

Université de Lille

FaSEST

Mémoire de Master 2 Économétrie Appliquée

**Analyse économétrique des impacts de la variation des prix
de l'énergie sur la croissance économique de la France.**

Année académique 2023-2024

Elauine BERNARD

**Sous la supervision de Frédo JEAN-BAPTISTE, maître de conférences à
l'Université de Lille**

Table des matières

Remerciements	4
Liste des tableaux et des graphiques	5
Résumé	6
Introduction générale	8
Chapitre 1 : Revue de littérature	11
1.1- Les effets des chocs du prix de l'énergie.....	11
1.1.1- Les chocs des prix de l'énergie comme des chocs d'offre	11
1.1.2- Les chocs des prix de l'énergie comme des chocs de demande	12
1.2- Les hypothèses concurrentes sur la relation entre les variations du prix de l'énergie et la croissance économique.....	13
1.2.1- L'hypothèse de l'effet asymétrique	13
1.2.2- L'hypothèse de la rupture de relation	14
1.2.3- L'hypothèse de l'effet du cycle économique.....	15
1.3- Des études empiriques sur des données de la France	15
Chapitre 2 : Cadre opérationnel	18
2.1- Cadre théorique	18
2.2- Cadre méthodologique	18
2.2.1- Collecte de données.....	19
2.2.2- Exploration des données	20
2.2.2.1- Étude de la stationnarité des séries.....	20
2.2.2.2- Étude de la corrélation entre les séries.....	20
2.2.3- Modélisation économétrique	21
2.2.3.1- Spécification du modèle VAR	21
2.2.3.2- Stabilité et stationnarité du VAR.....	22
2.2.3.3- Représentation VMA du VAR	23
2.2.3.4- Estimation du VAR.....	24

2.2.3.5- Test du modèle VAR.....	26
2.2.4- Analyse d'impacts.....	26
2.2.4.1- Les fonctions de réponse aux chocs	27
2.2.4.2- La décomposition de la variance des erreurs de prévision	28
2.2.4.3- La décomposition historique des chocs	29
Chapitre 3 : Exploration des données.....	32
3.1- Représentation graphique des séries.....	32
3.2- Résultats des tests de stationnarité des séries	35
3.3- Résultat de la corrélation entre les séries	35
Chapitre 4 : Modélisation économétrique	37
4.1- Résultats des tests du modèle estimé.....	37
Chapitre 5 : Analyse d'impact.....	43
5.1- Les fonctions de réponse aux chocs	43
5.1.1- Résultats avec la décomposition de Cholesky	43
5.1.2- Résultats avec l'approche de Blanchard et Quah	46
5.2- La décomposition de la variance des erreurs de prévision	49
5.2.1- Résultats avec la décomposition de Cholesky	49
5.2.2- Résultats avec l'approche de Blanchard et Quah	50
5.3- La décomposition historique des chocs	51
Conclusion générale	54
Bibliographie	56
Annexes	57
Tableaux	57
Script R.....	59

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire.

En premier lieu, je remercie chaleureusement mon directeur de mémoire, Frédo JEAN-BAPTISTE, pour son encadrement attentif, ses conseils éclairés, et sa disponibilité tout au long de ce travail. Sa rigueur académique et son expertise en macroéconométrie ont été d'une grande aide et m'ont permis de mener à bien cette étude.

Je souhaite également remercier les enseignants du Master Econométrie Appliquée de la Faculté des sciences économiques, sociales et des territoires (FaSEST) de l'université de Lille qui ont fourni un cadre stimulant et propice à l'épanouissement intellectuel durant cette année de formation. Leurs enseignements et leurs soutiens ont été essentiels dans l'acquisition des compétences nécessaires pour mener à bien ce projet.

Je remercie sincèrement mes collègues de promotion pour leur camaraderie, leur soutien et les échanges fructueux que nous avons eus tout au long de ce parcours. Leur esprit de collaboration et leur amitié ont rendu cette expérience enrichissante et mémorable.

J'exprime ma reconnaissance à ma famille et à mes proches, dont le soutien inconditionnel m'a donné la force de persévérer dans les moments difficiles. Leur encouragement a été un pilier essentiel tout au long de ce cheminement.

À tous, je vous exprime ma reconnaissance la plus sincère.

Liste des tableaux et des graphiques

<u>Tableau 1</u> : Résultats des tests de stationnarité des séries	35
<u>Tableau 2</u> : Matrice de corrélation entre les séries	35
<u>Tableau 3</u> : Matrice d'impact contemporain	46
<u>Tableau 4</u> : Résultats de l'estimation de l'équation du taux d'inflation du pétrole	57
<u>Tableau 5</u> : Résultats de l'estimation de l'équation du taux d'inflation du gaz naturel	57
<u>Tableau 6</u> : Résultats de l'estimation de l'équation du taux de croissance de l'indice de la production industrielle	58
<u>Graphique 1</u> : Évolution taux de croissance de l'indice de production industrielle.....	32
<u>Graphique 2</u> : Évolution du taux d'inflation du pétrole	33
<u>Graphique 3</u> : Évolution du taux d'inflation du gaz naturel	34
<u>Graphique 4</u> : Résultats des tests sur les résidus de l'équation du taux d'inflation du pétrole	37
<u>Graphique 5</u> : Résultats des tests sur les résidus de l'équation du taux d'inflation du gaz	39
<u>Graphique 6</u> : Résultats des tests sur les résidus de l'équation du taux de croissance de l'indice de la production industrielle.....	40
<u>Graphique 7</u> : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole avec la décomposition de Cholesky	43
<u>Graphique 8</u> : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel avec la décomposition de Cholesky	45
<u>Graphique 9</u> : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole avec l'approche de Blanchard et Quah	47
<u>Graphique 10</u> : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel avec l'approche de Blanchard et Quah	48
<u>Graphique 11</u> : Décomposition de variance avec Cholesky	49
<u>Graphique 12</u> : Décomposition de variance avec Blanchard et Quah	50
<u>Graphique 13</u> : Décomposition historique des chocs du taux de croissance de l'indice de la production industrielle	51

Résumé

Depuis les chocs pétroliers des années soixante-dix, l'analyse de la relation entre les variations des prix de l'énergie et la croissance économique est d'un intérêt constant pour les macroéconomistes. Ces dernières années, l'émergence d'événements récents, tels que la pandémie de COVID-19 et la guerre en Ukraine, pourrait avoir modifié cette relation. Par conséquent, il est nécessaire de réexaminer ces interactions dans un contexte actualisé. Dans cette optique, à travers ce mémoire nous allons analyser économétriquement les impacts des variations des prix de l'énergie sur la croissance économique de la France pour la période allant de janvier 2011 à décembre 2023.

Pour cela, nous estimons un modèle VAR avec les séries taux d'inflation du pétrole, taux d'inflation du gaz naturel et taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Les résultats de cette estimation sont utilisés pour effectuer les analyses d'impacts à partir des fonctions de réponse aux chocs, de la décomposition de la variance des erreurs de prévision et de la décomposition historique des chocs.

