc d'offre. Ces résultats concordent de près avec ceux de Beaudry et Lucke (2010) mais sont contradictoires de ceux obtenus par (Barsky et Sims, 2011; Kurmann et Sims, 2021). En effet, Barsky et Sims ont utilisé un millésime de 2007 de la TFP, et celui-ci incite les heures à répondre négativement à l'impact du choc. En revanche, avec un millésime récent amélioré de Fernald 2016 nous arrivons à une réponse positive des heures. Ceci nous amène à conclure que la stratégie Max-Share de Barsky et Sims est sensible à la mesure de la technologie utilisée. Kurmann et Sims utilisent quant à eux une série de

---

1. Pour plus d'information concernant les données utilisées dans le cadre de cette recherche ainsi que leur source voir chapitre III.

2. Continuum Asymptotic Least Squares.

consommation dite « dépenses de consommation réelles (personnelle) per capita » qui permet à leur stratégie d'inciter les heures à répondre négativement. De plus, cette série de consommation conduit à une réponse positive un peu faible à l'impact du choc dans le cadre de la stratégies de Barsky et Sims. Dans le cadre de la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin, la réponse des heures est proche de zéro si les restrictions dans les bandes de fréquence sélectionnées sont fiables en utilisant le test J-stat. Par contre elle est négative dans les mêmes intervalles de fréquences en utilisant la série de consommation de Kurmann et Sims.

Les décompositions de la variance obtenues montrent que la part de la variance de l'erreur de prévision attribuable au choc anticipé à la technologie de chaque stratégie d'identification, explique en grande partie les fluctuations à des différents horizons des composantes économiques de notre système, hormis pour la TFP aux hautes fréquences [3] et l'inflation aux basses fréquences. Ces résultats concordent assez fidèlement avec ceux de Beaudry et Lucke (2010).

Ce mémoire se divise en quatre chapitres. Le premier chapitre dresse une revue non exhaustive de la littérature dont des études utilisant différentes stratégies pour identifier les chocs de nouvelles. Il s'agit de chocs macroéconomiques en général, et de chocs de nouvelles en particulier. Par la suite le débat heures-productivité est présenté, puis l'amorce de la recherche dans le domaine des fréquences. Le deuxième chapitre expose les procédures de l'approche VAR et SVAR, les différentes stratégies pour identifier les chocs de nouvelles, le domaine des fréquences et la stratégie d'identification C-ALS en détails. Le troisième chapitre décrit les données utilisées. Enfin, le quatrième chapitre présente les résultats et leur analyse

---

3. Dans le cadre de la stratégie C-ALS le choc de nouvelles explique en grande partie les fluctuations à des différents horizons (hautes et basses fréquences) de la TFP dans les intervalles de fréquence où les restriction sont rejetées.

ainsi que les fonctions de réponses et les décompositions de variance pour connaître l'impact des chocs de nouvelles sur les variables macroéconomiques utilisées. Ce mémoire se termine par une conclusion.

CHAPITRE I

REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre s'organise en quatre parties. La première vise à fournir un aperçu général des chocs macroéconomiques. La deuxième présente le choc de nouvelles de la TFP future (choc anticipé à la technologie). La troisième partie présente le débat heures-productivité. La quatrième et dernière partie présente l'amorce de la recherche dans le domaine des fréquences.

1.1 Les chocs macroéconomiques

Le terme « chocs économiques » fait référence à tout changement dans les variables ou les relations macroéconomiques qui a un impact sur les composantes (variables) macroéconomiques. En général, il existe deux types de chocs qui peuvent affecter les variables macroéconomiques (l'activité économique en général), d'une part les chocs surprise donc non anticipés et d'autre part les chocs anticipés. Par exemple il existe des chocs politiques comme les chocs fiscaux qui peuvent être une surprise, ou qui peuvent se produire à cause de nouvelles sur les futurs changements fiscaux. Il existe aussi des chocs non politiques comme ceux technologiques qui peuvent être une surprise ou ceux que peuvent être générés par les nouvelles sur les futurs changements technologiques.

Alors que les chocs de politiques économiques [1] font partie des principales stratégies économiques utilisées par un gouvernement ou la banque centrale pour soutenir l'activité économique, les chocs technologiques sont considérés par Ramey (2016) comme l'un des plus importants chocs non politiques.

Nous pouvons aussi faire la distinction entre les chocs technologiques neutres et les chocs technologiques spécifiques à l'investissement (IST), et celle entre les chocs technologiques imprévus classiques donc non anticipés et les chocs des nouvelles sur les futurs changements technologiques.

Il existe deux axes de recherche dans la littérature récente étudiant l'impact des chocs économiques sur les variables macroéconomiques. Le premier axe concerne les modèles néoclassiques du cycle réel, parmi lesquels se trouvent les modèle d'équilibre général dynamique stochastique (DSGE) dont les modèles des cycles d'affaires réels (RBC). Le second axe concerne les modèles des séries chronologiques [2] , dans lesquels se trouvent les modèles autorégressifs vectoriels structurels.

L'approche des modèles d'équilibre général a été développée par Kydland et Prescott (1982), dans leur article « Time to Build and Aggregate Fluctuations ». Depuis, elle a été utilisée par plusieurs chercheurs dont Hansen (1985), Greenwood *et al.* (1988), Jaimovich et Rebelo (2009), pour analyser et étudier l'impact des différents chocs dans le cycle économique. Il en va de même concernant les modèles RBC, de nombreuses recherches dont Mendoza (1991), Backus *et al.* (1992), et Cogley et Nason (1995), montrent que cette approche offre également des avantages considérables en matière de modélisation et d'interprétation des relations macroé-

1. Ces chocs comprennent, sans s'y limiter : les politiques monétaire et budgétaire.

2. La plupart des chercheurs ont utilisé le modèle des Vecteur Autorégressif structurel, développé par Sims (1980).

conomiques. En même temps, ces modèles (RBC) sont largement critiqués [3] [4], en particulier concernant la contribution des chocs technologiques pour l'explication des cycles [5].

Les modèles VAR, développés la première fois par Sims (1972), sont des outils descriptifs, aussi utilisés pour faire des prévisions macroéconomiques [6]. Puis, Sims (1980) a introduit le concept de chocs structurels (en identifiant) devenant ainsi des modèles autorégressifs vectoriels structurel (SVAR). Ces derniers permettent désormais des interprétations économiques des résultats. Depuis, les modèles SVAR ont acquis une place importante dans les modèles macroéconométriques pour la modélisation théorique [7]

1.2 Choc de nouvelles

L'idée de cycles économiques guidés par les attentes est très ancienne et remonte au moins à Pigou (1926), qui déclare dans son livre « Industrial fluctuations » : « Les attentes variables des hommes d'affaires . . .constituent la cause immédiate et

---

3. Ces modèles ont été critiquées car ils génèrent des fluctuations des heures de travail importantes par rapport aux fluctuations de la productivité, en plus les fluctuations des heures totales travaillées proviennent principalement de la volatilité de l'emploi et non de la volatilité des heures par travailleur en emploi, pour plus d'informations voir Hansen (1985).

4. Voir King et Rebelo (1999), and Rebelo (2005) pour plus d'informations concernant l'évaluation et la performance des modèles RBC.

5. Le modèle considère les récessions comme une régression technologique. Ainsi que les chocs technologiques dans le modèle génèrent de faibles mouvements.

6. Pour une présentation théorique complète des modèles VAR, SVAR voir : Lütkepohl (2005).

7. Pour n'en citer que quelques-unes, voir Blanchard et Quah (1989) et Gali (1999).

les causes ou antécédents directs des fluctuations industrielles ». Le point de vue des nouvelles sur les cycles économiques suggère que ces phénomènes sont principalement le résultat d'agents qui cherchent toujours à effectuer des prévisions pour les demandes à venir de l'économie Beaudry et Portier (2014) L'agent essaie d'anticiper le marché lorsqu'il reçoit des informations sur l'avenir. Il effectue ainsi des investissements pour rendre les biens facilement disponibles lorsque les besoins attendus apparaissent. Si les attentes positives de l'agent sont effectivement réalisées le cycle économique connaît une période de boom. Au contraire, si les attentes ne sont pas réalisées, autrement dit, si l'agent a investi plus que la demande anticipée, l'économie entrera en récession, et l'agent réduira ses investissements. Pour Beaudry et Portier (2014) l'expansion et la récession sont des conséquences directes de l'incitation des agents à spéculer sur les informations concernant les développements futurs de l'économie.

Dans leur article « An exploration into Pigou's theory of cycles », Beaudry et Portier (2004) ont été les premiers à inclure le choc de nouvelles dans le modèle RBC. Par leurs résultats, ils ont aussi été à l'origine de la réapparition de l'idée que le cycle économique est guidé par les attentes. Ainsi, ils ont montré que les nouvelles liées à la productivité peuvent expliquer la moitié des fluctuations économiques aux États-Unis [8].

Depuis, de nombreuses études ont été menées pour analyser le rôle des nouvelles dans les cycles économiques. Ces recherches se caractérisent par l'utilisation de diverses stratégies d'identification des chocs, qui ont abouti à des résultats différents, et souvent contradictoires.

---

8. Ils ont utilisé des données des États-Unis couvrant la période 1959-1997. Voir Beaudry et Portier (2004), pour plus d'informations sur la façon de construire les séries utilisées dans l'estimation des modelés.

De nombreux auteurs, dont Beaudry et Portier (2006), Beaudry *et al.* (2008) et Beaudry et Lucke (2010), ont montré, dans leurs recherches à l'aide des modèles SVAR, le rôle important des nouvelles dans les fluctuations du cycle économique. Ils ont conclu que les chocs de nouvelles sur la productivité future sont l'un des principaux moteurs des cycles économiques et qu'il existe un effet positif (contemporain) des chocs de nouvelles sur les heures de travail. Cependant les nouvelles n'ont aucune influence à court terme sur la TFP.

Plus précisément, Beaudry et Portier (2006) utilisent différents systèmes de VAR (des systèmes bivariés, des systèmes à trois variables et d'autres à quatre variables), et ils imposent des restrictions de court terme et des restrictions de long terme à propos de deux schémas d'orthogonalisation différents qui découle d'une représentation moyenne mobile. Ils constatent que les nouvelles jouent un rôle primordial dans les fluctuations économiques, alors que les changements surprise en productivité n'ont pas d'impact important.

Beaudry *et al.* (2008) utilisent des données de nombreux pays pour étudier l'impact des chocs de nouvelles entre eux. Ils utilisent un ensemble de partenaires commerciaux bilatéraux (les États-Unis et le Canada ainsi que l'Allemagne et l'Autriche) et confirment le rôle de nouvelles sur les futures technologies dans les fluctuations économiques. Ils concluent que les nouvelles sur la productivité future aux États-Unis ont un effet positif à long terme sur la productivité totale de ces derniers, ainsi qu'un impact positif à long terme sur le Canada, l'un des partenaires commerciaux les plus importants de ce pays. La même conclusion est soulignée pour le cycle économique allemand et sa relation avec le cycle économique autrichien [9] (les nouvelles sur la future TFP de l'Allemagne ont un effet

9. En outre, les nouvelles sur la future TFP de l'Allemagne ont aussi un effet positif sur les fluctuations des cycles économiques de la France et de l'Italie.

positif sur sa TFP totale ainsi qu'un effet positif sur la TFP de l'Autriche).

Finalement, Beaudry et Lucke (2010) sont parvenus à la même conclusion en utilisant l'approche SVAR et en introduisant cinq chocs macroéconomiques [10] . Ils étudient la contribution de chaque choc dans les fluctuations économiques et constatent que la contribution des changements technologiques surprise ne représente qu'une proportion assez faible de ces fluctuations. A l'inverse, les changements technologiques anticipés sont un facteur important de celles-ci tout comme les chocs des demandes et les chocs monétaires.

Concernant les études qui ont utilisé les modèles d'équilibre général et qui appuient l'idée d'un cycle économique conduit par les nouvelles, nous trouvons plusieurs contributions, notamment Davis (2007) et Schmitt-Grohé et Uribe (2012). Le premier estime un modèle DSGE utilisant des variables macroéconomiques, et conclut que les chocs de nouvelles sont importants pour générer des fluctuations économiques. Et les seconds constatent que les chocs de nouvelles expliquent environ la moitié des fluctuations des variables macroéconomiques suivantes : production, consommation, investissement et emploi. Ces constatations correspondent quasiment à celles qui ont été trouvées dans les études mentionnées précédemment.

En revanche, quelques auteurs, dont Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021), ont trouvé des résultats contradictoires avec les autres études qui soutiennent le rôle des nouvelles sur les cycles économiques. Ils ont adopté des schémas d'identification partielle fonder sur différentes approches de "Max-Share", où leur stratégie dépend de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision sur un horizon allant jusqu'à 40 trimestres pour Barsky et Sims (2011) et 80 trimestres

10. Le choc de nouvelles, le choc de préférence (choc de demande), le choc monétaire, le choc technologique spécifique à l'investissement (IST) et le choc TFP surprise.

pour Kurmann et Sims (2021). Les deux stratégies contiennent les fluctuations à court terme et les fluctuations du cycle économique (mouvements de long terme).

Plus récemment, Guay et Pelgrin (2023) ont développé une méthodologie pour l'identification et l'inférence des modèles VAR structurels dans le domaine des fréquences dite C-ALS. Les auteurs ont noté que les effets des chocs de nouvelles sur les heures sont liés au choix de la bande de fréquence. Donc le choix d'utilisation d'une bande de fréquence appropriée a l'avantage de se concentrer sur les fréquences de moyen et long terme de la TFP et permet ainsi d'isoler l'identification des nouveaux chocs des effets des fluctuations à court terme et du cycle économiques.

1.3 Le débat heures-productivité

La réponse des heures de travail au choc anticipé à la technologie identifiée par les modèles SVAR est un sujet controversé dans les recherches économiques.

D'un côté, les résultats dépendent de la série de la TFP utilisée. Si la série construite par Basu *et al.* (2006) [11] est utilisée, la réponse des heures est positive à court terme, que ce soit en utilisant la série des heures en niveau, ou bien en première différence. En revanche, la réponse des heures est différente en utilisant la productivité du travail comme série en niveau ou bien en première différence. Ces deux réponses diffèrent de celle obtenue en utilisant la TFP construite par Basu *et al.* (2006). De plus, si la série de la TFP construite par Fernald (2014) est utilisée, la réponse des heures dépend du millésime de la TFP utilisé.

---

11. Ils ont construit une série du TFP, autrement dit « purifiée » qui permet d'isoler le rôle du capital et de la main d'œuvre et acquérir des observations qui présente un indicateur qui mesure juste les variations de la technologie.

De l'autre côté, la méthode d'identification des chocs anticipés à la technologies est cruciale pour les résultats obtenus, voir entre autres (Beaudry et Portier, 2006; Beaudry *et al.*, 2008; Beaudry et Lucke, 2010; Barsky et Sims, 2011; Kurmann et Sims, 2021; Guay et Pelgrin, 2023).

1.4 L'amorce de la recherche dans le domaine des fréquences

L'identification des chocs technologiques est un sujet très important dans les modèles SVAR. Depuis Gali (1999), les restrictions de long terme sont couramment utilisées pour identifier les chocs technologiques. Puis Francis *et al.* (2005)(Francis et al. 2008) utilisent une autre stratégie d'identification des chocs. Ils considèrent le choc technologique comme un choc qui augmente la contribution de la variance de l'erreur de prévision de la productivité du travail à long terme. Par la suite, Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2019) ont adopté des schémas d'identification partielle basés sur différentes approches de Max-Share, où leur stratégie dépend de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision. DiCecio et Owyang (2010) proposent une variante de l'identification Max-Share. Cette fois, ils ne se concentrent pas sur la contribution des chocs technologiques à la variance d'erreur de prévision de la productivité du travail à long terme, mais plutôt sur la maximisation de la part de variance de la productivité du travail dans le domaine des fréquences. Plus récemment, Guay et Pelgrin (2023) ont développé une méthodologie pour l'identification et l'inférence des modèles SVAR dans le domaine des fréquences dite C-ALS.

CHAPITRE II

MÉTHODOLOGIE

Plusieurs études appliquées qui traitent le sujet des chocs de nouvelles ont utilisé le modèle SVAR. Afin de modéliser le choc anticipé à la technologie, nous appliquons une gamme des méthodes dont le C-ALS de Guay et Pelgrin (2023). Alors, il nous paraît essentiel de donner un premier aperçu des différentes stratégies d'identification des chocs qui sont utilisées par divers auteurs. Nous considérons qu'il est important de présenter ces stratégies pour deux raisons : premièrement, pour découvrir les principaux avantages de chaque méthode, et deuxièmement, pour pouvoir les comparer avec la méthode utilisée dans ce mémoire.

Ce chapitre s'organise en cinq parties. La première partie présente la procédure des modèles SVAR. La deuxième partie présente différentes stratégies visant à l'identification des chocs de nouvelles. La troisième partie fourni une bref présentation de domaine des fréquences ainsi que les restrictions que nous pouvons appliquer dans ce domaine. La quatrième partie décrit la stratégie proposée par Guay et Pelgrin (2023) afin d'identifier les chocs structurels. Ensuite nous fournissons les tests utilisés afin d'évaluer les restrictions dans le domaine de fréquences. La dernière partie présente la stratégie C-ALS dans le domaine des fréquences pour les modèles VAR structurels

2.1 L'approche vectoriel autorégressif structurel (SVAR)

Considérons un vecteur X_T de dimension NxT contenant les variables dépendantes de notre modèle, où $X_t = (X_{1t}...X_{Nt})$.

La forme réduite multivariée du modèle $VAR(p)$ représentée par l'expression suivante :

$$X_t = c + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + u_t, \tag{2.1}$$

ϕ_i présente une matrice de coefficients de dimension (NxN) avec nombre de retard allant jusqu'à p. Le bruit blanc est de dimension N représenté par u_t. Ce dernier remplit les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} E(u_t) & = & 0_{Nx1} \\ E(u_t u_t') & = & \Sigma, \text{ où } \Sigma \text{ est une matrice inversible ou non singulière} \\ E(u_t u_s') & = & 0_{NxN} \text{ pour } s \neq t \end{cases}$$

nous pouvons réécrire l'équation précédente comme suit :

$$\Phi(L) X_t = c + u_t \tag{2.2}$$

Φ est une matrice de dimensions $(N \times N)$ qui représente tous les coefficients autorégressifs, L est l'opérateur de retard, tandis que u_t est un bruit blanc de dimension N, sous les mêmes hypothèses plus haut.

Nous obtenons par la suite la présentation moyenne mobile MA de la forme réduite présentée plus haut en inversant la forme autorégressive :

$$X_t = \sum_{i=0}^{\infty} C_i u_{t-1} = C(L) u_t. \tag{2.3}$$

Dans cette dernière équation, $C(L) = [\Phi(L)]^{-1}$ et $C(0) \equiv C_0$, $(C(L) = \sum_{i=0}^{\infty} A_i L^i)$ ou L représente l'opérateur de retard, et $C_i = \sum_{j=1}^{i} C_{i-j}\phi_j$, avec C_0 est une matrice identité de dimension $N(I_N)$.

Reprenons la forme moyenne mobile, mais cette fois sous la forme structurelle suivante :

$$X_t = \sum_{i=0}^{\infty} A_i \varepsilon_{t_i} = A(L)\varepsilon_t. \tag{2.4}$$

Ici, $A(L) = \sum_{i=0}^{\infty} A_i L^i$, $A_0 \equiv A(0)$, en supposant que les chocs structurels suivent un processus de type bruits blancs de dimension Nx1 exprimé par ε_t. De la même façon nous faisons l'hypothèse $E(\varepsilon_t) = 0$ et $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Gamma$, où la matrice Γ est normalisée telle que $\Gamma = I_N$.

2.2 Diverses stratégies pour identifier les chocs de nouvelles

Nous nous concentrons ici sur les méthodes de : Blanchard et Quah (1989), Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021).

2.2.1 La stratégie d'identification de long terme de Blanchard et Quah (1989)

Blanchard et Quah (1989) ont été les premiers à proposer l'idée d'imposer des restrictions à long terme aux modèles VAR structurels. Cette idée est développée d'une part, dans le contexte polémique où les restrictions à court terme font l'objet de plusieurs critiques et d'autre part, le nombre suffisant de restrictions à court terme pour l'identification des modèles est aussi problématique dans le cadre pratique.