Les analyses montrent que les variations des prix de l'énergie ont un impact significatif mais fluctuant sur la croissance économique de la France. Les augmentations soudaines des prix du pétrole et du gaz naturel entraînent une baisse immédiate du taux de croissance de la production industrielle, avec des effets transitoires qui se dissipent généralement entre huit et vingt mois. Les chocs pétroliers ont un impact plus prononcé que les chocs gaziers. Les chocs sur les prix du pétrole contribuent significativement aux fluctuations des prévisions de croissance économique tandis que les chocs sur le gaz naturel ont une influence marginale.

Introduction générale

Le secteur énergétique joue un rôle crucial dans l'économie d'un pays. Il influence la production industrielle, les coûts de transport, les prix des biens de consommation et le pouvoir d'achat des ménages. Les fluctuations des prix de l'énergie peuvent donc affecter la stabilité et la performance de l'économie d'un pays.

Le taux de croissance du PIB français a connu une baisse notable à la suite des deux chocs pétroliers des années soixante-dix. Depuis lors, chaque hausse importante des prix du pétrole suscite des inquiétudes quant à un éventuel ralentissement de l'activité économique. Ce phénomène a nourri un vaste débat parmi les économistes sur les effets macroéconomiques des fluctuations des prix du pétrole. Certaines études ont mis en évidence un affaiblissement de la relation entre le PIB et les variations des prix du pétrole et d'autres soutiennent qu'il n'existe plus de relation significative entre ces deux variables depuis la fin des années quatre-vingt.

En 2020, la pandémie de COVID-19 a néanmoins montré qu'une augmentation considérable des prix du pétrole pouvait encore coïncider avec un ralentissement significatif de l'activité économique en France (chute du PIB de -7.8% en 2020, d'après les données de l'INSEE). Cela suggère que les effets des fluctuations des prix du pétrole sur l'économie pourraient être modifiés voire amplifiés en raison des changements dans les modèles de consommation et de production induits par la pandémie. Ainsi, il est essentiel de mener une analyse approfondie des impacts des variations du prix du pétrole sur la croissance économique française en utilisant des données récentes.

La guerre entre la Russie et l'Ukraine offre également un nouveau contexte pour réexaminer les liens entre la variation des prix de l'énergie et la croissance économique. Ce conflit a entraîné des perturbations dans l'approvisionnement en énergie et des fluctuations des prix. En effet, la Russie, étant un important exportateur de combustibles fossiles, notamment de gaz naturel vers l'Europe, a vu ses exportations affectées par les sanctions européennes. Ces sanctions ont largement contribué à des fluctuations rapides des prix de l'énergie sur les marchés internationaux. La France, comme d'autres pays européens, a dû faire face à une réduction des importations de gaz russe, affectant ainsi la stabilité de son approvisionnement énergétique. La diversification des sources d'approvisionnement en énergie française entraîne des coûts de transport supplémentaires, notamment lorsqu'il s'agit d'importer du gaz ou d'autres combustibles depuis des régions éloignées. Ceci conduit à des coûts énergétiques plus élevés pour les consommateurs et les entreprises en France. On constate également, durant cette période, qu'une augmentation du taux d'inflation du gaz naturel coïncide avec un ralentissement significatif de l'activité économique. Ainsi, pour une analyse approfondie de l'impact de la variation des prix de l'énergie sur la croissance économique en France incluant cette période, il serait pertinent d'examiner spécifiquement les impacts des fluctuations du prix du gaz naturel.

De plus, à notre connaissance, la plupart des travaux qui étudient les impacts des variations des prix de l'énergie sur la croissance ont été effectués en tenant compte majoritairement de la variation du prix du pétrole. Or la structure du bilan énergétique de la France a largement évolué depuis les années 1980. En effet, depuis les chocs pétroliers des années soixante-dix, la France a su réduire sa dépendance énergétique

vis-à-vis du pétrole. La consommation des ménages a diminué grâce à l'utilisation de technologies économes en énergie et au recours à d'autres sources d'énergie telles que le gaz naturel pour remplacer le pétrole. Par exemple, de 2018 à 2021, la quantité moyenne de gaz naturel importée était proche de celle du pétrole brut importé, soit 493,8 TWh pour le gaz naturel et 502,5 TWh pour le pétrole ; et le montant du pétrole brut importé en 2021 représentait 25 % du montant total d'énergie importé et celui du gaz naturel 24 % (d'après les données du site du Ministère de la Transition Écologique et de la Cohésion des Territoires).

En somme, les éléments évoqués ci-dessus suggèrent l'existence de nouvelles pistes de recherche, notamment l'utilisation de données récentes pour explorer les tendances émergentes concernant l'impact des variations du prix de l'énergie sur la croissance économique. Dans cette optique, dans le cadre de ce travail, nous allons étudier les impacts de la variation des prix du pétrole et du gaz naturel sur la croissance économique de la France, sur la période allant de janvier 2011 à décembre 2023. De manière spécifique, nous visons les objectifs suivants :

- Quantifier l'impact des hausses des prix de l'énergie sur le taux de croissance économique de la France
- Analyser la contribution des chocs sur les prix de l'énergie à la variance de l'erreur de prévision du taux de croissance économique
- Évaluer l'impact des chocs de prix de l'énergie sur le niveau global de la croissance économique

Nous réalisons ce travail en cinq chapitres :

- Le premier chapitre est consacré à la revue de la littérature. Nous y présentons d'abord les théories sur les effets des chocs du prix de l'énergie sur l'économie ainsi que les hypothèses concurrentes sur la relation entre les variations du prix de l'énergie et la croissance économique. Ensuite, nous examinons les résultats d'études d'impacts des fluctuations du prix du pétrole sur la croissance économique réalisées à partir des données de l'économie française.
- Le deuxième chapitre établit le cadre opérationnel en s'appuyant sur les cadres théorique et méthodologique. Ce chapitre couvre les aspects relatifs à la collecte des données, leur exploration initiale et leur modélisation économétrique à partir d'un modèle Vectoriel AutoRegressif (VAR) et les techniques d'analyse d'impacts.
- Le troisième chapitre fournit les résultats de l'exploration des données. On y trouve des analyses graphiques des séries temporelles étudiées, les résultats des tests de stationnarité et de calcul des corrélations entre les séries.
- Le quatrième chapitre présente les résultats des tests du modèle estimé. Les résultats des tests de normalité, d'autocorrélation et d'hétéroscédasticité appliqués aux résidus du modèle sont fournis.
- Le cinquième chapitre est dédié à l'analyse détaillée des impacts des chocs des prix de l'énergie. Il présente les résultats des fonctions de réponse aux chocs, de la décomposition de la variance des erreurs de prévision et de la décompositions historiques des chocs. Deux approches sont utilisées : la décomposition de Cholesky et l'approche de Blanchard et Quah.

Chapitre 1 : Revue de littérature

Dans de ce chapitre, nous allons présenter la revue de littérature théorique et empirique autour des impacts des variations du prix de l'énergie sur le taux de croissance économique. Tout d'abord, nous allons explorer les effets des chocs du prix de l'énergie sur l'économie, en mettant en lumière les canaux par lesquels les fluctuations des prix de l'énergie influencent les variables macroéconomiques. Ensuite, nous examinerons les principales hypothèses explicatives de l'affaiblissement de la relation entre les prix de l'énergie et la croissance économique. Finalement, nous nous pencherons sur des travaux empiriques réalisés dans ce contexte avec des données de l'économie française.

1.1- Les effets des chocs du prix de l'énergie sur l'économie

Sur le plan théorique, les études expliquant les mécanismes de transmission des chocs des prix de l'énergie à l'économie se structurent généralement autour de deux approches principales : les chocs d'offre et les chocs de demande. Dans cette section, nous allons examiner les chocs des prix de l'énergie en tant que choc d'offre et choc de demande.

1.1.1- Les chocs des prix de l'énergie comme des chocs d'offre

Suivant la perception des chocs des prix de l'énergie comme des chocs d'offre, l'énergie est considérée comme un intrant intermédiaire dans la production nationale. Ainsi, une augmentation du prix de l'énergie entraîne une augmentation du coût des consommations intermédiaires. Cela conduit à un ralentissement de la production et de la productivité par la suite.

Toutefois, l'explication d'une baisse du PIB réel sur la base du canal de l'offre pose des problèmes non encore bien résolus. L'un des problèmes fréquemment soulevés est le fait que les modèles standards de transmission des chocs de prix de l'énergie basés sur la production ne parviennent pas à expliquer les fluctuations importantes de la production réelle. Plusieurs propositions ont été avancées pour résoudre ce problème, telles que le modèle de Rotemberg et Woodford en 1996 et le modèle « putty-clay » d'Atkeson et Kehoe en 1999 qui suggèrent de modifier le modèle de base à chocs multiples afin de générer des effets quantitativement importants des chocs pétroliers sur le PIB réel. Néanmoins, de nombreuses critiques ont été émises à l'égard de ces propositions, notamment en ce qui concerne leur validité empirique. D'autres auteurs ont proposé de se concentrer sur la demande comme canal de transmission de chocs des prix de l'énergie à l'économie plutôt que de traiter ces chocs comme des perturbations de l'offre globale pour l'économie.

1.1.2- Les chocs des prix de l'énergie comme des chocs de demande

L'idée qu'une hausse du prix de l'énergie ralentit la croissance économique, principalement en raison de ses effets sur les dépenses de consommation, est largement soutenue par de nombreux économistes. A titre d'exemple, nous pouvons citer Hamilton et Kilian. Hamilton (1983) affirme que l'un des principaux moyens par lesquels les chocs des prix de l'énergie affectent l'économie est la perturbation des dépenses des consommateurs et des entreprises pour des biens et services autres que l'énergie. Selon lui, les chocs sur le prix de l'énergie peuvent être transmis par des réductions et des réorientations des dépenses de consommation. Kilian (2008) décrit quatre mécanismes complémentaires par lesquels les variations du prix de l'énergie peuvent affecter directement les dépenses de consommation. Ces mécanismes sont : l'effet sur le revenu discrétionnaire, l'effet d'incertitude, l'effet de l'épargne de précaution et l'effet de réallocation.

- Premièrement, on s'attend à ce que la hausse des prix de l'énergie réduise le revenu discrétionnaire car les consommateurs auront moins d'argent à dépenser après avoir payé leurs factures d'énergie. De ce fait, il y aura une baisse de la consommation.
- Deuxièmement, l'évolution des prix de l'énergie peut créer une incertitude quant à leur évolution future, incitant les consommateurs à reporter des achats irréversibles de biens de consommation durables. Cet effet d'incertitude est limité aux biens de consommation durables.
- Troisièmement, même lorsque les décisions d'achat sont réversibles, la consommation peut diminuer en réponse aux chocs des prix de l'énergie, du fait que les consommateurs augmentent leur épargne de précaution. Cette réaction se produit lorsque les consommateurs perçoivent une probabilité accrue de chômage future et décident de diminuer leur consommation.
- Quatrièmement, la consommation de biens durables dont le fonctionnement nécessite de l'énergie aura tendance à diminuer davantage, car les ménages retardent ou renoncent à l'achat de ces biens durables consommateurs d'énergie. Cet effet des coûts de fonctionnement a une portée plus limitée que l'effet de l'incertitude puisqu'il n'affecte que des biens de consommation spécifiques.

Ces quatre effets directs ont en commun d'impliquer une réduction de la demande globale en réponse à des événements imprévus. Par ailleurs, Kilian souligne que la modification des schémas de dépenses des consommateurs peut avoir des effets indirects significatifs sur l'économie. Les changements dans les schémas de dépenses, dus à l'incertitude et aux coûts d'exploitation, peuvent entraîner des réallocations intersectorielles et intrasectorielles. Cela peut conduire à la sous-utilisation des ressources et par la suite peut affecter la production et l'emploi, amplifiant ainsi l'effet des hausses de prix de l'énergie sur l'économie réelle. Des économistes comme Davis et Haltiwanger (2001) considèrent que ces effets indirects pourraient être plus significatifs que les effets directs décrits par Kilian.

Certains auteurs vérifient les théories de la transmission des chocs des prix de l'énergie à l'économie par le canal de la demande à travers des estimations de l'élasticité de la demande d'énergie par rapport à son prix et des estimations de la demande de biens non énergétiques par rapport au prix de l'énergie.

D'une part, des études sur l'estimation de l'élasticité de la demande d'énergie par rapport au prix de l'énergie, menées selon diverses méthodologies, ont révélé une sensibilité de la demande d'énergie aux

prix énergétiques. En 1991, Carol Dahl et Thomas Sterner font état d'estimations de l'élasticité à court terme de la demande d'essence par rapport à son prix. Les résultats de ces estimations sont compris entre -0,08 et -0,41. En 2005, Peter C. Reiss et Matthew W. White utilisent un modèle structurel et parviennent à une élasticité-prix à court terme de la demande d'électricité de -0,39. En 2009, Paul Edelstein et Lutz Kilian ont utilisé un modèle de régression à deux variables sur différentes formes de consommation d'énergie en pondérant les prix de l'énergie par la part des dépenses nominales en énergie des ménages. Leur analyse a été réalisée sur des données américaines sur les périodes 1970 à 2002 et 2006 à 2007. Les résultats ont montré que toutes les formes de consommation d'énergie diminuaient en réponse à des augmentations de prix, avec une élasticité totale de -0,45. Les réactions les plus fortes ont été observées pour l'essence, le fioul domestique et le charbon. En revanche, l'électricité et le gaz naturel, étant non stockables par nature, ont montré des baisses de consommation non statistiquement significatives.

D'autre part, les études sur l'élasticité de la demande de bien non énergétique par rapport au prix de l'énergie sont beaucoup moins concluantes. Cependant, une étude menée par Kilian (2008) aux États-Unis a révélé une élasticité globale de la demande de bien non énergétique par rapport au prix de l'énergie de -0,15. Cette baisse est principalement due à une réduction des achats de véhicules. Plus précisément, l'élasticité de la demande pour les véhicules est de -0,84.

1.2- Les hypothèses concurrentes sur la relation entre les variations du prix de l'énergie et la croissance économique

Traditionnellement, les études d'impacts du prix de l'énergie sur la croissance économique se concentrent principalement sur les variations du prix du pétrole. Toutefois, de nombreuses études ont montré que la relation entre le taux de croissance du PIB et les variations du prix du pétrole s'est affaiblie après le contre-choc pétrolier du milieu des années quatre-vingt. Dans cette optique, plusieurs hypothèses concurrentes ont été avancées pour expliquer l'affaiblissement de cette relation. Dans le cadre de ce mémoire, nous passons en revue les trois hypothèses les plus fréquentes : l'hypothèse de l'effet asymétrique, l'hypothèse de la rupture de relation et l'hypothèse de l'effet du cycle économique. Cette section est dédiée à l'examen de ces trois hypothèses.