Dans leur article, ils utilisent un modèle VAR bivarié (produit national brut réel PNB et Taux de chômage) avec des données des État-Unis. Ils expliquent les fluctuations du PNB et du chômage selon deux types de chocs agrégés : les chocs d'offre (w_t^{AS}) et les chocs de demande (w_t^{AD}). De plus, ils définissent les chocs structurels dans leur modèle en supposant que les chocs de demande (w_t^{AD}) n'ont pas d'impact à long terme sur le PNB réel, ils supposent que la série de taux de

chômage est stationnaire en niveau et la série du PNB est stationnaire en première différence comme suit :

$$Z_t = \begin{pmatrix} \Delta y_t \\ u_t \end{pmatrix} \sim I(0), \tag{2.5}$$

où y est le PIB réel et u est le taux de chômage.

Ainsi, pour la représentation structurelle l'impact des chocs structurels à long terme, sur les variables observées, peut être obtenu à partir de la somme des coefficients de la représentation structurelle moyenne mobile.

$$Z_t = B(L)^{-1}\varepsilon_t = \theta(L)\varepsilon_t, \tag{2.6}$$

la somme des effets cumulés à long terme d'un choc structurel sur le PIB est donnée par la matrice suivante :

$$\theta(1) = \sum_{i=0}^{\infty} \theta_i = B(1)^{-1}. \tag{2.7}$$

L'impact des chocs structurels sur le PIB est la somme cumulative de ses effets sur le ΔPIB. Il est donné par la matrice ci-dessus (la formule 2.7).

2.2.2 La stratégie d'identification de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision de Barsky et Sims (2011)

Barsky et Sims (2011) proposent une stratégie alternative afin d'identifier le choc technologique, celle-ci dépend de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision. Dans leur modèle, la forme moyenne mobile qui exprime la technologie A_t est la suivante :

$$lnA_t = [B_{11}(L) \quad B_{12}(L)] \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \end{bmatrix} \tag{2.8}$$

$\varepsilon_{1,t}$ et $\varepsilon_{2,t}$ expriment respectivement le choc surprise et le choc de nouvelle.

Deux types de choc sont utilisés, soit le choc technologique surprise et le choc anticipé à la technologie (choc de nouvelles sur la TFP future). Le premier est

identifié comme l'innovation de forme réduite de la TFP, alors que le second comme choc expliquant une grande partie des fluctuations futures de la TFP. Ils imposent la restriction contemporaine représentée par $B_{12} = 0$. Cela signifie que le choc de nouvelle n'a aucun effet contemporain sur la TFP (technologie). Pour identifier les chocs de nouvelles, nous considérons un vecteur Y_t de dimension (KxT), où T est le nombre d'observations et K est le longueur de ce vecteur. La forme réduite des observations en niveau se présente comme suit :

$$Y_t = B(L)u_t, \tag{2.9}$$

La forme structurale de la représentation MA est donnée par :

$$Y_t = C(L)\varepsilon_t, \tag{2.10}$$

Ceci dans l'hypothèse de l'existence d'une relation linéaire entre innovations et chocs structurels exprimée comme suit :

$$u_t = A_0\varepsilon_t. \tag{2.11}$$

Tandis que $C(L) = B(L)A$, ainsi que $\varepsilon_t = A_0^{-1}u_t$. Il n'existe pas qu'une seule matrice de variance-covariance des innovations $A(0)$ mais infinité de celle-ci, données par la formule suivante :

$$A_0A_0' = \Sigma. \tag{2.12}$$

Les matrices d'impact peuvent être définies comme $\tilde{A}_0D$, où $A_0 = \tilde{A}_0D$, et D est une matrice orthonormale donnant $D'D = I$. L'obtention de la matrice $\tilde{A}$ peut d'une décomposition de Cholesky, par des restrictions de court ou de long terme, par des restrictions de signes.

La prochaine étape donne l'erreur de prévision pour un horizon futur H et s'exprime par l'équation suivante :

$$Y_{t+h} - E_{t-1}Y_{t+h} = \sum_{\tau=0}^{h} B_\tau\tilde{A}_0D\varepsilon_{t+h-\tau}. \tag{2.13}$$

La contribution du choc structurel j dans la variance de l'erreur de prévision de la variable i est donnée par l'équation suivante :

$$\Omega_{i,j}(h) = \frac{e_i'(\sum_{\tau=0}^{h} B_\tau \tilde{A}_0 Dej e_j' D' \tilde{A}_0' B_\tau')e_i}{e_i'(\sum_{\tau=0}^{h} B_\tau \Sigma \tilde{B}_\tau')e_i} = \frac{(\sum_{\tau=0}^{h} B_{i,\tau} \tilde{A}_0 \gamma\gamma' \tilde{A}_0' A_{i,\tau}')}{(\sum_{\tau=0}^{h} B_{i,\tau}\Sigma)B_{i,\tau}'}. \quad (2.14)$$

Où $B_{i,\tau}$ est la i^{eme} ligne de la matrice B pour le retard τ, et γ est la j^{eme} colonne de la matrice D.

L'équation de droite est une simplification de celle de gauche. e_i représente des vecteurs contenant la valeur 1 à la position i et zéro autrement, $D_{e,j} = \gamma$ et $\tilde{A}_0\gamma$ est un vecteur d'impulsion.

Les observations de la TFP se trouvent à la première position dans le système. La stratégie de Barsky et Sims (2011) repose sur la maximisation de la contribution du choc de nouvelles pour un certain horizon H.

2.2.3 La stratégie d'identification Max-Share de Kurmann et Sims (2021)

Kurmann et Sims (2021) proposent l'approche Max-share afin d'identifier les chocs de nouvelles. Conceptuellement leur stratégie est similaire à la méthode de Barsky et Sims (2011), mathématiquement elle est la même que l'identification de choc technologique de Francis *et al.* (2014), qui, de son côté, dépend aussi du travail de Uhlig (2003).

La stratégie de Barsky et Sims consiste à choisir γ pour maximiser la variance de l'erreur de prévision de la TFP, jusqu'à un certain horizon de troncature H, en tenant compte de la restriction selon laquelle le choc est orthogonal au choc surprise. En revanche, la stratégie d'identification Max-Share de Kurmann et Sims est basée sur l'estimation d'un VAR (la TFP ajustée est la première variable du VAR) et en considérnat le choc qui représente la part maximale de la variance des

erreurs de prévision (FEV) dans la TFP ajustée à un horizon H, c'est-à-dire

$$\max_{\gamma} \quad \Omega_{1,2}(H) \qquad s.t\, \gamma'\gamma = 1, \tag{2.15}$$

où, comme dans l'équation (2.14), Ω indique la variance de l'erreur de prévision de la productivité ajustée à l'horizon H et γ indique un vecteur colonne appartenant à la matrice de rotation orthonormale D (de la décomposition de Cholesky) de la matrice de variance-covariance de la forme réduite.

Alors, la stratégie de Kurmann et Sims identifie le choc technologique peu importe si celui-ci est anticipé ou surprise, alors est différente dans le sens quelle ne sépare pas un choc surprise d'un choc de nouvelles mais cherche le choc qui maximise la décomposition de la variance jusqu'à l'horizon H. Ainsi que la productivité mesurée est autorisée à répondre de façon contemporaine au choc, donc cette stratégie abandonne la restriction de zéro (le premier élément de Y n'est pas restreint à 0).

2.3 Domaine des fréquences et les restrictions imposées

Dans la suite, nous présentons un aperçu général du domaine des fréquences et son utilisation dans les modèles SVAR.

2.3.1 Domaine des fréquences

Supposons deux séries chronologiques stationnaires $[X_{1t}, X_{2t}]$. Nous pouvons présenter leurs propriétés de second ordre avec la matrice spectrale $f(\omega)$ comme suit :

$$f_X(\omega) = \frac{1}{2\pi} \begin{bmatrix} f_{X,11}(\omega) & f_{X,12}(\omega) \\ f_{X,21}(\omega) & f_{X,22}(\omega) \end{bmatrix}, \qquad \omega \in [-\pi; \pi]. \tag{2.16}$$

Ces propriétés sont fonction de la matrice d'autocovariances et de covariances croisées $\Gamma(h) = E(X_{t+h}, X_j')$.

Sous la condition que $\sum_{h=-\infty}^{+\infty} \gamma_{ij}(h) < \infty$, où $\gamma_{i,j}(h)$ représente l'élément i,j de la matrice $\Gamma(h)$, nous présentons dans l'équation (2.19) les densités marginales $f_{X,ii}(\omega)$ ainsi que le spectre de puissance croisé à simple bande $f_{X,ij}(\omega)$ comme la transformée de Fourier des fonctions d'autocovariances et de covariances croisées. Ainsi,

$$f_{X,ij}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{h=-\infty}^{+\infty} \gamma_{ij}(h) \exp(-i\omega h). \tag{2.17}$$

La transformée de Fourier permet également d'obtenir les autocovariances et les covariances croisées en inversant cette transformée comme suit :

$$\gamma_{ij}(h) = \int_{-\pi}^{\pi} \exp(ih\omega) f_{X,ij}(\omega) d\omega. \tag{2.18}$$

La matrice variance-covariance $\Gamma(0)$ de X_t, se décrit dans le cas où $h = 0$ et pour $\omega \in [-\pi, \pi]$ comme suit :

$$\Gamma(0) = \int_{-\pi}^{\pi} f_X(\omega) d\omega. \tag{2.19}$$

La densité spectrale permet de décomposer la variance de X_t à différentes intervalles de fréquence. Ainsi, les fluctuations de X_t pour l'intervalle de fréquence $\omega \in [0, \pi]$ sont mesurées par l'expression suivante :

$$\int_{-w}^{w} f_X(\omega) d\omega. \tag{2.20}$$

La densité spectrale permet donc d'analyser les fluctuations du cycle économique pour différentes bandes de fréquences dont les fréquences cycliques et les moyennes et basses fréquences.

2.3.2 Imposer des restrictions sur une bande de fréquences

À partir de la forme réduite de la représentation moyenne mobile (équation 2.3) et la forme structurelle de VAR (équation 2.4), les chocs structurels sont liés à l'erreur de la forme réduite qui s'écrit de la façon suivante :

$$u_t = A(0)\varepsilon_t. \tag{2.21}$$

$$C(0)\Sigma C(0)' \equiv \Sigma = A(0)A(0)'. \tag{2.22}$$

Nous pouvons écrire l'équation (2.22) en forme générale comme suit :

$$C(z)\Sigma C(z)^* = A(z)A(z)^*. \tag{2.23}$$

Où dans cette équation, $C(z) = [I_N - \phi_1 z - \cdots - \phi_p z^p]^{-1}$, $C(z)^* = \overline{C(z)}$, et $A(z)^* = \overline{C(z)}$. C'est les matrices conjugées transposées de C et A pour un argument z.

Entre autres, si z=0, ce sont des restrictions de court terme et si z=1, ce sont des restrictions de long terme. Les restrictions dans le domaine des fréquences correspondent à $z = e^{-i\omega} \in C$ pour n'importe quel interval de fréquences.

L'équation précédente peut être réécrite comme suit :

$$C(z)A(0) = A(z) \tag{2.24}$$

$$|C(z)A(0)|^2 = |A(z)|^2 \tag{2.25}$$

Ici, $|B(z)|^2 = B(z)B^*(z)$ pour chacun des $B(z) = C(z)A(0)$. $|.|$ indiquant l'opérateur modulo.

2.4 La stratégie d'identification C-ALS de Guay et Pelgrin (2023)

Guay et Pelgrin (2023) proposent une stratégie afin d'identifier les chocs structurels dans le domaine des fréquences.

2.4.1 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences

Dans un premier temps nous allons présenter la méthode des moindres carrés asymptotiques développée par Gourieroux *et al.* (1985). Cette méthode consiste à estimer un vecteur de paramètres d'intérêt α à l'aide d'un vecteur de paramètres instrumentals obtenus préalablement.

Soit un vecteur $\widehat{\beta}$ représentant un M-estimateur de la première étape

$$\widehat{\beta}_T = \arg\min_{\beta \in B} Q_T(Z_T, \beta). \tag{2.26}$$

La vraie valeur du vecteur de paramètres $\beta_0 = P_0 \lim_{T\to+\infty} \widehat{\beta}_T$ est la valeur des paramètres instrumentaux inconnue, P_0 représente la distribution de probabilité inconnue des données Z_t, tandis que, Q_T est la fonction objectif à minimiser. Sous les conditions de régularité standard $\sqrt{T}(\widehat{\beta}_T - \beta_0) \xrightarrow{d} N(0, \Omega)$, et $\Omega = \lim_{T\to\infty} Var\left(\sqrt{T}\widehat{\beta}_T\right)$.

La méthode des moindres carrés asymptotique de Gourieroux *et al.* (1985) consiste à estimer les paramètres d'intérêt sous un ensemble de restrictions, représenter par un vecteur de fonctions g(.) de dimension J tel que : :

$$g(\alpha_0, \widehat{\beta}_T) = 0, \tag{2.27}$$

$\widehat{\beta}_T$ est un vecteur d'estimateurs obtenus de la première étape (un vecteur de paramètres instrumentals), α est un vecteur à estimer, qui exprime les paramètres de besoin, sous l'hypothèse $\alpha_0 = P_0 \lim_{T\to+\infty} \widehat{\alpha}_T$.

Alors l'estimateur $\widehat{\alpha}_T$ des moindres carrés asymptotique (ALS) est défini par :

$$\widehat{\alpha}_T(S_T) = \arg\min_{\alpha \in A} g(\alpha, \widehat{\beta}_T)' S_T g(\alpha, \widehat{\beta}_T) \tag{2.28}$$

S_T représente une matrice symétrique basée sur les observations, cette matrice doit être définie positive et $S = P_0 \lim_{T\to+\infty} S_T$.

Nous pouvons réécrire l'équation précédente comme suit :

$$\widehat{\alpha}_T(S_T) = \arg\min_{\alpha \in A} \|S_T^{1/2} g(\alpha, \widehat{\beta}_T)\|. \tag{2.29}$$

Nous pouvons dériver l'estimateur des moindres carrés asymptotique du continuum C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) comme suit :

Considérons un système de restrictions qui est fonction d'un r-vecteur de paramètres structurels, défini sur un continuum de fréquences. Ces fonctions de contraintes sont indexées par une fréquence ω, et prenant ses valeurs sur l'intervalle $I = [-\pi, \pi]$ tel que :

$$g(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, \omega) = 0, \tag{2.30}$$

où $g(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, \omega) = 0$, prend ses valeurs dans $H = (L^2(I))^J$, un espace de Hilbert avec le produit scalaire $< ., . >$ et la norme $\|.\|$ avec $\alpha = \alpha_0$ sous P_0. $L^2(I, \varphi) \equiv L^2(\varphi)$ est l'espace des fonctions intégrables par rapport à l'intervalle I pour ω.

L'estimateur C-ALS de de Guay et Pelgrin (2023) est défini comme suit :

$$\widehat{\alpha}_T(S_T) = \arg\min_{\alpha \in A} \|S_T^{1/2} g(\alpha, \widehat{\beta}_T, \omega)\|^2, \tag{2.31}$$

où S_T est une séquence d'opérateurs linéaires aléatoires bornés défini sur H et convergeant en probabilité vers S. Ainsi, en utilisant la métrique associée au produit scalaire défini par S_T sur l'intervalle $\omega \in [\underline{\omega}, \overline{\omega}]$, l'estimateur C-ALS cherche le vecteur de paramètre α tel que les contraintes $g(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, \omega)$ pour $\omega \in [\underline{\omega}, \overline{\omega}]$ soient le plus proche possible de zéro.

Une expression simplifiée de la fonction $\widehat{\alpha}_T$ est donnée par :

$$\widehat{\alpha}_T = \arg\min_{\alpha \in A} \underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)' \tilde{W}_T^2 \underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T), \tag{2.32}$$

dans cette équation,

$$\underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T) = \int_I \Omega_T^{1/2} \overline{\frac{\partial g'}{\partial \beta}(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega)} g(\alpha, \widehat{\beta}_T, \omega) d\omega,$$

où est $\widehat{\alpha}_T^1$ un estimateur C-ALS cohérent de la première étape définie comme suit :

$$\widehat{\alpha}_T^1 = \arg\min_{\alpha \in A} \int_I g(\alpha, \widehat{\beta}_T, \omega)' \overline{(\alpha, \widehat{\beta}_T, \omega)} d\omega.$$

$\tilde{W}_T$ est un inverse généralisé de W_T, et ce dernier donne ainsi :

$$W_T = \int_I \Omega_T^{1/2} \overline{\frac{\partial g'}{\partial \beta}(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega)} \frac{\partial g}{\partial \beta'}(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega) \Omega_T^{1/2} d\omega,$$

où $\underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)$ est un vecteur de dimension q, et W_T est mtrice de dimension $q \times q$.

Si le rang de la matrice W_T est complet, alors $\tilde{W}_T = W_T^{-1}$. Si le rang de la matrice W_T n'est pas complet, la régularisation de Tikhonov peut être utilisé pour obtenu un inverse généralisé de W_T, alors l'estimateur C-ALS de deuxième étape est donné comme suit :

$$\widehat{\alpha}_T = \arg\min_{\alpha \in A} \underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)'[\eta_T I_q + W_T^2]^{-1} \overline{\underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)'} \tag{2.33}$$

η_T est un paramètre de régularisation.

2.4.2 Test de sur-identification de Guay et Pelgrin (2023)

Contrairement aux autres méthodes d'identification, la méthode C-ALS permet de sélectionner la bande de fréquences en testant la fiabilité des restrictions à l'aide de la statistique J. Guay et Pelgrin (2023) proposent une version modifiée de J-Test de Carrasco et Florens (2000) comme un test de spécification. Plus précisément, pour l'estimateur de la deuxième étape de C-ALS, le J-Test est basé sur la statistique J :

$$J_T = \|\sqrt{T} S_T g(\widehat{\alpha}_T, \widehat{\beta}, w)\|^2 \to \sum_{j=1}^{m} \lambda_j \chi_i^2(1), \tag{2.34}$$

où λ_i représente les valeurs propres de la décomposition spectrale de la fonction objectif.

Concernant les valeurs critiques de la statistique J présentée plus haut, elles peuvent être obtenues de deux manières. Soit par l'inversion numérique de la fonction caractéristique proposée par Imhof (1961), soit par la simulation, où dans ce cas-ci les distributions indépendantes du chi-carré sont simulées pour obtenir les valeurs critiques comme dans Robin et Smith (2000).

2.5 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences pour les modèles VAR structurels

Dans cette section, nous appliquons la méthode des moindres carrés asymptotiques présenter dans la section 2.4, pour identifier les modèles SVAR avec des restrictions basées sur des bandes des fréquences.

2.5.1 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences pour N-variable SVAR

Avec les mêmes spécifications de la forme réduite multivariée du modèle VAR(p) de l'équation 2.3. Nous pouvons décomposé le système d'équations d'estimation comme suit :

$$g(\alpha(0), \beta, \omega) = \begin{bmatrix} g_1(\alpha(0), \beta, \omega) \\ g_2(\alpha(0), \beta, \omega) \end{bmatrix}, \tag{2.35}$$

$g_1(\alpha(0), \beta_0) = 0$ sont les équations d'estimation qui obtient de $Vech(\Sigma - A(0)A(0)')$. Nous pouvons s'écrire les équations d'estimation $g_2(\alpha(0), \beta_0, \omega) = 0$ qui découlent des restrictions d'identification de fréquence comme suit :

$$Hvec(A(e^{-i\omega}) - C(e^{-i\omega})A(0)) = 0_{q_2 \times 1}$$

ou

$$H(I_N \otimes C(e^{-i\omega})\alpha(0) = b(e^{-i\omega}),$$

$\alpha(0) = vec(A(0))$, $b(e^{-i\omega}) = Hvec(A(e^{-i\omega}))$, et H est une matrice de sélection de dimension $q2 \times N2$.

Guay et Pelgrin (2023) proposent ci-après l'estimateur $\widehat{\alpha}_T^1$ de la première étape de C-ALS,

$$\widehat{\alpha}_T^1 = \arg\min_{\alpha} \left[g_1(\alpha(0), \widehat{\beta}_T)' g_1(\alpha(0), \widehat{\beta}_T) + \int_{\underline{\omega}}^{\overline{\omega}} g_2(\alpha(0)), \widehat{\beta}_T, \omega)' \overline{g_2(\alpha(0)), \widehat{\beta}_T, \omega)} d\omega \right]. \tag{2.36}$$

Nous donnons ci-dessous le vecteur des équations d'estimation qui est utilisé dans la deuxième étape de C-ALS.

$$\underline{s}(\alpha(0),\widehat{\beta}_T) = \begin{pmatrix} g_1(\alpha(0),\widehat{\beta}_T) \\ \Omega_\Phi^{1/2}\int_{\underline{\omega}}^{\overline{\omega}} \overline{\frac{\partial g_2'}{\partial \Phi}\left(\widehat{\alpha}_T^1,\widehat{\beta}_T,\omega\right)} g_2(\alpha(0),\widehat{\beta}_T,\omega)d\omega \end{pmatrix}$$

L'estimateur $\widehat{\alpha}_T$ de la deuxième étape de C-ALS est donné par la résolution du problème de minimisation suivante :

$$\widehat{\alpha}_T = \arg\min_{\alpha}\left[g_1(\alpha(0),\widehat{\beta}_T)'W_{1T}g_1(\alpha(0),\widehat{\beta}_T) + \underline{s_2}(\alpha(0),\widehat{\beta}_T)'\tilde{W}_{2T}^2\underline{s_2}(\alpha(0)\widehat{\beta}_T)\right], \tag{2.37}$$

Entre outre, W_{1T} représente également l'inverse de $2D_N^+(\widehat{\Sigma}\otimes\widehat{\Sigma})D_N^{+\prime}$, et $\underline{s_2}(\alpha(0),\widehat{\beta}_T)$ est le vecteur des équations d'estimation transformées. Finalement, $\tilde{W}_{2T}$ est l'inverse généralisé de W_{2T}. Nous obtenons ce dernier comme la suivante :

$$W_{2T} = \Omega_\Phi^{1/2}\int_{\underline{\omega}}^{\overline{\omega}} \overline{\frac{\partial g_2'}{\partial \Phi}\left(\widehat{\alpha}_T^1,\widehat{\beta}_T,\omega\right)}\frac{\partial g_2}{\partial \Phi'}\left(\widehat{\alpha}_T^1,\widehat{\beta}_T,\omega\right)d\omega\Omega_\Phi^{1/2}$$

2.5.2 Moindres carrés asymptotiques dans le domaine des fréquences dans le cas d'un choc de nouvelles

Dans cette section nous discutons de l'identification C-ALS dans le domaine des fréquences dans le cas de choc de nouvelles, autrement dit l'identification partielle d'un seul choc structurel, qui est le choc de nouvelles. Plus précisément nous considérons un système de VAR à N variables avec un seul choc structurel, où ce dernier se trouve à la première position, et s'inscrit avec l'identification de choc de nouvelles comme dans (Beaudry et Portier, 2006; Barsky et Sims, 2011; Kurmann et Sims, 2021).

Le point de départ est l'équation (2.25), l'imposition de restrictions sur la matrice de long terme A(0) dans cette équation nous permet de mesurer les effets dynamiques du premier choc structurel dit choc de nouvelles. Plus précisément, à

l'instar de Christiano *et al.* (2006) nous pouvons identifier seulement la première colonne $[A(0)]_{.1}$ afin de mesurer les effets dynamiques du premier choc structurel, et donc nous devons imposer $N-1$ zéro-restrictions :

$$\widehat{C}(1)A(0) = A(1) = \begin{bmatrix} \alpha_{11}(1) & 0_{1\times(N-1)} \\ \tilde{A}_{21}(1) & \tilde{A}_{22}(1) \end{bmatrix}. \tag{2.38}$$

Nous identifions le choc de nouvelles comme étant le choc expliquant le mieux les variations de long terme (fluctuations future) de la TFP. Donc sous l'hypothèse que le choc de nouvelles est le seul choc structurel qui a un impact à long terme sur la TFP, la matrice variance-covariance de long terme a la spécification suivante :

$$\widehat{C}(1)A(0)A(0)'\widehat{C}(1)' = A(1)A(1)'$$

$$= \begin{bmatrix} \alpha_{11}(1)^2 & \alpha_{11}(1)\tilde{A}_{21}(1)' \\ \tilde{A}_{21}(1)\alpha_{11}(1) & \tilde{A}_{21}(1)\tilde{A}_{21}(1)' + \tilde{A}_{22}(1)\tilde{A}_{22}(1)' \end{bmatrix} = \widehat{C}(1)\widehat{\Sigma}_T\widehat{C}(1)'.$$

$\alpha_{11}(1)^2$ indique l'élément de la première colonne et de première ligne de la matrice $\widehat{C}(1)\widehat{\Sigma}_T\widehat{C}(1)'$ sachant que $\widehat{\Sigma}_T = A(0)A(0)'$ (la matrice de variance-covariance), tandis que $\tilde{A}_{21}(1)$ identique à $\alpha_{12}(0)/\alpha_{22}(0)$. La relation $[A(0)]_{.1}$ [1] $= \widehat{C}(1)^{-1}[A(1)]_{.1}$ permet également d'identifier de manière unique le vecteur de colonne $[A(0)]_{.1}$. Dans la suite nous examinons un cas général pour un opérateur général z, en utilisant les mêmes restrictions ci-dessus :

$$|\alpha_{11(z)}|^2 = \left[\widehat{C}(z)\widehat{\Sigma}_T\overline{\widehat{C}(z)}\right]$$

$$\tilde{A}_{21}(z)\alpha_{11}(z) = \left[\widehat{C}(z)\widehat{\Sigma}_T\overline{\widehat{C}(z)}'\right]_{n1,n=2,\ldots,N}$$

dans la dernière expression, $\left[\widehat{C}(z)\widehat{\Sigma}_T\overline{\widehat{C}(z)}'\right]_{n1}$ représente l'élément (n,1) de la matrice $\widehat{C}(z)\widehat{\Sigma}_T\overline{\widehat{C}(z)}'$.

---

1. La notation $[.(.)]_{.1}$ correspond à la première colonne de matrice

Guay et Pelgrin (2023) fournissent la proposition ci-après afin d'estimer l'estimateur C-ALS.

Pour $n = 2, \cdots, N$ et $\forall \omega \in [\underline{\omega}, \overline{\omega}]$ nous imposons $\sum_{j=1}^{N} \widehat{c}_{1j}(e^{-i\omega})\alpha_{jn}(0) = 0$, les équations d'estimation $g(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w)$ sont donnés comme suit :

$$g(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w) = \Big(g_1(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w), g_2(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w), \cdots g_N(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w)\Big)' \tag{2.39}$$

où $\widehat{\beta}_T = \Big(vec(\widehat{\Phi}_p)', vech(\widehat{\Sigma}_T)'\Big)'$ est le vecteur des paramètres estimés sous la forme réduite, ayant des dimensions $q = N^2 \times p + \frac{N+(N+1)}{2}$. Ainsi que :

$$g_1(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w) = \Big|[\widehat{C}(e^{-iw})A(0)]_{11}\Big|^2 - \Big[\widehat{C}(e^{-iw}\Sigma_T\overline{\widehat{C}(e^{-iw})}'\Big]_{11} \tag{2.40}$$

$$g_n(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w) = \Big[\widehat{C}(e^{-iw})A(0)\Big]_{n1}[A(0)'\overline{\widehat{C}(e^{-iw})}']_{11} - \Big[\widehat{C}(e^{-iw})\widehat{\Sigma}_T\overline{\widehat{C}(e^{-iw})}'\Big]_{n1}$$

pour $n = 2, \cdots, N$ nous pouvons formuler les conditions de moments comme suite :

$$g_n(\alpha_0, \widehat{\beta}_T, w) = \sum_{r=1}^{N}\sum_{s=1}^{N}\sum_{j=0}^{\infty}\sum_{i=0}^{\infty} c_{1s,j}c_{nr,l}(\alpha_{r1}(0)\alpha_{s1}(0) - \widehat{\sigma}_{sr,T})\cos((j-l)w) \tag{2.41}$$

$\sigma_{sr,T}$ représente une estimation cohérente d'élément (s, r) de la matrice variance-covariance Σ. Comme dans le cas de précédent où nous avions un système à plusieurs variables avec deux chocs structurels ou plus, l'estimateur C-ALS de la première étape de $\alpha_0 = [A(0)]_{.1}$ résout le problème de minimisation suivant :

$$\widehat{\alpha}_T = \arg\min_{\alpha} \int_{\underline{\omega}}^{\overline{\omega}} g(\alpha, \widehat{\beta}_T, \omega)'\overline{g(\alpha, \widehat{\beta}_T, \omega)}dw. \tag{2.42}$$

Nous trouvons l'estimation C-ALS de la deuxième étape par résolution du problème de minimisation suivant :

$$\widehat{\alpha}_T = \arg\min_{\alpha \in A} \underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)'\tilde{W}_T^2\overline{\underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)}, \tag{2.43}$$

où $\tilde{W}_T$ est une matrice de dimensions qxq et représente l'inverse généralisé de W_T, et $\underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T)$ est un vecteur de dimensions q nous pouvons obtenir les deux éléments respectivement comme suit :

$$W_T = \int \Omega_T^{1/2} \overline{\frac{\partial g'}{\partial \beta}(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega)} \frac{\partial g}{\partial \beta'}(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega) \Omega_T^{1/2} \varphi(\omega) dw,$$

et

$$\underline{s}(\alpha, \widehat{\beta}_T) = W_T = \int \Omega_T^{1/2} \overline{\frac{\partial g'}{\partial \beta}(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega)} g(\widehat{\alpha}_T^1, \widehat{\beta}_T, \omega) \varphi(\omega) dw.$$

Cette méthode nous permet. D'une part de se concentrer sur les fluctuations de moyen et long terme de la TFP à travers le choix d'utilisation d'une bande de fréquence appropriée, et d'autre part d'évaluer formellement la pertinence des restrictions posées, contrairement aux méthodes d'identification utilisées précédemment. Cela se fait à l'aide d'un test de spécification, J-stat qui permet de tester les restrictions sur une période spécifiée ou sur un ensemble des fréquences.

CHAPITRE III

DESCRIPTION DES DONNÉES

Nous utilisons des données américaines en séries temporelles, en nous basant sur les données du *Federal Reserve Economic Data* (FRED), qui contiennent presque toutes les variables requises à notre étude, sauf mention contraire.

Afin d'isoler le choc anticipé à la technologie nous construisons un modèle SVAR, la spécification de notre système comportant cinq variables. Nous prolongeons jusqu'au quatrième trimestre de 2018 la période d'étude traitée par Kurmann et Sims (2021) qui s'étendait du premier trimestre de 1960 jusqu'à la fin de 2007, soit quelques trimestres avant que la crise de COVID-19 ne débute. Ensuite, nous appliquons les stratégies d'identification de Barsky et Sims (2011), de Kurmann et Sims (2021) et C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) à notre système, afin d'évaluer la gamme de méthodes utilisées dans cette recherche, en particulier la méthode C-ALS. Dans le cas de cette dernière nous estimons notre système sur différents intervalles de fréquences. Nous utilisons également un test de spécification de Guay et Pelgrin (2023) (test de sur-identification avec la statistique J-stat) pour évaluer la fiabilité des restrictions imposées dans la bande de fréquence.

3.1 Présentation des données pour le système SVAR

Dans notre système de SVAR nous introduisons la technologie (la TFP ajustée), l'indice S&P 500, la consommation per capita, les heures travaillées per capita dans le secteur des entreprises non agricoles et l'inflation mesurée par le taux de croissance du délateur des prix du PIB.

Plus précisément, comme nous l'avons indiqué au premier chapitre, la technologie est mesurée par la TFP corrigée, produite par Fernald [1]. Sa série de la TFP est disponible pour plusieurs millésimes, les différentes révisions qu'il propose concernant la méthodologie de calcul de la TFP entraînent des changements de la série.

En effet, Kurmann et Sims (2021) constatent que la corrélation entre les millésimes publiés de 2007 à 2013 est très élevée soit environ 0.85 tandis que la corrélation entre le millésime de 2007 et ceux publiés en 2014 et après (2015, 2016) ne dépasse pas 0.58, ceci étant dû à l'amélioration de la méthodologie de révision de la série.

Le millésime de la TFP ajustée utilisé est crucial pour le rôle des chocs de nouvelles dans les fluctuations économiques. Dans leur article, Kurmann et Sims présentent l'utilisation de la TFP ajustée, dans le cas de deux stratégies d'identification : celle proposée par Barsky et Sims et celle proposée dans leur papier. Pour celle de Barsky et Sims, ils constatent que l'utilisation du millésime de 2007 a permis à Barsky et Sims de conclure que les chocs de nouvelles ne sont pas une source importante de fluctuations du cycle économique. Ceci s'explique en partie dans l'absence de co-mouvement positif entre les heures et la consommation. Le millésime de 2016 donne quant à lui des réponses inverses, où les heures de travail répondent positivement, et ceci confirme les principales conclusions de Beaudry et Portier (2006) et de Beaudry et Lucke (2010)concernant le rôle important des

1. Fernald utilise des données provenant du NIPA et BLS pour construire la série de la TFP.

nouvelles sur les fluctuations économiques.

En revanche, pour les résultats de la stratégie de Kurmann et Sims, la consommation réagit positivement dans le cas des deux millésimes, tandis que les heures baissent consécutivement à un choc de nouvelles avant de devenir positives après environ quelques trimestres. Leurs résultats n'appuient donc pas l'hypothèse selon laquelle les nouvelles sur la productivité future sont une source importante dans les fluctuations du cycle économique.

Nous utilisons donc dans cette recherche un millésime récent de la TFP ajustée de Fernald, soit le millésime de 2016 [2]. Le millésime de la TFP utilisé nous permettra d'évaluer la gamme des stratégies d'identification, et d'examiner le rôle des chocs de nouvelles dans les fluctuations économiques. Selon l'étude de Kurmann et Sims, les deux millésimes donnent une conclusion inverse, autrement dit, la réponse des heures travaillées est positive à la suite d'un choc de nouvelles.

Le logarithme de l'indice S&P 500 corrigé par l'inflation (l'inflation est mesurée par l'indice des prix à la consommation) est exprimé comme une approximation du cours des actions. Ce dernier, selon Beaudry et Portier (2006), contient des informations précieuses sur les attentes du marché quant aux conditions économiques futures, ce qui le rend particulièrement important pour un indicateur de nouvelles. Concernant les données du cours des actions, Kurmann et Sims (2021) ont travaillé avec l'indice S&P 500 comme approximation de ce cours, ces données étant disponibles sur le site de Robert Shiller's [3]. Robert Shiller a calculé l'indice S&P 500 avec les moyennes mensuelles des cours de clôture quotidiens. Ces données sont des données réelles (corrigées par l'indice des prix à la consommation)

---

2. Les différents millésimes de la TFP ajustée, sont disponibles sur le site web de Fernald, https ://www.johnfernald.net/.

3. (http ://www.econ.yale.edu/shiller/data.htm)

donc pour les besoins de notre étude et comme l'ont fait Kurmann et Sims, nous les avons transformées en données trimestrielles par la moyenne de trois mois.

En ce qui concerne la consommation, nous utilisons la consommation réelle de service et de biens non durables (per capita). Cette série est construite en combinant deux séries, la consommation réelle de services et la consommation de biens non durables, qui sont divisées préalablement par leur déflateur. Dans certains cas nous utilisons la série de consommation de Kurmann et Sims dite dépenses de consommation réelles personnelles per capita afin de comparer les résultats.

Pour les heures de travail, nous utilisons les heures travaillées per capita dans le secteur des entreprises non agricoles. Ces données sont disponibles sur le site de Valérie Ramey [4] et proviennent notamment de la base de données du BLS qui les met régulièrement à jour.

Finalement, pour l'inflation, nous utilisons également le taux de croissance du déflateur des prix du PIB trimestriel pour l'estimation de nos modèles.

Selon Leeper *et al.* (2013), l'inclusion de variables qui expriment les attentes futures nous permettent à la fois d'affiner les résultats, et de minimiser le problème de représentation non fondamentale.

3.2 La stationnarité des séries

Concernant la stationnarité des séries, dans le cas des stratégies de Barsky et Sims et de Kurmann et Sims, toutes les séries sont incluses en niveau, alors que dans le cas de stratégie de C-ALS, les trois séries, soit la TFP, l'indice S&P 500 et la consommation sont incluses en première différence. La TFP est non station-

4. https ://econweb.ucsd.edu/ vramey/research.html .

naire par construction, plus précisément, Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021) travaillent avec la somme cumulée de la TFP de Fernald (2014), la série en niveau est donc non stationnaire, autrement dit, elle présente une racine unitaire. Tandis que l'indice S&P 500 et la consommation sont non stationnaire car l'hypothèse de présence d'une racine unitaire n'est pas rejetée aux niveaux de signification conventionnels. Par contre, les heures travaillées et l'inflation sont incluses en niveau, car l'hypothèse de présence d'une racine unitaire est rejetée aux niveaux de signification conventionnels (5%). La figure A.1 présentée à l'annexe A montre l'évolution des cinq séries introduites dans le système SVAR.

3.3 Étude des liens de cointegration entre différentes variables du modèle

Nous utilisons deux tests afin d'examiner les lien de cointégration, le test de Engle et Granger (1987) et le test de Johansen (1988).

3.3.1 Test de Engel et Granger

Le test de cointégration de Engel et Granger (1987) est souvent utilisé dans les différentes études.

Les hypothèses du test sont les suivantes :

- H_o : Les résidus sont non stationnaires, (il n'y a pas de cointégration entre les deux variables). .
- H_1 : Les résidus sont stationnaires (les deux variables sont cointégrées). .

Dans un premier temps, nous effectuons le test afin de déterminer le lien de cointegration entre la TFP et le S&P 500, la TFP et la consommation, et également entre le S&P 500 et la consommation.

Ce test s'effectue en deux étapes. Dans un première étape nous procédons un

Tableau 3.1 Test de cointégration de Engel et Granger

	Critil values de MacKinnon, James G.			
	Test statistic	1%	5%	10%
TFP-Consommation	**-2.2728**	**3.89644**	**3.33613**	**3.04445**
TFP-SP500	**-2.4608**			
Consommation-SP500	**-2.7002**			

régression simple entre chaque deux séries mentionner plus haut par M.C.O.

Dans la deuxième étape, nous spécifions un test de racine unitaire (ADF) sur chaque série des résidus obtient dans l'étape précédente. Les résultats du test sont présentés dans le tableau 3.1.

La valeur absolue du t-statistic sont respectivement -2.27, -2.46 et -2.70. Ces valeurs sont inférieure à la valeur critique de MacKinnon (2010) pour tous les niveaux de signification statistiques (10%, 5% et 1%) . Nous concluons que les résidus de chaque régression sont non stationnaire, et donc que les variables ne sont pas cointégrées.

Dans un deuxième temps, nous effectuons le test avec les trois séries (S&P500, TFP et consommation) dans la régression de première étape, afin de déterminer l'existence ou l'absence d'un seul vecteur de cointégration.

La valeur absolue du t-statistic est égal à 2.964. Cette valeurs est inférieure à la valeur critique de MacKinnon (3.777). Donc les résidus de régression sont non stationnaires. Alors les variables ne sont pas cointégrées.

3.3.2 Test de Johansen

Le test précèdent possède un aspect limité. En effet, le test de Engle et Granger (1987) se limite à l'existence ou l'absence d'un seul vecteur de cointégration. Le test de Johansen (1988) a la possibilité de déterminer l'existence d'un ou plusieurs lien de cointégration.

De façon général, nous avons la représentation suivante de notre VAR :

$$\Delta x_t = A_0 + \pi x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \pi_i \Delta x_{t-i} + \epsilon_t. \tag{3.1}$$

Dans ce test, nous allons essayer d'inférer le rang de la matrice π, pour ce faire, nous calculons les valeurs propres de la matrice des corrélations canoniques entre les résidus de la régression de la variable dépendante Δx_t sur les retards de cette variable et les résidus de la régression de x_{t-1} sur ces mêmes retards. Ensuite nous évaluons si sont significativement différentes de zéro.