1.2.1- L'hypothèse de l'effet asymétrique

L'intérêt pour les asymétries remonte à la fin des années quatre-vingt, lorsqu'il est apparu que la forte baisse des prix du pétrole brut en 1986 n'avait pas été suivie d'une croissance économique majeure aux États Unis. Cela semblait constitué une preuve irréfutable de la nécessité de tenir compte des asymétries dans les modèles de transmission des chocs de prix de l'énergie à l'économie. Dans sa forme générale, l'hypothèse d'asymétrie implique une réaction plus faible aux baisses des prix de l'énergie qu'aux hausses. L'hypothèse de l'effet asymétrique est soutenue par des économistes comme Hamilton, Lee, Ni et Ratti.

En 1995, Kiseok Lee, Shawn Ni et Ronald Ratti ont montré qu'un choc pétrolier, reflétant à la fois la composante non anticipée et la variance conditionnelle du prix du pétrole, s'avère très significative pour

expliquer la croissance économique sur différentes périodes d'échantillonnage. Toutefois, ils constatent que les chocs normalisés positifs ont un effet puissant sur la croissance, alors que les chocs normalisés négatifs n'en ont pas.

Dans son travail intitulé « What is an Oil Shock » publié en 2003, Hamilton conclut que la relation entre les variations du prix du pétrole et la croissance économique est asymétrique. Cette asymétrie suggère que les chocs pétroliers ont un impact différent sur l'économie en fonction de la direction des variations du prix du pétrole. Ainsi, les augmentations du prix du pétrole sont nettement plus importantes pour prédire la croissance du PIB que les baisses de prix.

Dans la littérature, la politique monétaire est mise en avant pour expliquer l'asymétrie de la relation entre la variation du prix du pétrole et la croissance économique. En 1997, Bernanke, Gertler et Watson ont montré que la politique monétaire peut être un vecteur d'asymétrie dans la transmission des chocs pétroliers. Dans le cas d'une hausse des cours, les autorités monétaires mènent une politique restrictive pour lutter contre l'inflation. Dans le cas d'un choc négatif sur le prix du pétrole, les autorités monétaires ne réagiraient pas. Cette réponse monétaire différente selon le sens des variations du prix du pétrole expliquerait l'asymétrie de la relation. En 1999, Balke, Brown et Yücel utilisent un modèle vectoriel autorégressif sur des données américaines pour examiner l'origine possible de l'effet asymétrique des variations du prix du pétrole sur la croissance économique. Ils ont trouvé que la politique monétaire est l'une des causes de cet effet asymétrique.

La littérature a également soulevé que les réorganisations de la production lors des fluctuations du prix du pétrole est un facteur explicatif de cette asymétrie. En effet, les fluctuations du prix du pétrole nécessitent une réorganisation de la production. Cette réorganisation entraîne des coûts d'ajustement, qui viennent accentuer l'effet négatif de la hausse du prix du pétrole et qui contrebalancent les effets positifs lors de la chute du prix.

1.2.2- L'hypothèse de la rupture de relation

Dans la littérature, une alternative proposée à l'hypothèse d'effet asymétrique est la présence d'une rupture dans la relation entre le PIB et le prix du pétrole. Cette alternative ne repose pas sur des modèles théoriques mais plutôt sur l'observation de faits économiques tels que la baisse relative de la facture pétrolière pour les pays occidentaux ou l'amélioration de l'efficacité des politiques monétaires pour la maîtrise de l'inflation.

Pour Hooker, l'hypothèse d'asymétrie n'est pas convaincante sur la période récente. Selon lui, la relation entre les prix du pétrole et l'économie change qualitativement après 1973. En 1996, en analysant l'impact des prix du pétrole sur l'activité macroéconomique, Hooker constate que les spécifications initiales du prix du pétrole en niveaux logarithmiques ou en différences s'effondrent assez soudainement lorsque des années 1980 sont incluses. Il suggère en ce sens que la mauvaise spécification est une partie importante de l'explication de la relation asymétrique avancée auparavant. Hooker montre alors, sur les données américaines, que la relation entre les prix du pétrole et l'économie s'est affaiblie progressivement à partir de la fin des années 1980 pour disparaître complètement à partir de 1990.

1.2.3- L'hypothèse de l'effet du cycle économique

Jennie E. Raymond et Robert W. Rich Raymond avancent l'hypothèse du cycle économique pour expliquer l'affaiblissement de la relation entre les variations du prix du pétrole et le taux de croissance du PIB. Ces auteurs proposent d'étudier l'influence des variations du prix du pétrole en fonction du cycle économique. Pour cela, ils utilisent des modèles à changements de régimes qui permettent de tester l'existence d'un effet différencié du prix du pétrole en haut et en bas du cycle économique.

Dans leur étude intitulé « Oil and the Macroeconomy : A Markov State-Switching Approach », publié en 1997, Jennie E. Raymond et Robert W. Rich analysent la relation entre les chocs des prix du pétrole et les fluctuations du cycle économique aux États-Unis après la guerre. Ils développent un modèle à changement de régime Markovien de la production. Ce modèle inclut une variable qui mesure des augmentations nettes des prix réels du pétrole et examinent les capacités de cette variable à générer des changements dans la moyenne de la croissance du PIB et à prédire les transitions entre les phases de croissance dichotomiques. Les résultats indiquent que les mouvements des prix du pétrole n'ont généralement pas été un déterminant principal dans l'occurrence historique de ces phases ; bien que le comportement des prix du pétrole ait été un facteur contributif à la moyenne des phases de faible croissance de la production.

D'après ce que nous savons, il existe peu d'études qui ont examiné cette approche, et aucune d'entre elles n'a fourni d'interprétation de ces résultats. Du point de vue théorique, peu d'articles ont justifié cet effet différencié. La littérature théorique reste assez pauvre sur la question des effets différenciés selon la position dans le cycle.

1.3- Des études empiriques sur des données de la France

Les théories exposées dans les parties précédentes ont été testées en grande majorité sur les données américaines. Toutefois quelques études ont été réalisées à partir de données françaises. Dans cette section nous allons présenter quatre d'entre elles.

En 2004, à travers leur travail intitulé « Oil Price Shocks and Real GDP Growth: Empirical Evidence for some OECD Countries », Jiménez-Rodriguez R. et Sanchez M. estiment un modèle VAR pour étudier les effets des chocs du prix du pétrole sur l'économie réelle dans les principaux pays industrialisés de l'Organisation de Coopération et de Développement Economiques (OCDE) sur la période 1972-2001. Le prix de l'énergie retenue est le celui du Brent réel en dollars. Les autres variables sont la croissance réelle, l'inflation, les taux d'intérêt à court et long termes, le salaire réel et le taux de change. Les auteurs mettent en évidence un impact non linéaire du prix du pétrole sur la croissance réelle. Ils notent une perte de significativité de la relation entre la croissance et le prix du pétrole à partir du milieu des années quatre-vingt, qu'ils expliquent par une relation asymétrique entre les autres variables et le prix du pétrole. Dans cet article, les principaux résultats trouvés pour l'économie française sur la période 1972-2001 donnent

un impact négatif maximal après trois trimestres, le ralentissement consécutif de la croissance à un choc de 100% du prix du pétrole est compris entre 1 et 4% selon la spécification retenue.