Le tableau au-dessous regroupe les résultats du test de Johansen et les valeurs de la statistique trace et de la statistique max.

Tableau 3.2 Test de cointégration de Johansen

Maximum rank	r0	r1	r2
Trace Statistic	38.064	10.377	0.008
critical value (5%)	29.798	15.495	3.841
pValue (5%)	0.004	0.280	0.929
MaxEig Statistic	27.687	10.369	0.008
critical value (5%)	21.132	14.264	3.841
pValue (5%)	0.005	0.189	0.929

Les statistiques trace et max indiquent la présence d'un seul vecteur de cointégration. Seul la première valeur propre est statistiquement différente de zéro. En

effet, la statistique trace nous indique que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle que la deuxième valeur propre soit différente de zéro et la statistique max fournit le même résultat. Les deux statistiques sont inférieures à la valeur critique de 5% pour $r = 1$ alors nous ne rejette pas Ho : r=1. Alors, en utilisant le test de Johansen, les trois séries soit le S&P500, la TFP et la consommation contient un seul vecteur de cointégration.

CHAPITRE IV

RÉSULTATS

Dans ce chapitre, nous appliquons une gamme de méthodes d'identification du choc anticipé à la technologie (choc de nouvelles de la TFP future), soit l'identification de Barsky et Sims (2011), l'identification Kurmann et Sims (2021) et l'identification C-ALS de Guay et Pelgrin (2023), en les appliquant au même système SVAR de cinq variables tel qu'expliqué dans le chapitre III, pour en analyser les résultats.

Les estimations du système comportent deux retards, tel que suggéré par la procédure de critère AIC. Pour construire les intervalles de confiance (à 90%) des fonctions de réponse, la méthode bootstrap développée par Kilian (1998) a été utilisée avec 1000 répétitions.

Les fonctions de réponse et les décompositions de variance du choc technologique anticipé sur les variables du modèle sont estimées pour un horizon de 40 périodes. Les résultats sont présentés aux annexes B (identification avec la stratégie de Banksy et Sims (2011)), annexes C (identification avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims (2021)) et annexes D (identification avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2023)).

4.1 Choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie de Barsky et Sims (2011)

Dans un premier temps, nous allons estimer le systèmes SVAR, en appliquant l'identification de Barsky et Sims. Les figures et les tableaux présentés aux annexes B montrent les fonctions de réponse et les décompositions de variance des chocs technologiques surprise et anticipé.

4.1.1 Fonctions de réponse

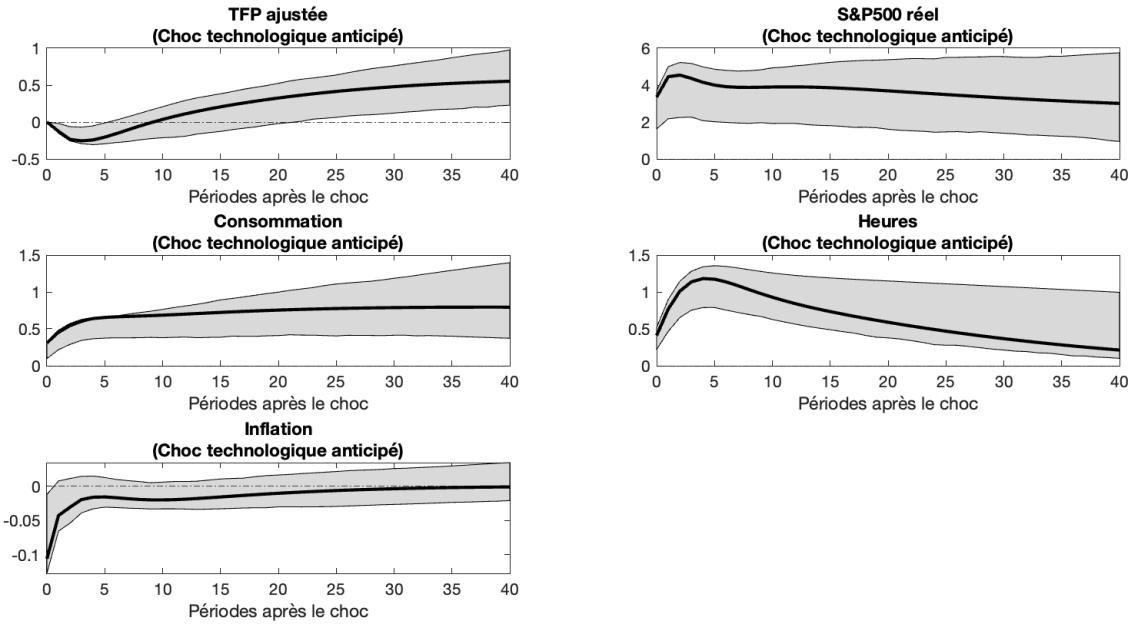
Les fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie sur les cinq variables du modèle sont illustrées à la figure 4.1. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% des fonctions de réponse à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais de Kilian (1998).

Les fonctions de réponse de notre système SVAR obtenues avec l'identification de Barsky et Sims semblent cohérentes avec les illustrations de chocs d'anticipation dans le modèle de Barsky et Sims (2011), à l'exception de la réponse des heures de travail.

Le choc anticipé à la technologie n'a aucun effet contemporain sur la TFP. Autrement dit, nous constatons qu'un choc technologique anticipé positif de 1% n'a aucun impact à court terme sur la TFP, cela venant de la restriction d'identification de court terme dans la méthode de Barsky et Sims. À partir du troisième périodes la TFP commence à augmenter. La TFP réagit ensuite négativement jusqu'à la dixième période, avant de réagit positivement et d'augmenter de façon graduelle et monotone lors des périodes subséquentes.

Nous constatons que les autres variables du modèle réagissent de manière immédiate au choc anticipé à la technologie. En effet, ce choc provoque une aug-

Figure 4.1 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie Max-Share de Barsky et Sims



Les lignes continues noire sont les réponses estimées suite au choc anticipé à la technologie.

mentation immédiate de la variable d'information prospective (S&P 500), de la consommation et des heures de travail de 3.35, 0.31 et 0.41 respectivement, autour de la troisième période le S&P 500 atteint son niveau maximal de 4.54 point de pourcentage avant de diminuer de manière graduelle lors des périodes subséquentes, cohérent aux résultats de Beaudry et Portier (2006). La consommation continue à augmenter légèrement dans les périodes suivantes, alors que les heures atteindre leur niveau maximal de 0.77 point de pourcentage dans la cinquième période, avant de baissent de façon graduelle lors des périodes subséquentes.

En revanche, l'inflation réagit négativement suite au choc avec une baisse de -

0.11 point de pourcentage puis s'estompe très rapidement, en effet à partir de la quatrième période la réponse d'inflation est très faible pour ensuite converger vers zéro.

L'effet du choc anticipé à la technologie sur les heures de travail et l'inflation est transitoire. En effet, dans le cadre des méthodes de Barsky et Sims et de Kurmann et Sims toutes les séries sont introduites en niveau. Les réponses transitoires des heures et de l'inflation sont dues à la stationnarité de ces deux séries, tel que mentionné précédemment dans le chapitre III. En revanche ce choc provoque des effets permanents sur la TFP, la consommation et le S&P500 comme le permet la non-stationnarité de ces séries.

En somme, les heures de travail augmentent à l'impact, tout comme les autres agrégats macroéconomiques (consommation et S&P500), puis diminuent de façon graduelle lors des périodes suivantes. Les réponses des variables au choc de nouvelles génèrent donc des co-mouvements positifs.

Par conséquent, la corrélation conditionnelle de la croissance de la consommation avec celle des heures de travail est positive [1]. Ces résultats coïncident avec ceux de Beaudry et Portier (2006) et Beaudry et Lucke (2010), mais diffèrent de ceux de Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021), puisque ces auteurs trouvent de leur côté une réponse négative des heures à l'impact du choc. Ceci les amenant à conclure que les nouvelles sur la TFP future ne sont pas des sources importantes de fluctuation économique.

En effet, Barsky et Sims (2011) ont utilisé un millésime de la TFP ajustée de 2007, et comme nous avons mentionné en chapitre III, les révisions qui propose Fernald (2014) concernant l'amélioration de méthodologie de calcul de la TFP entraînent

1. La corrélation entre ces variables est positive dans les données et égal à 0.24.

des changements majeurs de la série. De plus, Kurmann et Sims (2021) conclut que la corrélation entre le millésime de 2007 et de 2016 ne dépasse pas 0.58.

Nous constatons donc que le changement de millésime de la TFP ajustée utilisée dans les modèles SVAR, est crucial pour examiner le rôle des nouvelles dans les fluctuations économiques, le résultats selon lequel les heures réagissent négativement à un choc de nouvelles n'est pas robuste aux différents millésimes de la TFP.

Les fonctions de réponse du choc technologique surprise sur les cinq variables du modèle sont illustrées à la figure B.1. Le choc technologique surprise est identifié comme l'innovation de forme réduite de la TFP.

Les fonctions de réponse suite au choc technologique surprise, de notre système SVAR obtenues avec l'identification de Barsky et Sims présente une différence notoire avec les illustrations du choc technologique dans le modèle de Barsky et Sims (2011). Plus précisément, la réponse des heures de travail est incompatible avec leurs conclusions [2]. Un choc surprise de la TFP provoque une baisse immédiate de heures de -0.15 point de pourcentage, ensuite les heures commence à augmenter, et répond positivement à partir de la sixième période, autour de la neuvième période, les heures atteignent un niveau maximal de 0.07 point de pourcentage avant de diminuer de manière graduelle lors des périodes subséquentes, à partir de la quinzième période les heures recommence à réponde négativement. À long terme les heures retournent à un niveau proche du niveau initial. Néanmoins, ce résultat est quasi identique avec ceux de (Gali, 1999; Basu *et al.*, 2006; Fève et Guay, 2009).

---

2. Nous changeons le millésime de la TFP avec une de 2012 nous trouvons un effet positif de heures à l'impact du choc.

En revanche, un choc technologique surprise positif de 1% provoque une augmentation immédiate de la TFP, le S&P500 et de la consommation. La réponse de la TFP semble largement transitoire, ce résultat est trés fidèle avec celui de Barsky et Sims (2011). La consommation répond positivement et faiblement à l'impact du choc, cette faible réponse de la consommation vient de l'effet transitoire observé sur la TFP. La consommation atteint son niveau maximel de 0.22 point de pourcentage autour de la huitième période, puis l'effet du choc s'amoindrit très rapidement avec le temps, avant qu'il s'estompe jusqu'à ne plus avoir d'impact autour de la 40^{e} période (à la fin d'horizon). Le S&P500 augmente à l'impact du choc, suivi d'une baisse graduelle lors des périodes subséquentes. À partir de la seizième période le S&P 500 retournes à niveau proche du niveau initial.

Alors que l'inflation réagit négativement au choc technologie surprise, avec une baisse de -0.03 point de pourcentage, puis il commence à augmenter et réagit positivement à partir de la troisième période. L'inflation atteint son niveau maximal de 0.05 point de pourcentage à la dixième périodes, avant de baisser de façon graduelle lors des périodes subséquentes, jusqu'à que l'impact du choc soit quasi inexistant au bout de l'horizon.

4.1.2 Décomposition de la variance

Les tableaux présentés aux annexes B montrent les décompositions de variance des chocs technologiques surprise et anticipé.

La décomposition de la variance des erreurs de prévision (FEVD) du choc anticipé à la technologie sur les cinq variables du modèle est illustrée au tableau B.1. Ce dernier décrit la contribution du choc anticipé à la technologie au variance d'erreur de prévision de chaque variable sur un horizon de cycle économique de 40 trimestres.

Les résultats les plus intéressants de la FEVD dans le cadre de cette méthode d'identification de Barsky et Sims sont les suivants : premièrement, le contributeur le plus important à la variance des heures est le choc anticipé à la technologie. En effet, à partir de la quatrième période ce choc de nouvelles contribue à plus de 80 % à la variance des heures, et cette contribution augmente dans les périodes subséquentes pour arriver au niveau maximal de 88.8 % dans cinq ans, soit 20 périodes, avant une diminution très lente. Cependant il reste le contributeur le plus important à la variance des heures dans tout les horizons. Sa contribution à la fin d'horizon, soit à la 40^{e} période, est de plus de 87%.

Deuxièmement, le S&P500 est principalement entraîné par le choc anticipé à la technologie. Ce choc représente plus de 36% de la variance de cette variable à l'impact du choc, la contribution de ce choc à la variance de S&P500 augmente très rapidement avec le temps. En effet, il représente plus de 40% à la variation de cette variable entre la huitième et la seizième période, et plus de 50% pour le reste des périodes, autrement dit, entre 35% et 56% pour tout l'horizon.

Troisièmement, la plus grande partie de la variance de consommation est due au choc anticipé à la technologie. En effet, à l'impact de celui-ci, la variance de la consommation est de 48%. À partir de la deuxième période, le choc anticipé à la technologie domine avec un pourcentage supérieur à 72% et la contribution de ce choc atteint plus de 80% dans la variance de cette variable à un horizon plus long.

Finalement, comme dans Beaudry et Lucke (2010), la contribution du choc anticipé à la technologie dans la variation de la TFP est un peu faible. Ce choc contribue plus significativement à la décomposition de la variance de la TFP aux basses fréquences et beaucoup moins aux hautes fréquences ce qui coïncide également avec Barsky et Sims (2011). En effet, nous observons qu'avec le temps la contribution du choc anticipé à la technologie devient plus importante dans la

variation de la TFP. De 3.74% à un horizon de 4 trimestres, elle atteint environ 29% au 40^{e} trimestre.

À l'inverse, le choc anticipé à la technologie contribue plus significativement à la décomposition de la variance de l'inflation aux hautes fréquences et beaucoup moins aux basses fréquences. En effet, il explique plus de 20% de la variation de l'inflation à l'impact du choc, et environ 10% à un horizon plus long.

En somme, le choc anticipé à la technologie explique majoritairement les fluctuations à des différents horizons de différentes composantes économiques de notre système, hormis pour la TFP aux hautes fréquences et l'inflation aux basses fréquences. Cette constatation est cohérente avec les résultats de Beaudry et Lucke (2010). Les nouvelles sur la TFP future sont donc une composante potentiellement importante des fluctuations économiques.

La décomposition de la FEVD du choc technologique surprise sur les cinq variables du modèle est illustrée au tableau B.2.

Les résultats les plus intéressants de la FEVD sont les suivants : premièrement, le choc technologique surprise explique majoritairement la variation de la TFP. À partir de la quatrième période la contribution de ce choc diminue avec le temps. Néanmoins, ce choc contribue environ 70% à la variance de la TFP à fin de l'horizon, ce résultat est cohérent avec ceux de (Beaudry et Lucke, 2010; Ben Zeev et Khan, 2015; Benati, 2016). Nous observons que la diminution du choc surprise dans la variance de la TFP avec le temps est substituée par la contribution du choc technologique anticipé.

Deuxièmement, la contribution de ce choc dans les fluctuation des heures, de S&P500 et de la consommation est pratiquement nul, ce résultat est cohérent avec ceux de (Beaudry et Lucke, 2010; Benati, 2016).

Finalement, le choc technologique surprise contribue plus significativement à la décomposition de la variance d'inflation aux baisse fréquences. En effet, il explique plus de 20% des variations d'inflation à partir de la 20^{e} périodes, cette proportion augmente avec le temps pour être plus du quart à la fin d'horizon, En revanche, la contribution de ce choc aux hautes fréquences est quasiment nulle.

Comme il ressort clairement dans les tableaux B.1 et B.2, les chocs technologiques sont fondamentaux dans les fluctuations économiques. Plus précisément, ce sont les chocs anticipés qui créent les fluctuations économiques et dans une moindre mesure, les chocs surprises.

4.2 Choc technologique identifié avec la variante de Max-Share de Kurmann et Sims (2021)

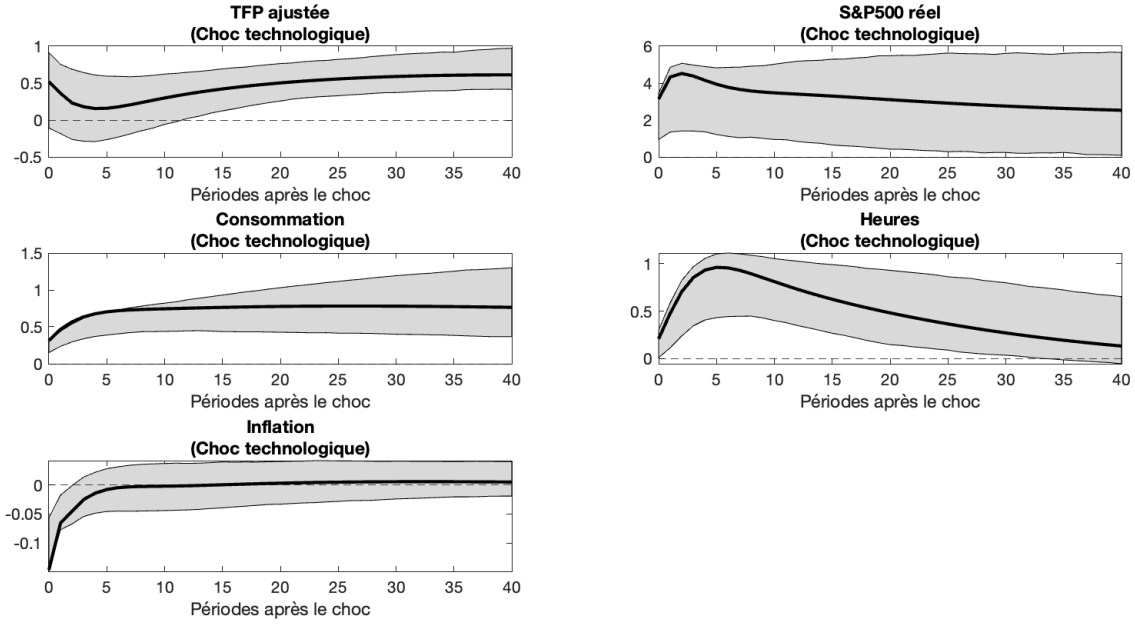
Dans un deuxième temps, nous allons estimer le même système SVAR, mais cette fois-ci en appliquant l'identification Max-Share de Kurmann et Sims. Les figures et le tableau présentés aux annexes C montrent les fonctions de réponse et la décomposition de variance du choc technologique.

4.2.1 Fonctions de réponse

Les fonctions de réponse du choc technologique sur les cinq variables du modèle sont illustrées à la figure 4.2. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% des fonctions de réponse à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais de Kilian (1998).

Nos résultats sont très similaires à ceux trouvés plus haut. Les réponses obtenues avec cette identification sont conformes à celles captées par la précédente, à l'exception de la réponse de la TFP.

Figure 4.2 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims



Les lignes continues noire sont les réponses estimées suite au choc technologique.

L'identification Max-Share de Kurmann et Sims (2021) retrouve presque les mêmes réponses des variables obtenues que celles de Barsky et Sims suite à un choc technologique, à l'exception de la TFP qui réagit de manière immédiate à ce choc. Autrement dit, un choc technologique positif de 1% entraîne une hausse immédiate de la TFP, cela signifie que ce choc a un impact à court terme sur cette dernière. Cela est dû à la variante de Max-Share de Kurmann et Sims qui autorise la TFP à répondre de façon contemporaine au choc. En effet, Kurmann et Sims au contraire de Barsky et Sims n'impose aucune restriction de court terme afin que les nouvelles aient un impact à court terme.

Les heures de travail augmentent suite au choc technologique mais avec une proportion moins importante par rapport à la méthode de Barsky et Sims. Par contre

le S&P500 et la consommation ont les mêmes réponses à l'impact du choc dans le cadre des deux méthodes. Plus précisément, les heures de travail sautent de 0.21 point de pourcentage à l'impact du choc pour atteindre leur niveau maximal de 0.96 point de pourcentage dans la sixième périodes. Ce niveau est moins important que celui obtenu à l'aide de la méthode de Barsky et Sims (1.18 point de pourcentage). Les heures baissent de façon graduelle lors des périodes subséquentes. Ce choc provoque une hausse de 3.14 point de pourcentage du S&P500 par rapport au 3.35 point de pourcentage de la méthode de Barsky et Sims, avant de diminuer plus rapidement. La consommation saute de 0.31 point de pourcentage a l'impact du choc, la réponse de consommation est quasiment identique dans le cadre des deux stratégies.