Dans leur étude intitulée « Impact d'une hausse durable du prix du pétrole en France et en zone euro » qui a été publiée en 2005, L'Angevin C., Ouvrard J., Serravalle S. et Sillard P. utilisent les modèles macroéconométriques MESANGE (Modèle Économétrique de Simulation et d'ANalyse Générale de l'Économie) et MZE (Modèle Zone Euro) pour évaluer l'impact d'une hausse durable du prix du pétrole en France et en zone euro. Les auteurs simulent une hausse de 100% du prix du Brent en dollars s'étalant linéairement sur six trimestres. Les évaluations obtenues pour la France, indiquent que le PIB en volume baisse de 0,4 point au bout d'un an et de 1,4 point au bout de 2 ans.

En 2005, Lardic S. et Mignon V., ont réalisé un travail intitulé « Oil Prices and Economic Activity : An Asymmetric Cointegration Approach ». Dans ce travail, ils analysent l'effet asymétrique des variations du prix du pétrole sur le PIB réel pour les États-Unis, certains pays du G7, l'Europe et la zone euro, à long terme entre le premier trimestre de 1970 et le troisième trimestre de 2004. L'approche est fondée sur la cointégration asymétrique : les auteurs cherchent une relation de cointégration entre le PIB et la somme des variations positives du prix du pétrole. Lardic et Mignon concluent à une réaction asymétrique de la croissance du PIB aux variations du prix du pétrole dans toutes les zones citées.

En 2007, Muriel Barlet et Laure Crusson ont réalisé un travail titré « Quel impact des variations du prix du pétrole sur la croissance française ? ». L'objectif de cette étude est de mettre en évidence et d'expliquer l'affaiblissement de la relation entre la croissance et les variations du prix du pétrole pour l'économie française. Les auteurs ont démontré la présence d'une rupture dans la relation entre le taux de croissance du PIB et les variations du prix du pétrole au début des années quatre-vingt. Ils avancent que la plupart des études antérieures considèrent la période 1970-2000 dans son ensemble et mettent en évidence un effet négatif entre -0,4 et -3% des variations du prix du pétrole sur le PIB ; alors que si on se restreint à la période 1980-2006 l'effet n'est plus significatif. Ils affirment que, dans le cadre de modèles VAR, seule la baisse de la demande étrangère suite à une hausse des cours du pétrole semble avoir un effet significativement négatif sur la croissance du PIB ; et cet effet est assez faible, de l'ordre de -0,2%.

En somme, à travers ce chapitre, nous avons examiné divers travaux théoriques et empiriques concernant l'impact des variations des prix de l'énergie, et plus particulièrement du pétrole, sur la croissance économique. Tout d'abord, nous avons vu que les chocs des prix de l'énergie peuvent être analysés à la fois comme des chocs d'offre et des chocs de demande. L'approche par l'offre explique la transmission des chocs de prix de l'énergie par l'augmentation des coûts de production. Alors que l'approche par la demande l'explique par des répercussions sur les dépenses de consommation accentuées par des facteurs comme l'incertitude et l'épargne de précaution. Ensuite, la littérature met en évidence l'affaiblissement de la relation entre la croissance du PIB et les variations du prix du pétrole, expliquant cette évolution par trois hypothèses : l'hypothèse de l'effet asymétrique, l'hypothèse de la rupture de relation, et l'hypothèse de l'effet du cycle économique. Enfin, Les travaux empiriques réalisés avec les données de l'économie française consultés dans le cadre de ce travail ont pu vérifier deux de ces trois hypothèses. D'une part,

certaines études confirment l'hypothèse d'une asymétrie dans la relation entre le prix du pétrole et la croissance économique. D'autre part, certains chercheurs mettent en évidence une rupture dans cette relation, indiquant un affaiblissement de l'impact du prix du pétrole sur la croissance à partir des années 1980.

Toutefois, la littérature présente certaines limites importantes. La plupart des études se concentrent principalement sur les variations du prix du pétrole, en négligeant d'autres sources d'énergie comme le gaz naturel, dont l'importance a crû dans le mix énergétique français depuis les années 1980. De plus, la plupart des recherches s'arrêtent aux données des années 2006, sans tenir compte des évolutions récentes, notamment les impacts de la pandémie de COVID-19 et de la guerre entre la Russie et l'Ukraine, qui pourrait introduire de nouvelles perspectives dans le rapport entre la variation des prix de l'énergie et la croissance économique.

En ce sens, ce travail propose d'analyser les impacts des variations des prix du pétrole et du gaz naturel sur la croissance économique en France en utilisant de données récentes, couvrant la période de janvier 2011 à décembre 2023. En tenant compte de l'évolution du mix énergétique français et des récents événements mondiaux, cette étude vise à fournir une compréhension actualisée de la manière dont les fluctuations des prix de l'énergie influencent l'économie française. Les résultats obtenus pourront ainsi offrir de nouvelles perspectives pour les politiques énergétiques et économiques, particulièrement dans un contexte marqué par des incertitudes accrues et des tensions géopolitiques.

Chapitre 2 : Cadre opérationnel

Dans ce chapitre, nous allons définir les cadres théorique et méthodologique qui guident notre analyse économétrique des impacts de la variation des prix de l'énergie sur la croissance économique de la France. Pour commencer, à travers le cadre théorique, nous mettrons en avant les théories spécifiques que nous avons sélectionnées parmi celles présentées dans le chapitre précédent. Ensuite, nous détaillerons, dans le cadre méthodologique, les sources de données, les outils statistiques et économétriques que nous utiliserons pour atteindre les objectifs du travail.

2.1- Cadre théorique

Le cadre théorique de cette étude s'appuie sur les théories expliquant les mécanismes de transmission des chocs de prix de l'énergie à l'économie. Les théories sur les mécanismes de transmission des chocs des prix de l'énergie à l'économie affirment que les variations du prix de l'énergie peuvent influencer l'activité économique. Deux approches principales sont mises en avant dans ces théories pour expliquer cela : les chocs d'offre et les chocs de demande. D'une part, les chocs des prix de l'énergie sont considérés comme des chocs d'offre. Une variation du prix de l'énergie influence les coûts des consommations intermédiaires entraînant ainsi des répercussions sur la production. D'autre part, les chocs du prix de l'énergie peuvent être envisagés comme des chocs de demande. Une variation du prix de l'énergie affecte les dépenses de consommation et par la suite impacte la production.

En somme, notre travail va consister à utiliser des données françaises de janvier 2011 à décembre 2023 pour explorer ces affirmations. Pour le faire, nous allons essayer de répondre à ces trois questions :

- Quelle est l'ampleur de l'impact des hausses des prix de l'énergie sur le taux de croissance économique en France entre janvier 2011 et février 2023 ?
- Dans quelle mesure les chocs sur les prix de l'énergie contribuent-ils à la variance de l'erreur de prévision du taux de croissance économique en France ?
- Comment les chocs de prix de l'énergie influencent-ils le niveau global de la croissance économique en France sur la période étudiée ?

2.2- Cadre méthodologique

Pour atteindre les objectifs de notre travail, nous adopterons une approche méthodologique rigoureuse en quatre étapes. D'abord, nous entreprendrons la collecte de données sur les prix de l'énergie et la croissance économique. De là étant, nous procéderons à une exploration de ces données, notamment en étudiant la stationnarité des séries et la corrélation entre les séries. Ensuite, nous allons estimer un modèle Vectoriel Autorégressif (VAR) pour les données collectées et tester ce modèle. Finalement, nous procéderons à une analyse détaillée des impacts en utilisant les résultats de notre modélisation économétrique. Le logiciel R

version 4.2.2 sera utilisé pour réaliser l'exploration des données, la modélisation économétrique et l'analyse d'impacts.

2.2.1- Collecte de données

Pour réaliser ce travail nous avons, dans un premier temps, collecté les données pour trois séries chronologiques : le prix du pétrole, le prix du gaz et l'indice de la production industrielle. Pour obtenir un plus grand nombre d'observations et améliorer la qualité des estimations, nous avons collecté ces données à une fréquence mensuelle pour la période de janvier 2011 à décembre 2023. Elles proviennent de deux sources : le site du Ministère de la Transition Écologique et de la Cohésion des Territoires et celui de la Réserve Fédéral de la banque de Saint Louis (FRED). Puisque nous souhaitons étudier des variations dans notre travail nous avons créé, dans un second temps, les séries taux d'inflation du pétrole, taux d'inflation du gaz naturel et taux de croissance de l'indice de la production industrielle. La formule ci-dessous a été utilisé pour créer les nouvelles séries :

$$Taux = \left(\frac{\text{valeur à la période}_t - \text{valeur à la période}_{t-1}}{\text{valeur à la période}_{t-1}} \right) \times 100$$

Informations sur les sources des données

- Le service statistique du Ministère de la Transition Ecologique et de la Cohésion des Territoires met à la disposition du public (à travers le site du ministère) des données en lien avec l'énergie. La méthodologie utilisée pour traiter ces données est expliquée de manière détaillée. Sur ce site, nous avons récupéré les données pour la série prix du pétrole et la série prix du gaz. Ces données ont été corrigées de la saisonnalité.
- FRED est une base de données en ligne comprenant des centaines de milliers de séries chronologiques de données économiques provenant d'un grand nombre de sources nationales, internationales, publiques et privées. La FRED a été créée et est gérée par le département de recherche de la Banque fédérale de réserve de Saint-Louis. Sur le site de FRED, les données sont bien documentées et mises à jour de manière régulière. Sur ce site, nous avons récupéré les données pour la série indice de la production industrielle. Ces données ont été corrigées de la saisonnalité.

Détails sur le choix des séries chronologiques

- La série taux d'inflation du pétrole : Cette série représente le taux d'inflation du pétrole importé par la France en euro par tonne sur la période allant de février 2011 à décembre 2023. Il s'agit de données mensuelles. Et la série ne contient pas de valeurs manquantes.
Le taux d'inflation du pétrole est un indicateur clé de la variation du coût de l'énergie et il est largement utilisé pour évaluer l'impact des fluctuations des prix de l'énergie sur l'économie.

- La série taux d'inflation du gaz : Cette série représente le taux d'inflation spot du gaz en France en euro par mégawattheure sur la période allant de février 2011 à décembre 2023. Il s'agit de données mensuelles. Et la série ne contient pas de valeurs manquantes.
Le gaz naturel est une source d'énergie importante en France, notamment dans les secteurs de l'industrie, de la production d'électricité et du chauffage résidentiel et commercial. La variation de son prix peut également influencer la croissance économique.
- La série taux de croissance de l'indice de la production industrielle : Cette série représente le taux de croissance de l'indice de la production industrielle de la France en euro sur la période allant de février 2011 à décembre 2023. Il s'agit de données mensuelles. Et la série ne contient pas de valeurs manquantes.
Le Produit Intérieur Brut (PIB) est un indicateur essentiel de l'activité économique d'un pays et il est largement utilisé pour évaluer la croissance économique. Toutefois le PIB mensuel n'existe pas. Etant donné que la série Indice de Production Industrielle et la série Produit Intérieur Brut sont très corrélées positivement, nous avons utilisé la série Indice de production Industrielle comme mesure de la croissance économique.

2.2.2- Exploration des données

Une fois les données collectées, nous allons procéder à leur exploration. Nous commencerons par évaluer la stationnarité de chacune des séries chronologiques, un aspect crucial pour la modélisation économétrique. Ensuite, nous examinerons la corrélation entre ces séries pour identifier les interactions potentielles.

2.2.2.1- Etude de la stationnarité des séries

Pour étudier la stationnarité des séries, nous allons d'abord les représenter graphiquement et ensuite nous ferons le test de Dickey Fuller afin de confirmer ou d'infirmer les constats graphiques. Sous l'hypothèse nulle, la série présente une racine unitaire tandis qu'elle est stationnaire sous l'hypothèse alternative. Dans notre cas, nous allons utiliser la probabilité critique associée à la statistique du test, renvoyée par le logiciel R, pour prendre la décision. Si la probabilité critique est supérieure à 0.05, on ne peut rejeter H_0 , la série n'est pas stationnaire.

En cas de non-stationnarité d'une série, nous ferons les transformations nécessaires pour avoir une série stationnaire.

2.2.2.1- Etude de la corrélation entre les séries

Pour étudier la corrélation entre les séries, nous allons calculer le coefficient de corrélation de Pearson entre les séries deux à deux. Ce coefficient quantifie la force et la direction de la relation linéaire entre les variables et nous fournira une mesure quantitative de la corrélation entre les séries. Le coefficient de corrélation de Pearson varie de -1 à 1. Un coefficient proche de 1 indique une forte corrélation positive, proche de -1 indique une forte corrélation négative et proche de 0 indique l'absence de corrélation linéaire. Le logiciel R sera utilisé pour faire ces calculs.

2.2.3- Modélisation économétrique

Dans le cadre de notre travail nous allons utiliser un VAR trivarié composé des séries taux d'inflation du pétrole, taux d'inflation du gaz naturel et taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Dans un premier instant, nous allons estimer et tester un VAR standard. Ensuite nous utiliserons les résultats du VAR estimé pour effectuer les analyses d'impact.

Le modèle VAR émane de la nécessité de mieux comprendre les interactions complexes entre plusieurs variables dans le domaine de l'économie. Les modèles à équations simultanées des années soixante-dix ont donné des résultats très médiocres, notamment en termes de prévisions et ont suscité un grand nombre de critiques au sujet de la simultanéité des relations et de l'exogénéité des variables. En 1980, Sims apporte une réponse statistique à ces critiques à travers le modèle VAR. Sims propose alors une modélisation statistique dynamique et non contrainte.

Le modèle VAR repose sur l'hypothèse que chaque variable dépend non seulement de ses propres valeurs passées, mais aussi des valeurs passées de toutes les autres variables incluses dans le modèle. Un VAR d'ordre p est donc un système d'équations où chaque variable (endogène) est régressée sur une constante, sur p de ses retards et p retards des autres variables.

Dans la littérature économique, le modèle VAR initial développé par Sims est souvent appelé le VAR standard. Bien que largement utilisé, ce dernier n'est pas à l'abri des critiques. On lui reproche principalement d'être déconnecté de la réalité économique, ce qui peut mener à des décisions politiques biaisées. En effet, le modèle VAR standard repose sur des hypothèses d'identification des équations à estimer qui manquent de fondement économique théorique. Cette lacune a donné lieu au développement du modèle VAR structurel (SVAR). Dans ce modèle, les chocs ou innovations ne sont plus aléatoires ou non identifiés ; leur origine est connue ou identifiable.