La réponse d'inflation au choc est plus forte à -0.15 point de pourcentage par rapport l'identification de Barsky et Sims qui est à -0.10 point de pourcentage. Par contre cette dernier donne une réponse d'inflation plus persistante qui diminue moins lentement par rapport à la méthode de Kurmann et Sims.

La figure C.1 révèle les fonctions de réponses du choc anticipé à la technologie obtenues avec les deux stratégies d'identification soit de Barsky et Sims (2011) et de Kurmann et Sims (2021). Pour des horizons de plus de 15 trimestres, les fonctions de réponse des cinq variables du modèle sont presque identiques dans le cadre de deux stratégies.

En somme, les variables de notre modèle réagissent de manière immédiate au choc technologique. En effet, ce choc provoque une augmentation immédiate de la TFP, de la variable d'information prospective (S&P500), de la consommation et des heures de travail. En revanche, l'inflation réagit négativement suite au choc avec une baisse de -0.15% puis s'estompe très rapidement avant de disparaître à partir de la cinquième période. Les composantes économiques de notre système

génèrent des co-mouvements positifs, sauf pour l'inflation bien entendu parce que le choc technologique est un choc d'offre. Alors, nous obtenons des résultats qui supportent l'importance des chocs de nouvelles dans les fluctuation économiques.

Bien que les heures répondent de façons faiblement positive à l'impact du choc, ce résultat reste contradictoire à celui obtenu par Kurmann et Sims (2021) qui trouvent une réponse négative à l'impact du choc (environ -0.18 point de pourcentage).

Kurmann et Sims (2021) ont utilisé un modèle à quatre variables en appliquant la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims, et ont trouvé un effet contemporain négatif du choc anticipé à la technologie sur les heures. Trois suppositions d'explication sont vérifiées :

Premièrement, la spécification du modèle qui utilisent un système SVAR à quatre variables. Afin d'utiliser les mêmes variables, nous éliminons le S&P500 de notre modèle original puis appliquons la variante de Max-Share. Les fonctions de réponse sont illustrées à la figure C.2. Notre résultat est très similaire aux réponses précédentes, plus précisément, les heures de travail et la consommation répondent de façon contemporaine au choc technologique.

Deuxièmement, leur période d'étude qui court de 1960q1 à 2007q3. Nous tronquons donc notre échantillon pour travailler avec la même période. Les fonctions de réponse sont illustrées à la figure C.3. Celles-ci sont plus proches d'un choc technologique surprise que d'un choc de nouvelles. Autrement dit, la variante de Max-Share de Kurmann et Sims (2021) capte les effets du choc de la TFP surprise quand nous tronquons la période étudiée. Nous concluons que leur stratégie est sensible à l'échantillon.

Finalement, leur série de consommation dite « dépenses de consommation réelles

par tête ». En gardant le même système SVAR à cinq variables, nous substituons la série de consommation par la même que celle utilisée par Kurmann et Sims (2021). Les fonctions de réponse sont illustrées à la figure C.4. La réponse des heures de travail est cette fois-ci identique à la leur (les heures répondre négativement a l'impact du choc).

La figure C.5 présente les fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie obtenues en utilisant la stratégie d'identification de Barsky et Sims (2011) et la série de consommation de Kurmann et Sims (2021). Les fonctions de réponse affichent alors un effet positif moins important (0.23 point de pourcentage) que lors de l'utilisation de notre série. Cependant le résultat est inverse pour la fonction de réponse de consommation.

La corrélation entre les deux séries de consommation égale à 0.71. La corrélation entre la série de consommation de Kurmann et Sims avec celle des heures de travail, et entre la série de consommation dite «la consommation réelle de service et de biens non durables per capita» et les heures, est très proche et égale 0.47 et 0.46 respectivement.

La différence de réponse des heures selon la série de la consommation utilisée a des implications importantes pour le rôle du choc anticipé à la technologie. Sur la base de la série de consommation de Kurmann et Sims (2021), l'absence de co-mouvement positif entre les heures et la consommation conduit Kurmann et Sims (2021) à conclure que les nouvelles sur la productivité future ne sont pas une source majeure de fluctuations du cycle économique. Sur la base de notre série de consommation, l'augmentation simultanée de la consommation et des heures est conforme aux résultats de Beaudry et Portier (2006) selon laquelle les chocs technologies anticipés ont des effets importants sur la demande à court terme et sont un moteur potentiellement important des fluctuations du cycle économique.

4.2.2 Décomposition de la variance

La FEVD du choc anticipé à la technologie sur les cinq variables du modèle est illustrée au tableau C.1. Les résultats les plus intéressants de la FEVD dans le cadre de cette méthode d'identification de Kurmann et Sims sont les suivants : premièrement, contrairement à la méthode d'identification de Barsky et Sims, le choc technologique contribue à 13% dans la variance des heures au début d'horizon. De plus, ce choc ne commence à dominer dans la variance des heures travaillées qu'à partir de la huitième période, soit 2 ans. Sa contribution se résorbe en partie après la 20^{e} période. Cependant, ce choc reste important dans la variance des heures et représente plus de 58% après 40 trimestres.

Deuxièmement, le choc technologique explique plus de 31% à la variance du S&P500 en début d'horizon. Nous observons qu'avec le temps la contribution du ce choc devient plus importante dans la variation du S&P500, soit 44% à la fin d'horizon, ce résultat est plus ou moins conforme avec celui de Beaudry et Lucke (2010).

Troisièmement, les mouvements de la consommation sont majoritairement due au choc technologique. Ce choc est responsable de plus de 50% de la variance de consommation à l'impact de choc. Sa contribution arrive à près 90% à des horizons plus longs, Ce résultat coïncide avec celui obtenu par Beaudry et Lucke (2010).

Finalement, la contribution du choc technologique dans la variation de la TFP est un peu plus forte en comparant avec le résultat obtenu avec la stratégie de Barsky et Sims. Ce choc explique près de 23% des mouvements du TFP en début d'horizon. Sa contribution se résorbe en partie au fil de la deuxième et troisième période, avant qu'il commence à augmenter et représente plus de 52% après 40 trimestres. Le choc contribue plus significativement à la décomposition de la variance d'in-

flation à des horizons courts qu'à des horizons longs. Ce résultat concorde avec celui obtenu par la stratégie de Barsky et Sims. En revanche, dans le cadre de la stratégie de Kurmann et Sims, le choc technologique est plus important pour la variance de l'inflation en comparant avec l'identification de Barsky et Sims. En effet, ce choc contribue 39% à la variation de l'inflation au début d'horizon (méthode de Barsky et Sims 20%). Néanmoins, ce choc contribue peu aux fluctuations de l'inflation en fin d'horizon, près de 15% (environ %10 pour la méthode de Barsky et Sims).

La contribution faible du choc de nouvelles dans la variance des heures et du S&P500 au début d'horizon, en comparant avec les résultats obtenus avec la méthode de Barsky et Sims (2011), reflète la réponse faible de ces variables à l'impact de choc en appliquant la méthode de Kurmann et Sims (2021). Par contre, la TFP et l'inflation ont des contributions élevées car la réponse de ces variables à l'impact de choc est plus forte dans le cadre de la méthode de Kurmann et Sims (2021) en comparant avec la méthode Barsky et Sims (2011). La réponse de la consommation est presque identique dans le cadre des deux stratégies.

En somme, le choc technologique explique majoritairement les fluctuations à des différents horizons de la consommation, de plus il explique une grande partie des mouvements de la TFP, du S&P500 et des heures, ainsi que les mouvements de l'inflation à des horizons courts. Ces résultats obtenus en utilisant la variante de Max-Share de Kurmann et Sims (2021) concordent fidèlement avec ceux obtenus par Beaudry et Lucke (2010) et semble soutenir l'importance du choc de nouvelles pour le cycle économique.

4.3 Choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2023)

Dans un dernier temps, nous allons estimer le système SVAR, mais cette fois-ci en appliquant l'identification C-ALS de Guay et Pelgrin. Nous présentons les résultats sans vecteur de cointégration comme le suggère le test de Engle et Granger (1987). Les estimations ont aussi été effectuées en considérant un vecteur de cointégration comme le suggère le test de Johansen (1988), les résultats obtenus sont très similaires et ne seront donc pas présentés. Les figures présentées à l'annexe D montrent les fonctions de réponse et les décompositions de variance du choc anticipé à la technologie pour différents intervalles de fréquences.

4.3.1 Fonctions de réponse

Nous considérons cinq intervalles de fréquences symétriques pour estimer notre système, soit $\omega \in [-\frac{2\pi}{40}, \frac{2\pi}{40}]$, $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$, $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$, $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$ et $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$. Les figures D.1, D.2, D.3, D.4 et D.5 présentent les fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie sur les cinq variables du modèle selon chaque intervalle ci-nommé.

Le tableau D.1 présente quant à lui les résultats du test de sur-identification sur les cinq bandes de fréquences nommées précédemment.

D'une manière générale les fonctions de réponse de notre système SVAR obtenues avec l'identification C-ALS concordent assez fidèlement avec les illustrations de chocs d'anticipation dans le modèle de Beaudry et Lucke (2010), ainsi qu'avec nos résultats précédents obtenus avec l'identification de Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021).

Plus précisément, la TFP répond positivement suite au choc anticipé à la tech-

nologie pour les différents intervalles de fréquence mentionnés plus haut. Pour les intervalles $\omega \in [-\frac{2\pi}{40}, \frac{2\pi}{40}]$ et $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$ la TFP réagit de 0.015 et 0.004 points de pourcentage, soit une proportion moins importante par rapport aux intervalles $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$, $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$ et $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$ pour lesquelles elle réagit de 0.90, 0.91 et 0.90 points de pourcentage (comme avec la stratégie de Kurmann et Sims). La TFP baisse ensuite un peu, avant d'augmenter de façon graduelle et monotone puis réagir positivement lors des périodes subséquentes.

Concernant les autres variables du modèle, ce choc provoque une augmentation de la variable d'information prospective (S&P 500), des heures de travail et de la consommation, pour les différents intervalles de fréquences.

Plus précisément, pour les deux premiers intervalles, les heures de travail sautent de 0.37 et 0.36 point de pourcentage à l'impact du choc, avant d'atteindre leur niveau maximal de 1.23 et 1.15 point de pourcentage dans la sixième période. Les heures baissent de façon graduelle lors des périodes subséquentes. Les fonctions de réponse correspondantes étant quasiment les mêmes que celles obtenues avec l'identification de Barsky et Sims (2011). Pour les autres intervalles, les heures de travail sautent de 0.11, 0.08 et 0.10 point de pourcentage (proche de 0) à l'impact du choc, pour atteindre leur niveau maximal de 0.54, 0.47 et 0.51 points de pourcentage dans la septième, huitième et la septième périodes respectivement. Ces niveaux sont quasiment nuls et moins importants en comparaison avec ceux obtenus plus haut ainsi qu'avec ceux de la méthode de Barsky et Sims (2011). Par contre ils sont presque similaires à ceux obtenus avec la stratégie de Kurmann et Sims (2021), ceci pouvant être expliqué soit par la sélection de la bande de fréquence pour l'identification C-ALS, soit par des horizons de Max-Share. En effet, dans le cas de la stratégie C-ALS pour les deux premiers intervalles les valeurs-p de J-stat correspondent à 0.008 et 0.001 où les restrictions sont rejetées à un niveau de 5 % de signification. Pour les autres intervalles les valeurs-p de

J-stat correspondent à 0.288, 0.690 et 0.718 où les restrictions ne sont pas rejetées à un niveau de 5 %. dans le cas de la variante Max-Share, le choc anticipé à la technologie peut confondre les fluctuations à court et long termes avec les fluctuations à long terme de la TFP.

Le S&P 500 et la consommation augmentent de 3.53, 3.41 et de 0.30 et 0.24 points de pourcentage à l'impact du choc dans les deux premiers bandes de fréquences. Autour de la première période, le S&P 500 atteint son niveau maximal de 4.92 et 4.77 points de pourcentage, avant de diminuer jusqu'à 3.66 et 3.78. Cette variable (S&P 500) se stabilise autour de ces niveaux. Alors que pour les autres intervalles, le S&P 500 saute de 0.93, 0.74 et 0.90 points de pourcentage à l'impact du choc et continue à augmenter jusqu'à son niveau maximal (environ 1.30 points de pourcentage pour les trois intervalles) dans la deuxième période, puis il diminue un peu, avant de recommencer à d'augmenter très lentement lors des périodes suivantes. La consommation saute de 0.15, 0.13 et 0.14 point de pourcentage à l'impact du choc pour les trois intervalles de fréquence. cette variable continue d'augmenter légèrement lors des périodes subséquentes dans le cas de tout les intervalles de fréquence. Les fonctions de réponse de consommation et du S&P500 basées sur les stratégies d'identification de Guay et Pelgrin (2021) (selon les deux premières bandes de fréquence), de Kurmann et Sims (2021) et de Barsky et Sims (2011) présentent presque les mêmes effets à l'impact du choc.

L'inflation réagit négativement à ce choc, avec une baisse immédiate de -0.14 et -0.15 points de pourcentage dans les deux premiers intervalles de fréquences, alors que dans les autres intervalles, l'inflation saute environ de -0.16 points de pourcentage pour chaque bande de fréquence à l'impact du choc pour devenir quasi inexistante après quelques périodes. Ces niveaux sont presque les mêmes que ceux obtenus à l'aide de la stratégie d'identification de Kurmann et Sims (-0.15 point de percentage) et plus importants que ceux obtenus à l'aide de la

stratégie d'identification de Barsky et Sims (-0.11).

En somme, dans les modèles où les restrictions dans les bandes de fréquences sélectionnées sont rejetées les heures de travaille répondent positive mais proche de zéro, par rapport à sa réponse en utilisant les strategies de Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021).

Finalement, nous prenons deux intervalles de fréquence, soit $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$ et $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$. Nous substituons notre série de consommation par la série de Kurmann et Sims (2021). Pour le premier intervalle, les restrictions imposés sont rejetées, pour le deuxième intervalle les restrictions imposés ne sont pas rejetées [3]. Les fonctions de réponse sont illustrées à la figure D.6 et D.7. Les heures de travail répondent négativement (environ -0.06 à l'impact du choc) dans le cas où les restrictions ne sont pas rejetées, soit l'intervalle $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$. Alors nous constatons que la série de la consommation fait la différence dans les résultats sur l'impact sur les heures.

4.3.2 Décomposition de la variance

La FEVD du choc anticipé à la technologie sur les cinq variables du modèle est illustrée au tableau D.2.

Les résultats les plus intéressants de la FEVD, dans le cadre de la méthode d'identification de Guay et Pelgrin (2021), sont les suivants : premièrement, la contribution du choc technologique anticipé dans la variation de cinq variables du modèle pour les deux premiers intervalles soit, ($\omega \in [-\frac{2\pi}{40}, \frac{2\pi}{40}]$ et $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$,) concordent assez fidèlement avec les illustrations de choc d'anticipation dans le modèle de Beaudry et Lucke (2010), ainsi qu'avec nos résultats précédemment ob-

3. Les valeurs-p correspondantes du J-stat sont égales à 0,056 et 0.721 respectivement.

tenus avec les identifications de Barsky et Sims (2011) et Kurmann et Sims (2021). En effet, ce choc joue un rôle très important dans les intervalles où les restrictions imposées ne sont pas respectées en utilisant le test J. Par contre, concernant les trois derniers intervalles, soit $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$, $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$ et $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$, la contribution de ce choc est faible, hormis pour la TFP et l'inflation.

Deuxièmement, pour les deux premiers intervalles, la contribution de ce choc dans la variation du S&P500 à des horizons courts est presque similaire aux méthodes précédentes. Dans le cadre des stratégies de Barsky et Sims (2011) et de Kurmann et Sims (2021), la contribution de ce choc augmente de manière graduelle à partir de la quatrième période et pour les périodes suivantes, tandis qu'il reste presque stable pour la stratégie C-ALS et contribue à environ 30% tout au long de l'horizon.

Troisièmement, le choc anticipé explique respectivement plus de 35% et 32% de la variance des heures à l'impact du choc dans les deux premiers intervalles. À partir de la deuxième période, ce choc domine et contribue à environ 65% et 63% à la fin de l'horizon. Ce résultat est conforme avec celui de Beaudry et Lucke (2010). Pour les mêmes intervalles, ce choc est responsable de plus de 33% et 25% de la variance de la consommation à l'impact du choc. Sa contribution saute à 40% et à 33% à la deuxième période et se stabilise autour de ces niveaux. Ce résultat est plus ou moins conforme aux résultats obtenus précédemment avec les stratégies de Barsky et Sims et de Kurmann et Sims ainsi qu'avec celui de Beaudry et Lucke (2010)

Finalement, tout comme les méthodes de Barsky et Sims (2011) et de Kurmann et Sims (2021), la contribution du choc de nouvelles dans la variation de la TFP est plus significative aux basses fréquences et beaucoup moins aux hautes fréquences. Plus précisément, pour les deux premiers intervalles, la contribution de ce choc

aux horizons courts est presque similaire à la méthode de Barsky et Sims (2011). Aux horizons longs, la méthode de Barsky et Sims (2011) donne une contribution plus importante en comparaison de nos résultats obtenus avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2021). La méthode de Kurmann et Sims (2021) donne une contribution plus importante aux basses et aux hautes fréquences. Une explication possible est le fait que la méthode de Kurmann et Sims (2021) identifie le choc technologique peu importe si celui-ci est anticipé ou surprise. Cette contribution ressemble aux résultats obtenus dans les trois derniers intervalles ou les bandes des fréquences sont appropriées en utilisant le J test.

En somme, comme il ressort clairement dans le tableau D.2, le choc anticipé est important pour les intervalles où les restrictions sont rejetées. Les effets du choc anticipé à la technologie sur les différents composant économique de notre système sont liés au choix de la bande de fréquence. La détermination adéquate de la bande de fréquence est donc importante pour examiner le rôle des nouvelles dans les fluctuations économiques.

CONCLUSION

Les stratégies d'identification des chocs anticipés à la technologie c'est un sujet important dans la modélisation macroéconométrique. Le but de ce projet de recherche visait à : (i) identifier les chocs anticipés à la technologie dans le domaine des fréquences, (ii) évaluer une gamme de stratégies d'identification, (iii) ré-examiner les preuves empiriques sur le rôle de nouvelles de la TFP future dans les fluctuations économiques.

Pour y parvenir, nous construisons un système de VAR structurel à cinq variables, les variabes sont ordonnées telles que : la première variable est la TFP ajustée, la deuxième est les cours des actions, la troisième variable est la consommation, la quatrième est les heures de travail et la cinquième est l'inflation. Pour la consommation, nous utilisons la consommation réelle de service et de biens non durables per capita dans la plupart des cas, et dans des cas alternatif les dépenses de consommation réelles personnelle par tête utiliser par Kurmann et Sims .

Nous appliquons trois stratégies d'identifications, soit celles de Barsky et Sims (2011), de Kurmann et Sims (2021) et de Guay et Pelgrin (2023). Les fonctions de réponse et les décompositions de la variance de chaque stratégie, nous amène à conclure que le choc anticipé à la technologie expliquent essentiellement en grande partie des fluctuations des différentes composantes économiques de notre modèle.

Les réponse contradictoire des heures selon la série de la consommation utilisée a des implications importantes pour le rôle de choc anticipé à la technologie. Sur la base de la série de consommation de Kurmann et Sims, l'absence de comouvement positif entre les heures et la consommation conduit Kurmann et Sims

(2021) à conclure que les nouvelles sur la productivité future ne sont pas une source majeure de fluctuations du cycle économique. Sur la base de notre série de consommation, l'augmentation simultanée de la consommation et des heures est conforme aux résultats de Beaudry et Lucke (2010) selon laquelle le choc technologie anticipé ont des effets importants sur la demande à court terme et sont un moteur potentiellement important des fluctuations du cycle économique. La réponse des heures dans les intervalles de fréquence ou les restrictions sont rejetées est très similaire à la réponse des heures en utilisant la méthode de Kurmann et Sims (2021). Une explication possible est liée à la sélection de la bande de fréquence ou des horizons de Max-Share, et donc le fait que le choc anticipé à la technologie peut confondre les fluctuations à court et longe termes avec les fluctuations à long terme de la TFP. En effet, les stratégies Max-Share reposent sur les fluctuations de court et de long terme du cycle économique, car la décomposition de la variance de l'erreur de prévision est basée sur la sommation des quarante et quatre-vingts premiers trimestres dans les deux stratégies.

La stratégie C-ALS est efficace pour obtenir des résultats fiables, notamment pour étudier les effets des chocs structurels sur les variables macroéconomiques. D'une part, elle nous permet de se concentrer sur les fluctuations de moyen et long terme de la TFP à travers le choix d'utilisation d'une bande de fréquence appropriée, et d'autre part elle permet d'évaluer formellement la pertinence des restrictions posées, contrairement aux méthodes d'identification utilisées précédemment.

L'évaluation de la gamme de stratégies, nous permettent (i) à arriver a des preuves empiriques sur le rôle de nouvelles de la TFP future dans les fluctuations économiques, (ii) à trouver que la stratégie de Barsky et Sims est sensible à la mesure de la technologie, (iii) le résultats selon lequel les heures réagissent négativement à un choc de nouvelles en utilisant la variante Max-Share de Kurmann et Sims n'est pas robuste à la série de consommation, (iv) à constater que le rôle des anti-

cipations technologiques dans les fluctuations économiques est liés au choix de la bande de fréquence d'une part, et d'autre part (v) au horizons du Max-Share, (vi) La détermination adéquate de la bande de fréquence pour la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) est importante pour examiner le rôle des nouvelles dans les fluctuations économiques.

APPENDICE A

ÉVOLUTION DES DIFFÉRENTES SÉRIES DU NOTRE SYSTÈME SVAR

Notre système de VAR structurel comprend la série de la TFP ajustée, le S&P 500, les dépenses de consommation (personnelles) réelles par tête, le nombre total d'heures travaillées par tête dans le secteur des entreprises non agricoles et l'inflation telle que mesurée par le taux de croissance du déflateur des prix du PIB. Tous ces variables sont des transformations en logarithme. Les sept récessions qui a frappé l'économie américaines entre 1960 :T1 à 2018 :T4 sont représenté avec les bandes grises verticales.

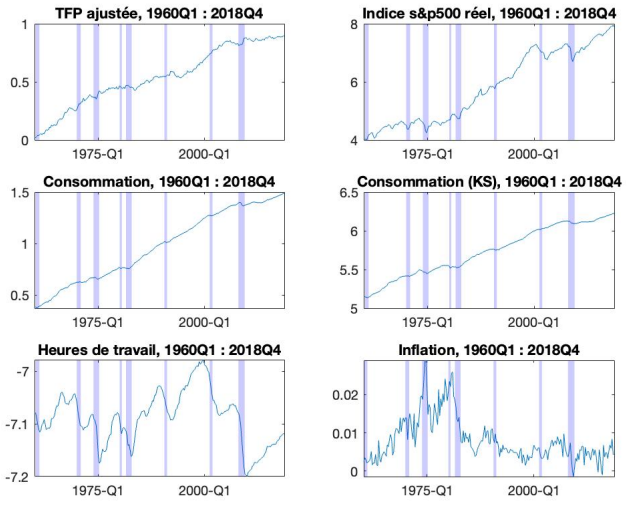
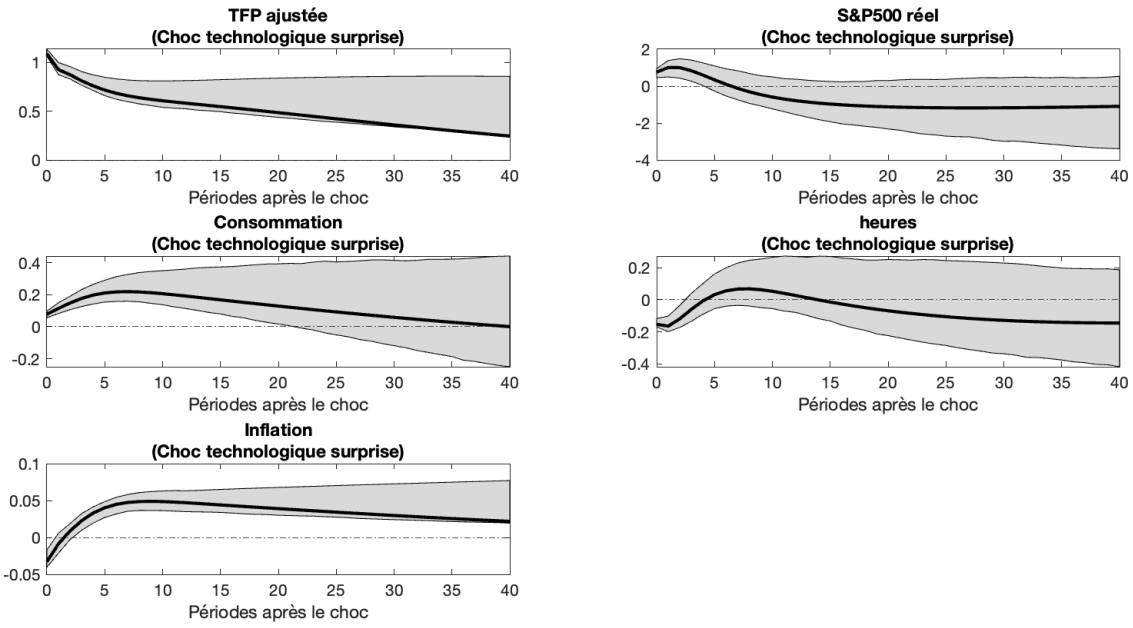


Figure A.1 Évolution les séries du notre système SVAR.

APPENDICE B

RÉSULTATS OBTENUS AVEC LA STRATÉGIE MAX-SHARE DE BARSKY ET SIMS (2011)

Figure B.1 Fonctions de réponse du choc technologique surprise identifié avec la stratégie Max-Share de Barsky et Sims



Les lignes continues noire sont les réponses estimées suite au choc technologique surprise. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais.

Tableau B.1 Part de la FEVD attribuable au choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie de Barsky et Sims

	h=0	h=4	h=8	h=12	h=16	h=20	h=24	h=28	h=32	h=36	h=40
TFP	0,000	0,037	0.047	0.038	0.044	0.067	0.103	0.15	0.194	0.241	0.288
S&P500	0,358	0,374	0,412	0,460	0,499	0,524	0,541	0,551	0,557	0,560	0,563
Consommation	0,479	0,721	0,768	0,776	0,782	0,789	0,795	0,799	0,801	0,802	0,802
Heures	0,516	0,794	0,871	0.882	0,886	0,888	0,888	0,887	0,884	0,881	0,878
Inflation	0,202	0,143	0,127	0,123	0,120	0,116	0,111	0,107	0,104	0,101	0,099

La lettre h représente l'horizon de prévision. Les nombres indiquent la fraction de la variance totale de l'erreur de prévision de chaque variable attribuée au choc anticipé à la technologie. La ligne intitulée « TFP totale » montre la variance totale de l'erreur de prévision de la TFP mesurée en combinant le choc technologique anticipé et surprise

Tableau B.2 Part de la FEVD au choc technologique surprise identifié avec la stratégie de Barsky et Sims

	h=0	h=4	h=8	h=12	h=16	h=20	h=24	h=28	h=32	h=36	h=40
TFP	1,000	0.950	0.941	0.945	0.939	0.917	0,883	0,841	0,794	0,745	0,698
S&P500	0,018	0,017	0,012	0,012	0,016	0,021	0,026	0,031	0,035	0,039	0,041
Consommation	0,031	0,052	0,071	0,072	0,066	0,058	0,050	0,043	0,037	0,032	0,029
Heures	0,072	0,018	0,008	0,007	0,006	0,005	0,006	0,008	0,011	0,014	0,018
Inflation	0,019	0,017	0,071	0,131	0,173	0,203	0,225	0,240	0,252	0,260	0,266

La lettre h représente l'horizon de prévision. Les nombres indiquent la fraction de la variance totale de l'erreur de prévision de chaque variable attribuée au choc technologique surprise.

APPENDICE C

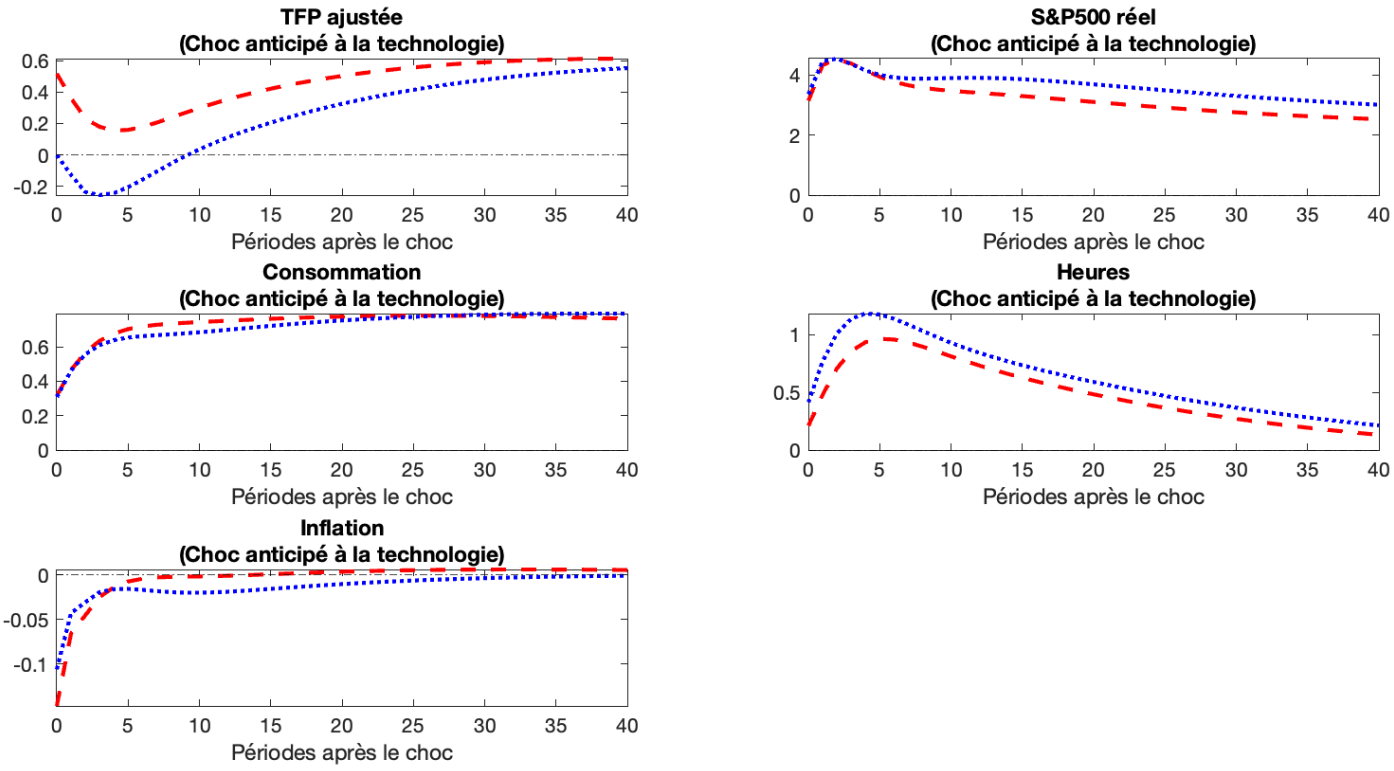
RÉSULTATS OBTENUS AVEC LA STRATÉGIE MAX-SHARE DE KURMANN ET SIMS (2021)

Tableau C.1 Part de la FEVD attribuable au choc technologique identifié avec la stratégie de Kurmann et Sims

	h=0	h=4	h=8	h=12	h=16	h=20	h=24	h=28	h=32	h=36	h=40
TFP	0,225	0,133	0,105	0,126	0,175	0,237	0,303	0,367	0,426	0,478	0,522
S&P500	0,314	0,361	0,394	0,419	0,435	0,442	0,445	0,445	0,444	0,442	0,441
Consommation	0,502	0,758	0,862	0,889	0,894	0,891	0,884	0,874	0,863	0,851	0,840
Heures	0,132	0,388	0,533	0,580	0,595	0,599	0,598	0,594	0,589	0,584	0,579
Inflation	0,389	0,285	0,236	0,208	0,189	0,176	0,167	0,160	0,155	0,152	0,149

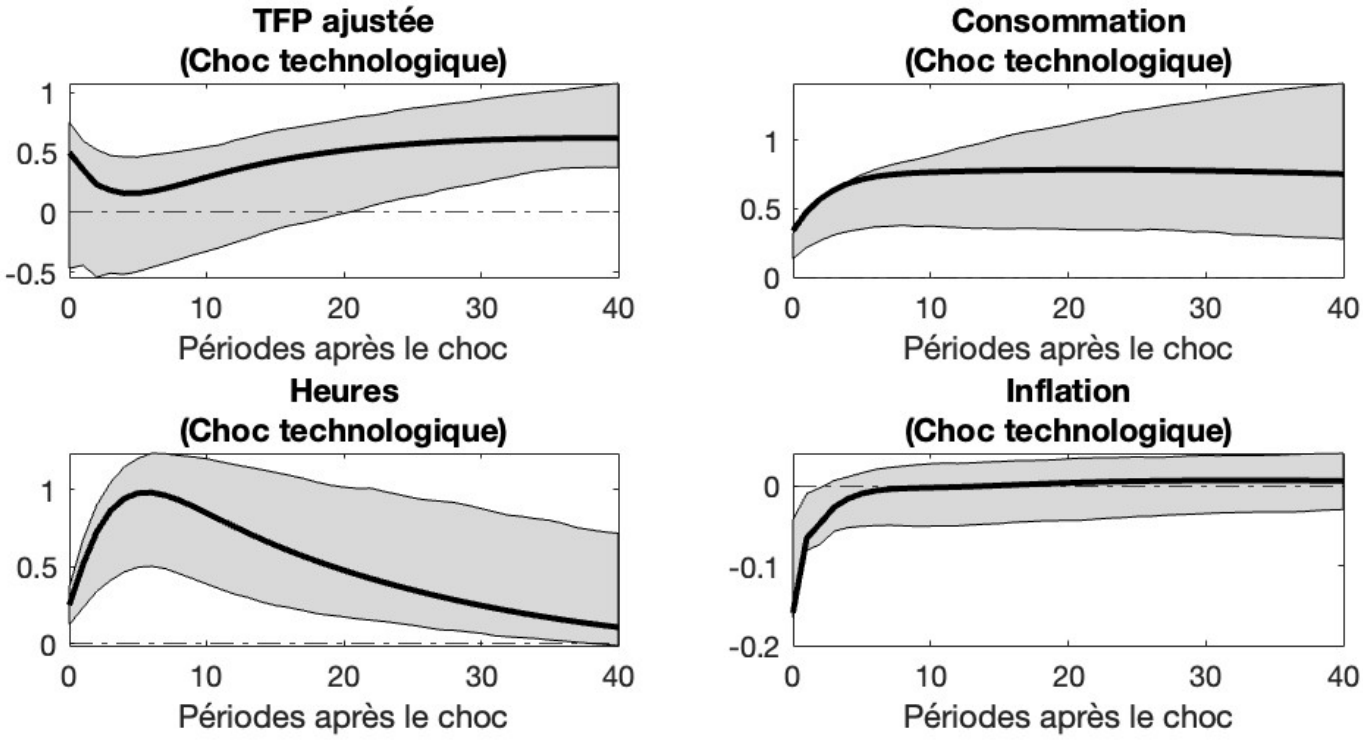
La lettre h représente l'horizon de prévision. Les nombres indiquent la fraction de la variance totale de l'erreur de prévision de chaque variable attribuée au choc technologique.

Figure C.1 Fonctions de réponse du choc anticipé à technologie identifié avec les stratégies : de Barsky et Sims et de Kurmann et Sims



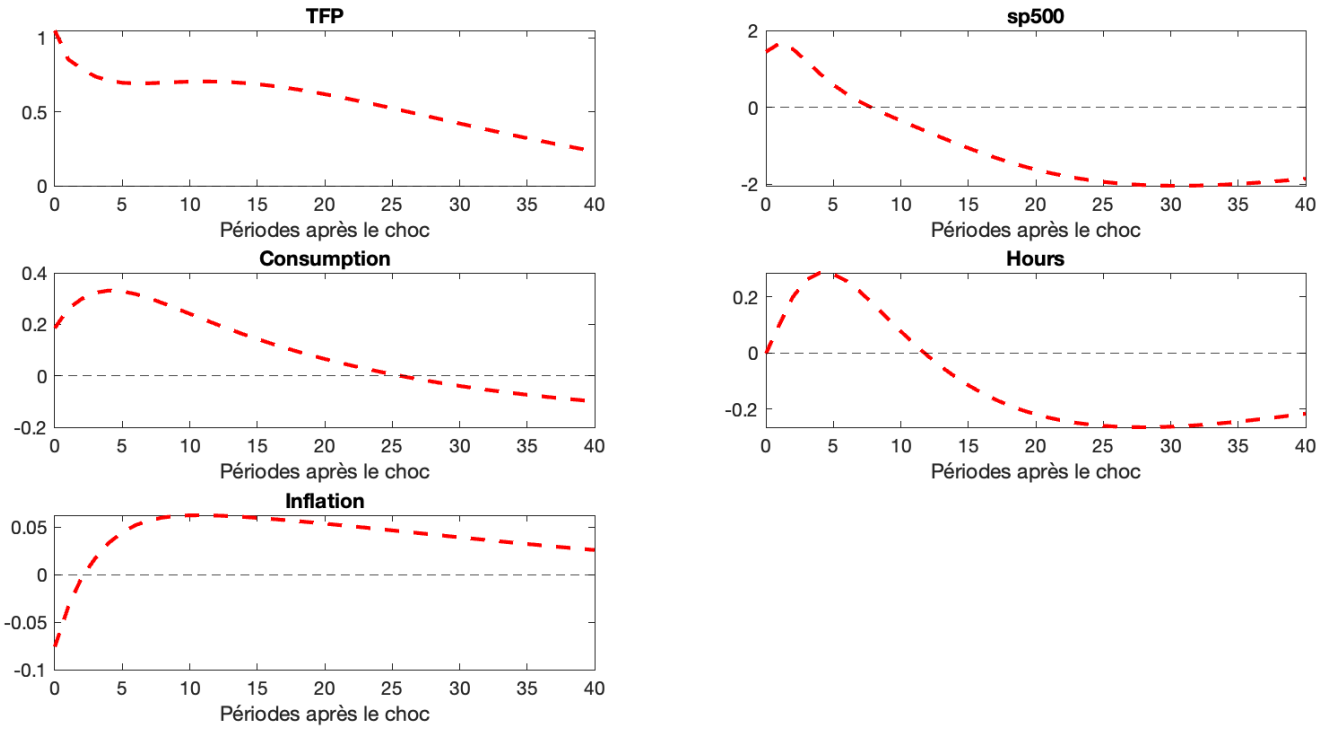
Les lignes pointillées bleues représentent les fonctions de réponse obtenus avec l'identification Max-Share de Barsky et Sims tandis que les lignes tiretées rouges représentent celles de Kurmann et Sims.