Le VAR standard est largement utilisé pour analyser les relations dynamiques entre les variables économiques sans imposer de restrictions spécifiques sur la nature des interactions entre ces variables. En revanche, en imposant des contraintes basées sur des connaissances économiques ou des hypothèses théoriques, le VAR structurel permet d'inférer des relations de causalité plus robustes. Son utilisation est particulièrement pertinente pour étudier l'impact des chocs exogènes sur l'économie et pour tester des hypothèses théoriques spécifiques.

2.2.3.1- Spécification du modèle VAR

Soit $Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt})'$ un vecteur de variables. Y_t suit un processus VAR(p) s'il s'écrit comme :

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + U_t \quad (1)$$

où U_t est un processus bruit blanc défini par :

$$E(U_t) = 0_{n \times 1},$$

$$E(U_t U_{t-s}') = \Omega_u \quad \text{si } s = t \text{ et } 0 \text{ sinon}$$

Dans ce qui suit Φ_0 sera toujours un vecteur de constantes.

Il est possible de considérer d'autres variables déterministes dans le VAR, mais dans le cadre de ce mémoire nous n'allons pas le faire.

Tout VAR(p), avec $p > 1$, peut se transformer en un VAR (1), à l'aide d'une redéfinition des variables et des matrices. Ainsi on peut réécrire la relation (1) de cette façon :

$$\begin{bmatrix} Y_t \\ Y_{t-1} \\ Y_{t-2} \\ \vdots \\ Y_{t-p+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 & \dots & \Phi_p \\ I & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{t-1} \\ Y_{t-2} \\ Y_{t-3} \\ \vdots \\ Y_{t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} U_t \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

où I est la matrice identité de dimension $n \times n$.

En considérant ξ_t comme étant le vecteur $\begin{bmatrix} Y_t \\ Y_{t-1} \\ Y_{t-2} \\ \vdots \\ Y_{t-p+1} \end{bmatrix}$ on a :

$$\xi_t = \tilde{\Phi}_0 + F\xi_{t-1} + \tilde{U}_t \quad (2)$$

L'écriture (2) est connue sous le nom de forme companion du VAR, car la matrice F est une matrice companion.

2.2.3.2- Stabilité et stationnarité du VAR

Le processus défini par (2) est stable si toutes les valeurs propres de la matrice F sont de module inférieur à 1. Puisque la stabilité implique la stationnarité, le processus (2) est donc stationnaire pour les mêmes raisons.

Dans ce cas, on peut trouver la moyenne du processus car

$$E(\xi_t) = \tilde{\Phi}_0 + E(F\xi_{t-1})$$

$$E(\xi_t) = \tilde{\Phi}_0 + FE(\xi_{t-1})$$

La stationnarité implique que $E(\xi_t) = E(\xi_{t-1})$. En notant $\mu = E(\xi_t)$, il vient : $\mu = \tilde{\Phi}_0 + F\mu$,

soit $\mu = (I_{np} - F)^{-1} \tilde{\Phi}_0$.

Le processus (2) peut donc s'écrire en déviation de sa moyenne, soit : $\xi_t - \mu = F(\xi_{t-1} - \mu) + \tilde{U}_t$ ou encore :

$$\xi_t - \mu = F\xi_{t-1} + \tilde{U}_t \quad (3)$$

2.2.3.3- Représentation VMA du VAR

De nombreux résultats peuvent être obtenus à l'aide de la représentation VMA du VAR. Parmi ces résultats, on trouve : les fonctions de réponse aux chocs, la décomposition de la variance des erreurs de prévision, la prévision et la décomposition historique des chocs.

Dans ce qui suit, on considère la représentation VMA(∞) du processus :

$$\tilde{\xi}_t = \sum_{i=0}^{\infty} F^i \tilde{U}_{t-i} \quad (4)$$

Trouvons la matrice de transformation permettant de passer de $\tilde{\xi}_t$ à Y_t .

$$\text{On sait que : } \tilde{\xi}_t = \xi_t - \mu = \begin{bmatrix} Y_t \\ Y_{t-1} \\ Y_{t-2} \\ \vdots \\ Y_{t-p+1} \end{bmatrix} - (I_{np} - F)^{-1} \begin{bmatrix} \Phi_0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

De même, la moyenne de Y_t est donnée par : $C = (I_n - \Phi_1 - \Phi_2 - \dots - \Phi_p)^{-1} \Phi_0$

Les n premiers éléments de $\tilde{\xi}_t$ forment le vecteur Y_t tandis que les n premiers éléments de

$$(I_{np} - F)^{-1} \begin{bmatrix} \Phi_0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \text{ forment le vecteur } C.$$

Il suffit donc de trouver une matrice J telle que : $J\tilde{\xi}_t = Y_t - C$. La matrice J est une matrice de dimension $n \times np$ s'écrivant ainsi : $J = [I_n : 0 : 0 \dots 0]$. Elle permet de retrouver l'écriture du VAR(p) à partir de la forme companion. Cette matrice a la propriété suivante : $J'J = I_n$.

La forme VMA(∞) du VAR(p) initial s'écrit :

$$\begin{aligned} Y_t - C &= J\tilde{\xi}_t \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} JF^j \tilde{U}_{t-j} \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} JF^j J'J \tilde{U}_{t-j} \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} (JF^j J')J \tilde{U}_{t-j} \end{aligned}$$

Comme $J\tilde{U}_t = U_t$, alors $J\tilde{U}_{t-1} = U_{t-1}$ on a :

$$\begin{aligned} Y_t - C &= \sum_{j=0}^{\infty} J F^j J' U_{t-j} \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j U_{t-j} , \end{aligned}$$

où $\psi_j = J F^j J'$, avec $\psi_0 = I$

Donc la forme VMA(∞) du VAR(p) est :

$$Y_t - C = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j U_{t-j} \quad (5)$$

2.2.3.4- Estimation du VAR(p) par le maximum de vraisemblance conditionnelle

Considérons à nouveau le VAR(p) : $Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + U_t$

Les quantités à estimer sont : $(\Phi_0, \Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p, \Omega_u)$. Pour les estimer ces quantités par maximum de vraisemblance conditionnelle, nous devons faire une hypothèse sur la distribution de U_t . Dans ce cas, la densité de U_t est donnée par :

$$f(U_t) = (2\pi)^{-n/2} |\Omega_u^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} U_t' \Omega_u^{-1} U_t\right)$$

Le VAR(p) admet une écriture beaucoup plus compacte. En effet, en définissant

$$X_t = \begin{bmatrix} Y_{t-1} \\ Y_{t-2} \\ Y_{t-3} \\ \vdots \\ Y_{t-p} \\ 1 \end{bmatrix} \text{ et } \Phi' = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p, C], \text{ on a :}$$

$$Y_t = \Phi' X_t + U_t \quad (6) ,$$

où Φ' est une matrice de dimensions $n \times (np + 1)$, X_t est un vecteur de dimensions $(np + 1) \times 1$ et $\Phi' X_t$ est un vecteur de dimensions $n \times 1$.