Figure C.2 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims : système à quatre variables



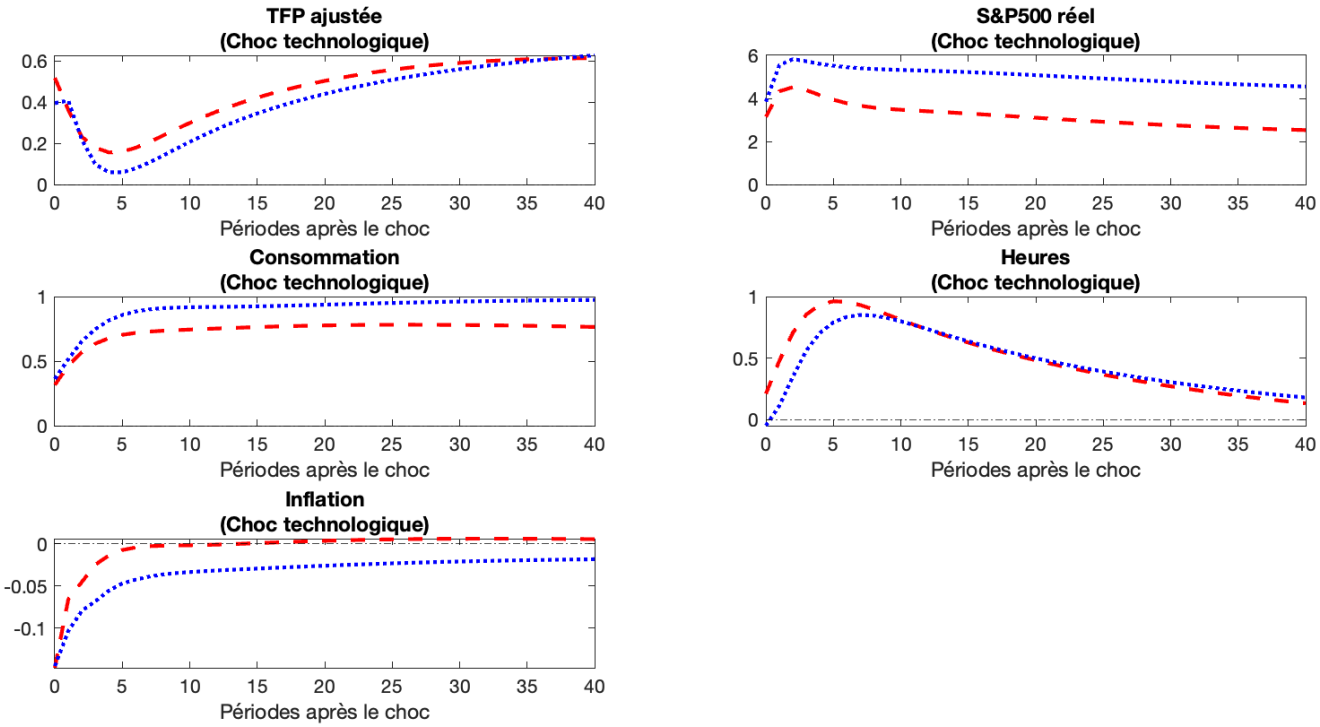
Les lignes continues noire représentent les fonctions de réponse. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais.

Figure C.3 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims : modèle avec échantillon tronqué (1960Q1 à 2007Q3)



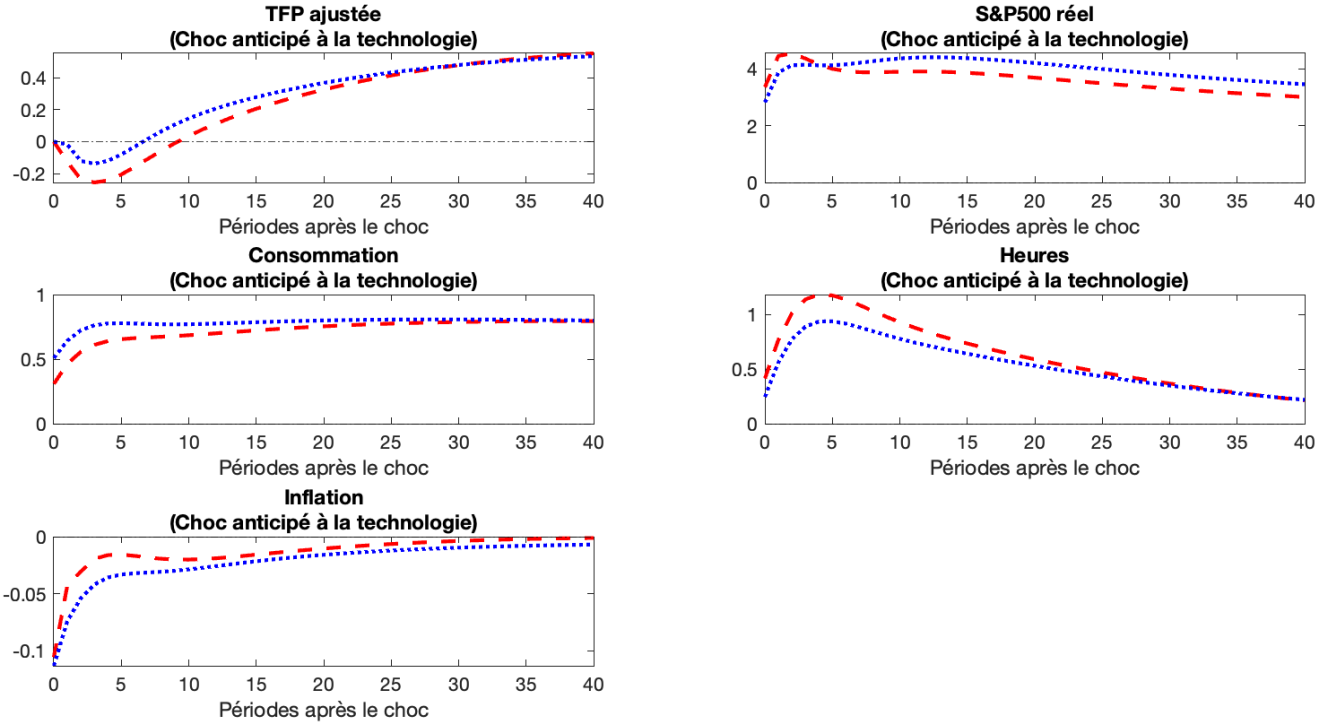
Les lignes tiretées rouges représentent les fonctions de réponse.

Figure C.4 Fonctions de réponse du choc technologique identifié avec la stratégie Max-Share de Kurmann et Sims : système avec substitution de notre série par leur de consommation



Les lignes tiretées rouges représentent les fonctions de réponse obtenus avec l'identification Max-Share de Kurmann et Sims en utilisant notre série de consommation tandis que les lignes pointillées bleues représentent celles leur de consommation.

Figure C.5 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie Max-Share de Barsky et Sims en utilisant la série de consommation de Kurmann et Sims



Les lignes tiretées rouges représentent les fonctions de réponse obtenus avec l'identification Max-Share de Barsky et Sims en utilisant notre série de consommation tandis que les lignes pointillées bleues représentent celles en utilisant la série de Kurmann et Sims.

APPENDICE D

RÉSULTATS OBTENUS AVEC LA STRATÉGIE C-ALS DE GUAY ET PELGRIN

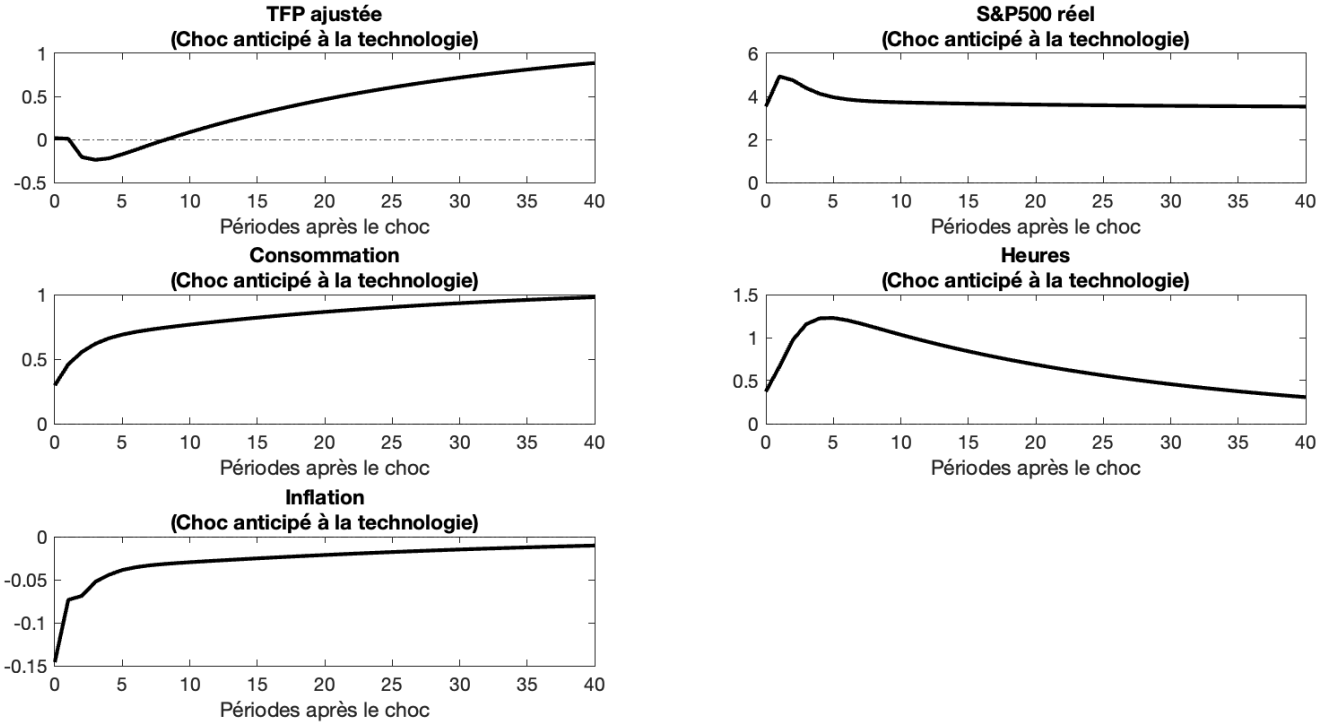
Tableau D.1 J-test

	Trimestres				
n	40	60	80	100	120
J-stat	30.1865	31.7213	12.5418	6.8375	5.7476
p-value	0.0088	0.0010	0.2880	0.6901	0.7288

Les intervalles de fréquence étudiés sont : $\omega_n \in [-\frac{2\pi}{n}, \frac{2\pi}{n}]$

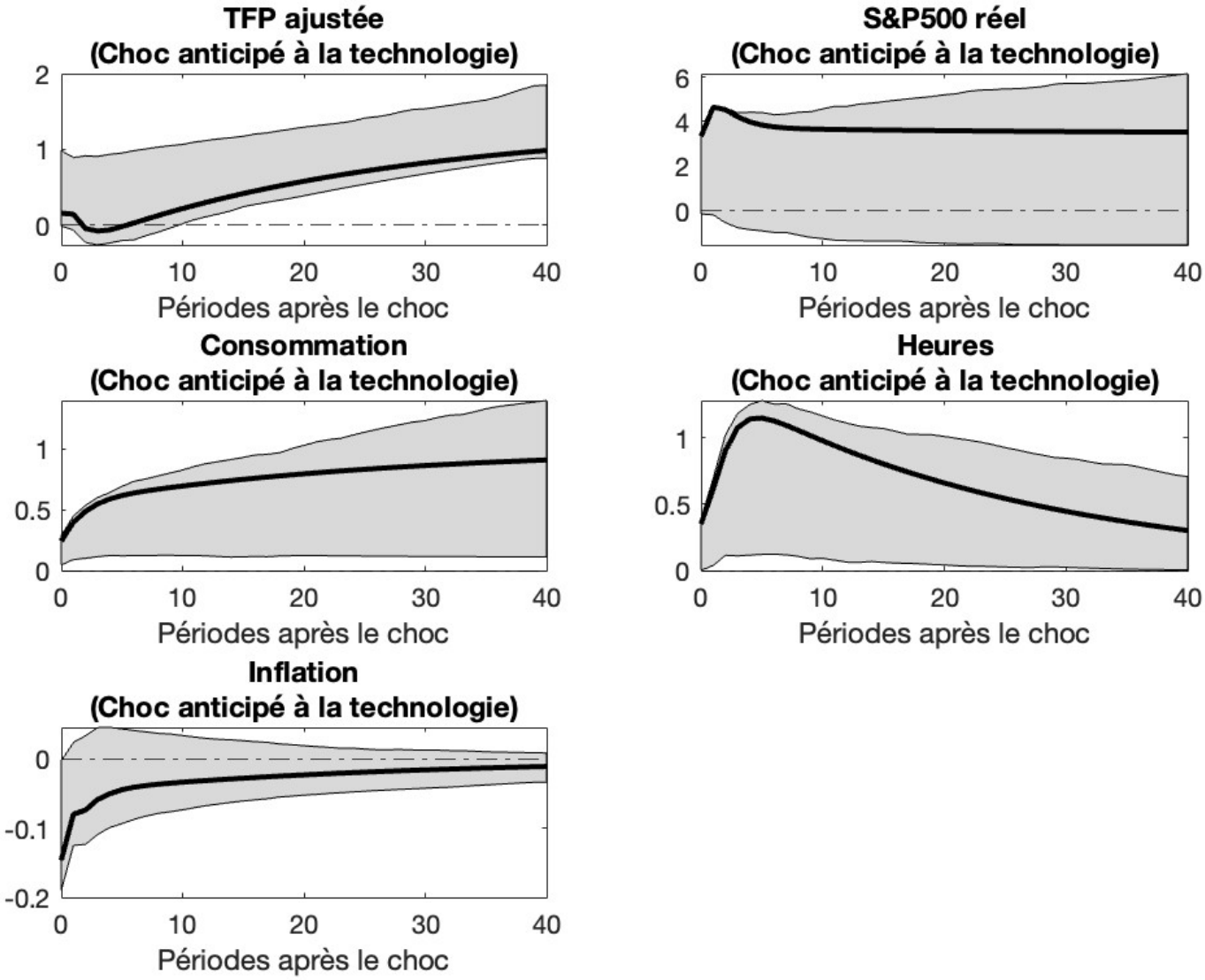
pour n= 40, 60,80, 100, 120 trimestres.

Figure D.1 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin (2023) : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{40}, \frac{2\pi}{40}]$



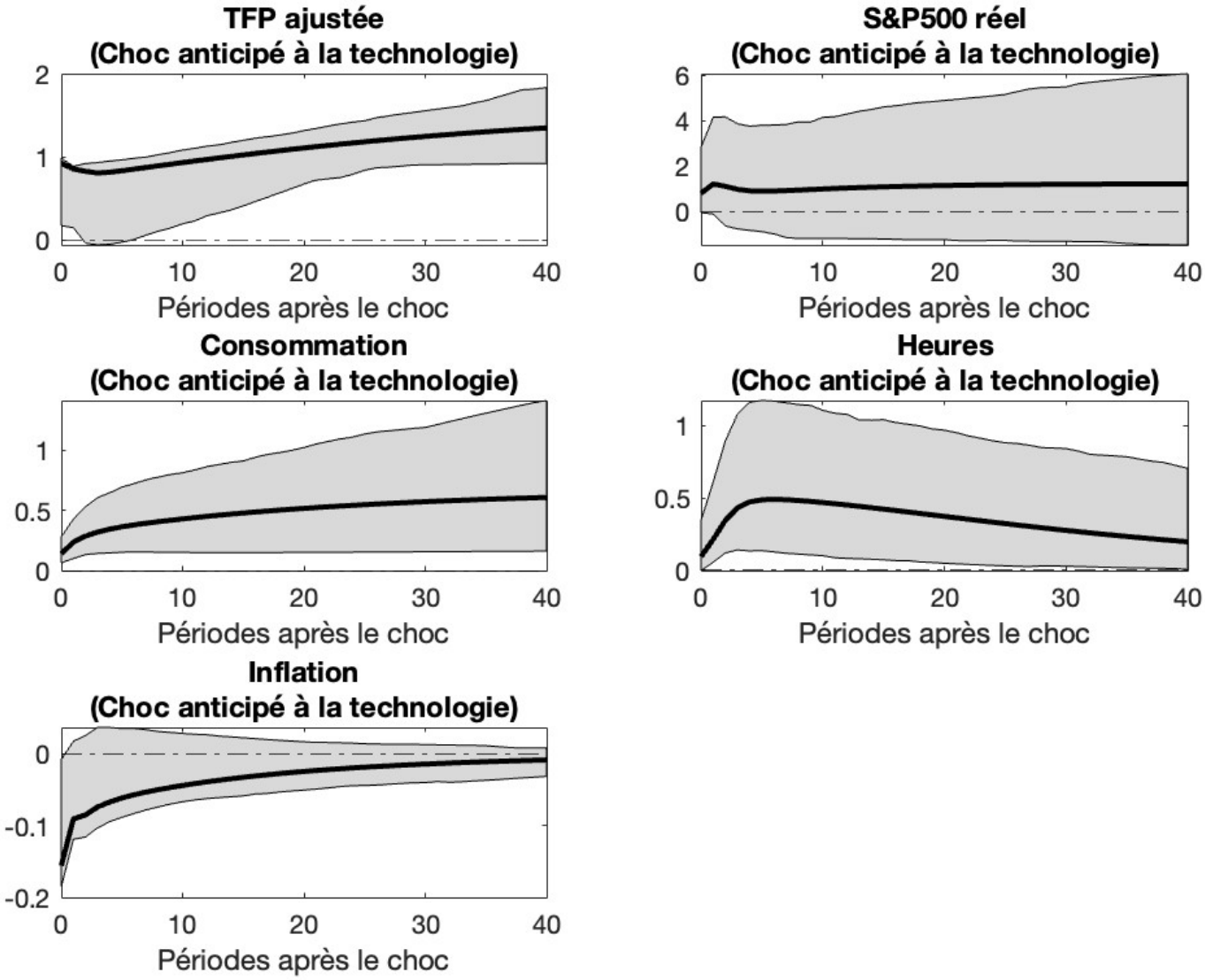
Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse.

Figure D.2 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$



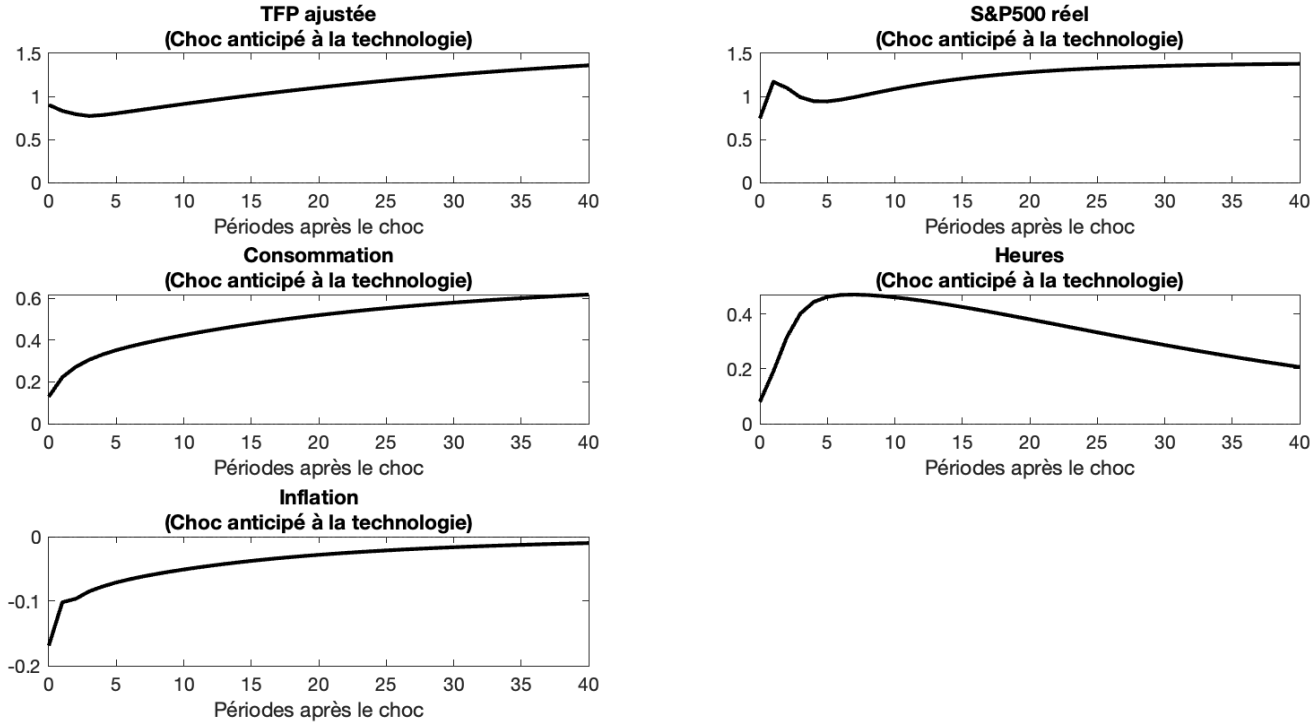
Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais.

Figure D.3 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{80}, \frac{2\pi}{80}]$



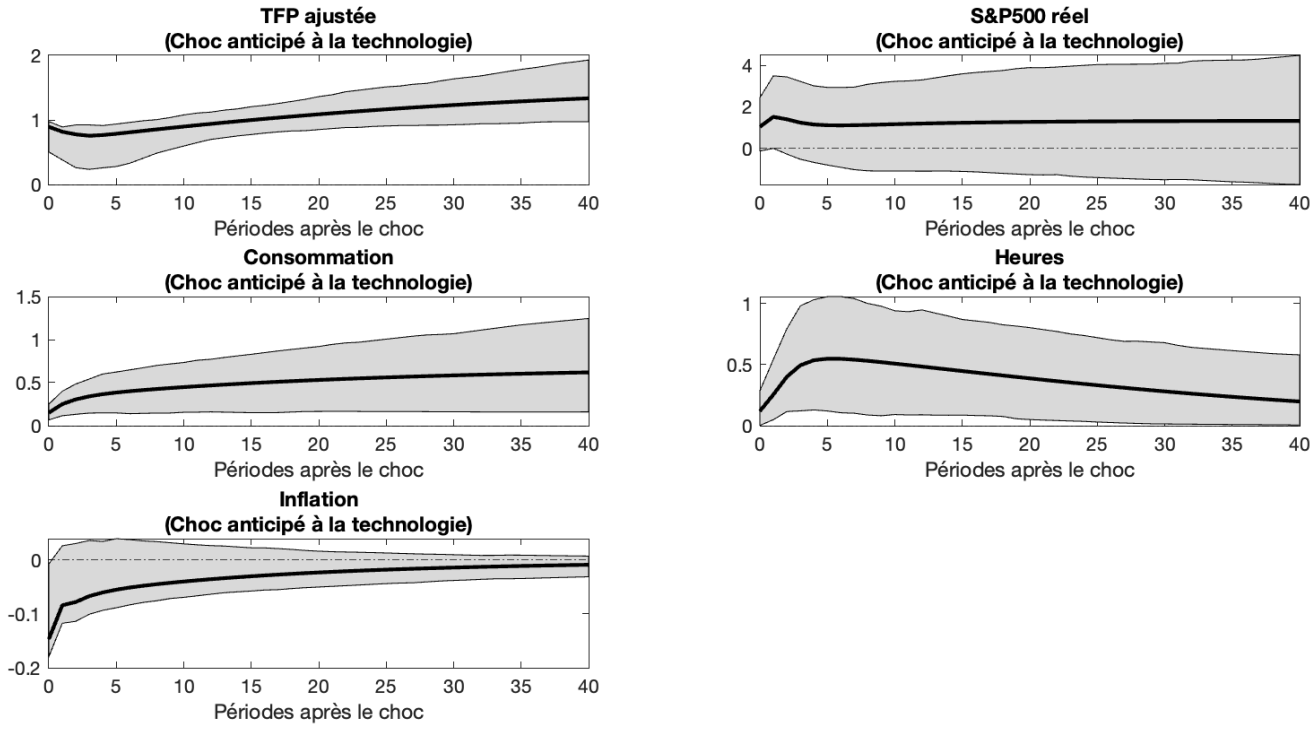
Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais.

Figure D.4 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence , $\omega \in [-\frac{2\pi}{100}, \frac{2\pi}{100}]$



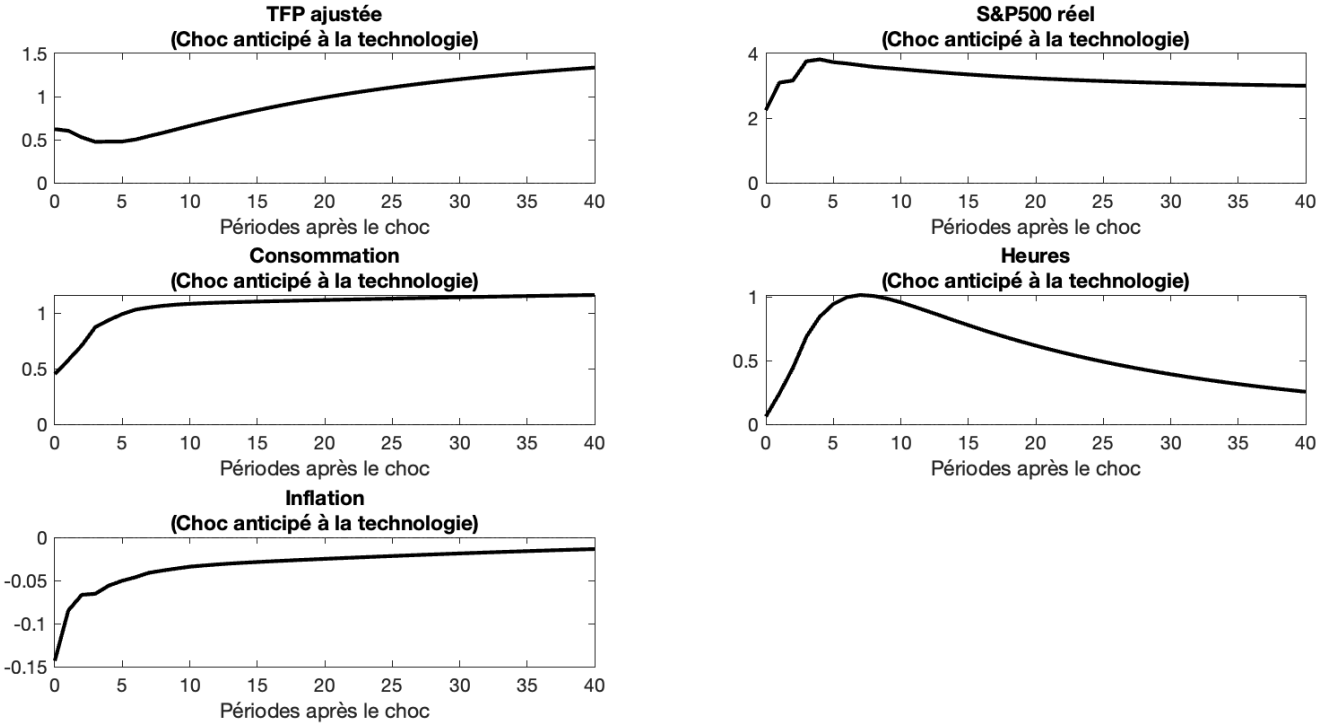
Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse.

Figure D.5 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$



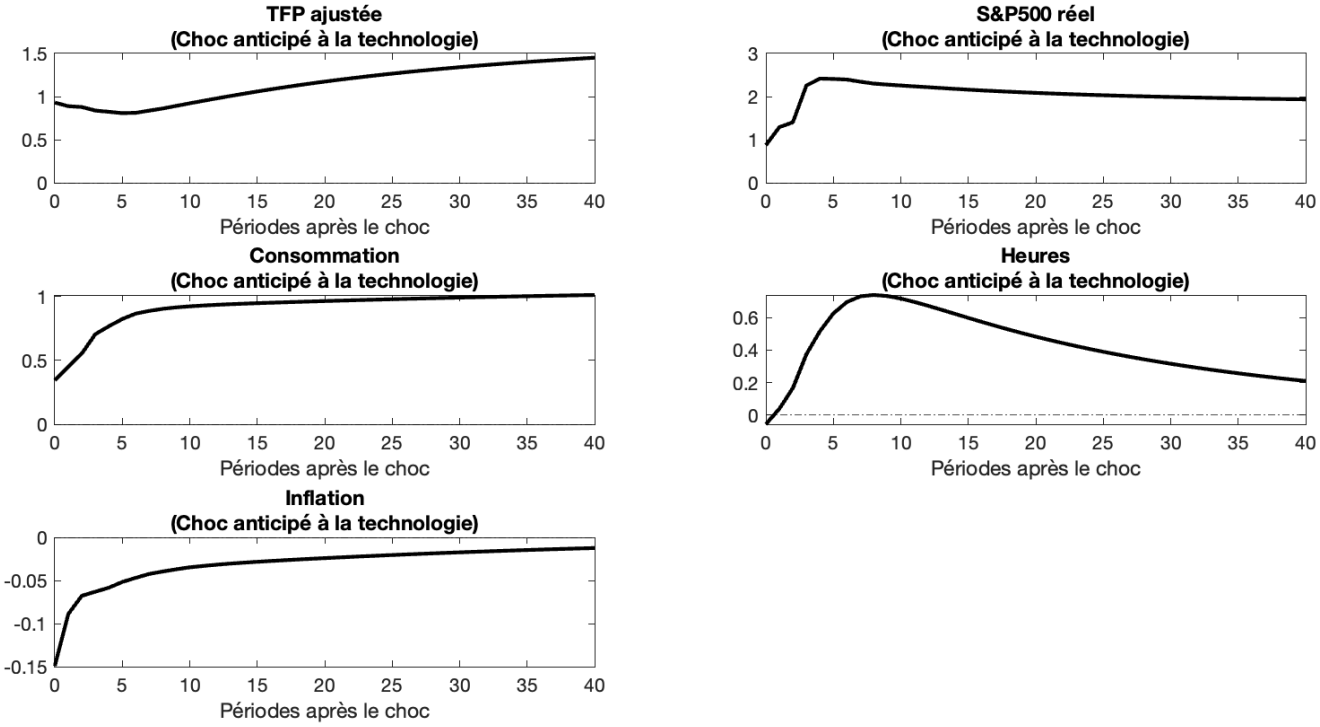
Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse. Les zones grises correspondent à un intervalle de confiance de 90% à partir de 1000 réplications du bootstrap à correction de biais.

Figure D.6 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{60}, \frac{2\pi}{60}]$ et substitution notre série de consommation par la série de Kurmann et Sims.



Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse.

Figure D.7 Fonctions de réponse du choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin : système avec intervalle de fréquence $\omega \in [-\frac{2\pi}{120}, \frac{2\pi}{120}]$ et substitution notre série de consommation par la série de Kurmann et Sims



Lignes noires continues représentent les fonctions de réponse.

Tableau D.2 Part de la FEVD attribuable au choc anticipé à la technologie identifié avec la stratégie C-ALS de Guay et Pelgrin selon différents intervalles de fréquence

		h=0	**h=4**	**h=8**	**h=12**	**h=16**	**h=20**	**h=24**	**h=28**	**h=32**	**h=36**	**h=40**
	TFP	0	0,053	0,064	0,072	0,078	0,083	0,086	0,088	0,089	0,091	0,091
	S&P500	0,308	0,311	0,311	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31
$2\pi/$**40**	**Cons**	0,338	0,404	0,406	0,405	0,405	0,405	0,405	0,405	0,406	0,406	0,406
	Heures	0,35	0,543	0,589	0,614	0,629	0,639	0,645	0,649	0,652	0,653	0,654
	Inflation	0,369	0,222	0,181	0,169	0,166	0,166	0,167	0,169	0,17	0,171	0,172
	TFP	0	0,0476	0,057	0,065	0,07	0,074	0,077	0,079	0,081	0,082	0,083
	S&P500	0,293	0,296	0,295	0,295	0,295	0,295	0,294	0,294	0,294	0,294	0,294
$2\pi/$**60**	**Cons**	0,253	0,332	0,334	0,334	0,334	0,335	0,335	0,335	0,335	0,335	0,336
	Heures	0,328	0,509	0,559	0,586	0,603	0,615	0,622	0,627	0,63	0,632	0,633
	Inflation	0,372	0,242	0,203	0,192	0,19	0,19	0,191	0,193	0,194	0,195	0,196
	TFP	0,529	0,495	0,493	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491
	S&P500	0,03	0,033	0,033	0,033	0,033	0,033	0,033	0,033	0,033	0,033	0,033
$2\pi/$**80**	**Cons**	0,124	0,173	0,175	0,176	0,177	0,178	0,178	0,178	0,179	0,179	0,179
	Heures	0,046	0,167	0,215	0,248	0,274	0,293	0,307	0,317	0,324	0,33	0,332
	Inflation	0,418	0,294	0,261	0,252	0,249	0,249	0,249	0,249	0,25	0,25	0,251
	TFP	0,534	0,499	0,497	0,496	0,495	0,495	0,495	0,495	0,495	0,495	0,495
	S&P500	0,019	0,023	0,023	0,023	0,023	0,023	0,023	0,023	0,023	0,023	0,023
$2\pi/$**100**	**Cons**	0,089	0,136	0,139	0,141	0,142	0,143	0,143	0,144	0,144	0,144	0,144
	Heures	0,024	0,121	0,167	0,201	0,229	0,25	0,265	0,277	0,286	0,292	0,296
	Inflation	0,441	0,327	0,296	0,287	0,285	0,284	0,285	0,285	0,286	0,286	0,286
	TFP	0,529	0,494	0,492	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491	0,491
	S&P500	0,028	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031
$2\pi/$**120**	**Cons**	0,101	0,149	0,152	0,153	0,154	0,155	0,155	0,156	0,156	0,156	0,156
	Heures	0,036	0,146	0,192	0,225	0,251	0,27	0,284	0,294	0,302	0,307	0,311
	Inflation	0,41	0,293	0,261	0,252	0,25	0,249	0,249	0,25	0,25	0,251	0,251

RÉFÉRENCES

Backus, D. K., Kehoe, P. J. et Kydland, F. E. (1992). International real business cycles. *Journal of political Economy*, *100*(4), 745–775.

Barsky, R. B. et Sims, E. R. (2011). News shocks and business cycles. *Journal of monetary Economics*, *58*(3), 273–289.

Basu, S., Fernald, J. G. et Kimball, M. S. (2006). Are technology improvements contractionary ? *American Economic Review*, *96*(5), 1418–1448.

Beaudry, P., Dupaigne, M. et Portier, F. (2008). The international propagation of news shocks. *Center for Economic Policy and Research Discussion Papers*.

Beaudry, P. et Lucke, B. (2010). Letting different views about business cycles compete. *NBER Macroeconomics Annual*, *24*(1), 413–456.

Beaudry, P. et Portier, F. (2004). An exploration into pigou's theory of cycles. *Journal of monetary Economics*, *51*(6), 1183–1216.

Beaudry, P. et Portier, F. (2006). Stock prices, news, and economic fluctuations. *American Economic Review*, *96*(4), 1293–1307.

Beaudry, P. et Portier, F. (2014). News-driven business cycles : Insights and challenges. *Journal of Economic Literature*, *52*(4), 993–1074.

Ben Zeev, N. et Khan, H. (2015). Investment-specific news shocks and us business cycles. *Journal of Money, Credit and Banking*, *47*(7), 1443–1464.

Benati, L. (2016). Investment-specific and neutral news shocks and macroeconomic fluctuations. *University of Bern*.

Blanchard, O. et Quah, D. (1989). The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. *American Economic Review*, *79*(4), 655–673.

Carrasco, M. et Florens, J.-P. (2000). Generalization of gmm to a continuum of moment conditions. *Econometric Theory*, *16*(6), 797–834.

Christiano, L. J., Eichenbaum, M., Vigfusson, R., Kehoe, P. J. et Watson, M. W. (2006). Assessing structural vars [with comments and discussion]. *NBER macroeconomics annual*, *21*, 1–105.

Cogley, T. et Nason, J. M. (1995). Output dynamics in real-business-cycle models. *The American Economic Review*, 492–511.

Davis, J. M. (2007). News and the term structure in general equilibrium. *Available at SSRN 1022631*.

DiCecio, R. et Owyang, M. (2010). Identifying technology shocks in the frequency domain. *Federal Reserve Bank of St. Louise Working Paper No*.

Engle, R. F. et Granger, C. W. (1987). Co-integration and error correction : representation, estimation, and testing. *Econometrica : journal of the Econometric Society*, 251–276.

Fernald, J. (2014). A quarterly, utilization-adjusted series on total factor productivity. Federal Reserve Bank of San Francisco.

Fève, P. et Guay, A. (2009). The response of hours to a technology shock : A two-step structural var approach. *Journal of Money, Credit and Banking*, *41*(5), 987–1013.

Francis, N., Owyang, M. T. et Roush, J. E. (2005). A flexible finite-horizon identification of technology shocks.

Francis, N., Owyang, M. T., Roush, J. E. et DiCecio, R. (2014). A flexible finite-horizon alternative to long-run restrictions with an application to technology shocks. *Review of Economics and Statistics*, *96*(4), 638–647.

Gali, J. (1999). Technology, employment, and the business cycle : do technology shocks explain aggregate fluctuations ? *American economic review*, *89*(1), 249–271.

Gourieroux, C., Monfort, A. et Trognon, A. (1985). Moindres carrés asymptotiques. Dans *Annales de l'INSEE*, 91–122. JSTOR.

Greenwood, J., Hercowitz, Z. et Huffman, G. W. (1988). Investment, capacity utilization, and the real business cycle. *The American Economic Review*, 402–417.

Guay, A. et Pelgrin, F. (2021). *SVARs in the frequency domain using a continuum of restrictions*. Rapport technique, Document de travail.

Guay, A. et Pelgrin, F. (2023). Structural var models in the frequency domain. *Journal of Econometrics*, *236*(1), 105466.

Hansen, G. D. (1985). Indivisible labor and the business cycle. *Journal of monetary Economics*, *16*(3), 309–327.

Imhof, J.-P. (1961). Computing the distribution of quadratic forms in normal variables. *Biometrika*, *48*(3/4), 419–426.

Jaimovich, N. et Rebelo, S. (2009). Can news about the future drive the business cycle ? *American Economic Review*, *99*(4), 1097–1118.

Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of economic dynamics and control*, *12*(2-3), 231–254.

Kilian, L. (1998). Small-sample confidence intervals for impulse response functions. *Review of economics and statistics*, *80*(2), 218–230.

King, R. G. et Rebelo, S. T. (1999). Resuscitating real business cycles. *Handbook of macroeconomics*, *1*, 927–1007.

Kurmann, A. et Sims, E. (2019). Online appendix to "revisions in utilization-adjusted tfp robust identification of news shocks".

Kurmann, A. et Sims, E. (2021). Revisions in utilization-adjusted tfp and robust identification of news shocks. *Review of Economics and Statistics*, *103*(2), 216–235.

Kydland, F. E. et Prescott, E. C. (1982). Time to build and aggregate fluctuations. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, 1345–1370.

Leeper, E. M., Walker, T. B. et Yang, S.-C. S. (2013). Fiscal foresight and information flows. *Econometrica*, *81*(3), 1115–1145.

Lütkepohl, H. (2005). *New introduction to multiple time series analysis*. Springer Science & Business Media.

MacKinnon, J. G. (2010). *Critical values for cointegration tests*. Rapport technique, Queen's Economics Department Working Paper.

Mendoza, E. G. (1991). Real business cycles in a small open economy. *The American Economic Review*, 797–818.

Pigou, A. (1927). *Industrial Fluctuations*. Routledge.

Ramey, V. A. (2016). Macroeconomic shocks and their propagation. *Handbook of macroeconomics*, *2*, 71–162.

Rebelo, S. (2005). Real business cycle models : past, present, and future.

Robin, J.-M. et Smith, R. J. (2000). Tests of rank. *Econometric Theory*, *16*(2), 151–175.

Schmitt-Grohé, S. et Uribe, M. (2012). What's news in business cycles. *Econometrica*, *80*(6), 2733–2764.

Sims, C. A. (1972). Money, income, and causality. *The American economic review*, *62*(4), 540–552.

Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica : journal of the Econometric Society*, 1–48.

Solow, R. M. (1957). Technical change and the aggregate production function. *The review of Economics and Statistics*, 312–320.

Uhlig, H. (2003). What moves real gnp ?