La prochaine étape est d'obtenir la densité de Y_t sachant X_t . En utilisant les propriétés de la loi normale, on a immédiatement : $Y_t/X_t \sim \mathcal{N}(\Phi' X_t, \Omega_u)$, et donc

$$f(Y_t/X_t, \Phi) = (2\pi)^{-n/2} |\Omega_u^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} (Y_t - \Phi' X_t)' \Omega_u^{-1} (Y_t - \Phi' X_t)\right].$$

Dans cette densité, l'espérance conditionnelle $\Phi' X_t$ dépend de $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$. En considérant un échantillon de taille T , on voit que pour $t = 1$, les quantités $Y_0, Y_{-1}, \dots, Y_{1-p}$ ne sont pas observées. Une solution souvent considérée (nous allons la considérer) est de retenir les p premières valeurs de notre échantillon comme des constantes servant à initialiser ces quantités non observées. Cela revient à écrire

la densité conditionnelle sachant $Y_0, Y_{-1}, \dots, Y_{1-p}$ fixées. Ainsi, pour un échantillon de taille T , cela revient écrire la densité comme :

$$f(Y_{p+1}, Y_{p+2}, \dots, Y_T / Y_1, Y_2, \dots, Y_p \Phi, \Omega_u)$$

Pour ne pas alourdir les écritures, on considèrera par la suite un échantillon de taille $T + p$ formé par les valeurs initiales $Y_0, Y_{-1}, \dots, Y_{1-p}$ et les observations Y_t , pour $t = 1, \dots, T$ pour lesquelles on écrira la vraisemblance. On montre dans ce cas que :

$$f(Y_1, Y_2, \dots, Y_T / Y_0, Y_{-1}, \dots, Y_{1-p}, \Phi, \Omega_u) = \prod_{t=1}^T f(Y_t / Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p} \Phi, \Omega_u)$$

$$f(Y_1, Y_2, \dots, Y_T / Y_0, Y_{-1}, \dots, Y_{1-p}, \Phi, \Omega_u) = \prod_{t=1}^T (2\pi)^{-n/2} |\Omega_u^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp[-\frac{1}{2} (Y_t - \Phi' X_t)' \Omega_u^{-1} (Y_t - \Phi' X_t)]$$

La log-vraisemblance $l(\Phi, \Omega_u / Y_0, Y_{-1}, \dots, Y_{1-p}, Y_1, \dots, Y_T)$ s'écrit :

$$-\frac{nT}{2} \log(2\pi) + \frac{T}{2} \log |\Omega_u^{-1}| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (Y_t - \Phi' X_t)' \Omega_u^{-1} (Y_t - \Phi' X_t) \quad (7)$$

Pour trouver les estimateurs de Φ et Ω_u , on maximise l'expression (7), obtenus en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial l(\Phi, \Omega_u)}{\partial \Phi} = 0 \\ \frac{\partial l(\Phi, \Omega_u)}{\partial \Omega_u} = 0 \end{cases}$$

Pour trouver l'estimateur de Φ on pourrait calculer $\frac{\partial l(\Phi, \Omega_u)}{\partial \Phi}$ en utilisant des outils de dérivation matricielle. Certains auteurs, comme Hamilton (1994), utilisent un résultat qui se fonde sur l'estimation du VAR, équation par équation. On sait, en effet, que le VAR est constitué de n équations linéaires dans lesquelles il y a à chaque fois $np + 1$ paramètres à estimer.

Pour $i = 1, \dots, n$, Y_{it} est régressé sur une constante, sur p de ses valeurs retardées et sur $p - 1$ des retards des autres variables. En raison de l'hypothèse faite sur U_t , il est possible d'estimer les paramètres de chacune de ces équations par les moindres carrés ordinaires.

Hamilton montre que :

$$\hat{\phi} = [\sum_{t=1}^T X_t X_t']^{-1} [\sum_{t=1}^T X_t Y_t']^{-1}.$$

$\hat{\phi}$ a bien la forme de l'estimateur MCO en redéfinissant des matrices appropriées. Le package *vars* du logiciel R estime le VAR(p) équation par équation.

Pour estimer Ω_u , on peut remplacer Φ par $\hat{\Phi}$ dans l'expression de la log-vraisemblance et ensuite maximiser la log-vraisemblance par rapport à Ω_u^{-1} .

$$\begin{aligned} l(\hat{\Phi}, \Omega_u) &= -\frac{nT}{2} \log(2\pi) + \frac{T}{2} \log|\Omega_u^{-1}| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (Y_t - \hat{\Phi}' X_t)^{-1} \Omega_u^{-1} (Y_t - \hat{\Phi}' X_t) \\ &= -\frac{nT}{2} \log(2\pi) + \frac{T}{2} \log|\Omega_u^{-1}| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \widehat{U}_t' \Omega_u^{-1} \widehat{U}_t \end{aligned}$$

où $\widehat{U}_t = Y_t - \hat{\Phi}' X_t$ est le vecteur des résidus

Ensuite, on dérive cette vraisemblance par rapport à Ω_u^{-1} : $\frac{\partial l(\hat{\Phi}, \Omega_u)}{\partial \Omega_u^{-1}} = 0$

En utilisant un certain nombre résultats sur la dérivation matricielle, Hamilton (1994) montre que

$$\widehat{\Omega}_u = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \widehat{U}_t \widehat{U}_t'$$

Avant l'estimation, il faut bien sûr choisir la valeur p , le nombre de retard. Nous allons choisir le nombre de retard qui minimise le critère d'information d'Akaike (AIC). La routine *VARselect* du logiciel R permet de le faire.

2.2.3.5- Tests du modèle VAR

Une fois le modèle estimé, il est d'usage de faire passer aux résidus un certain nombre de tests afin de détecter de potentiels problèmes ayant rapport aux hypothèses formulées. Les tests les plus utilisés sont les tests de stabilité des résidus dans le temps, la normalité des résidus, la non autocorrélation des résidus et l'homoscédasticité des résidus. Dans le cadre de ce mémoire, nous allons effectuer ces tests à partir du logiciel R.

2.2.4- Analyse d'impacts

Les relations entre les variables d'un modèle VAR sont difficiles à percevoir directement à partir des matrices de paramètres estimés. Nous allons donc utiliser trois outils pour faire les interprétations. Tout d'abord, nous nous pencherons sur les fonctions de réponse au choc qui permettent de quantifier l'impact des hausses des prix de l'énergie sur le taux de croissance économique de la France. Ensuite, nous allons réaliser la décomposition de la variance des erreurs de prévision pour analyser la contribution des chocs sur les prix de l'énergie à la variance de l'erreur de prévision du taux de croissance économique. Pour finir, nous allons effectuer la décomposition historique des chocs pour évaluer l'impact des chocs de prix de l'énergie sur le niveau global de la croissance économique

2.2.4.1- Les fonctions de réponse aux chocs

Souvent, on s'intéresse à l'impact d'un choc sur les valeurs des variables du VAR aux instants $t, t + 1, \dots$. Les réponses présentes et futures des variables à des chocs, appelées fonctions de réponse impulsionnelle, peuvent être obtenues à l'aide de la représentation VMA donnée par la relation (5).

Dans cette relation, on a : $Y_t = C + U_t + \psi_1 U_{t-1} + \psi_2 U_{t-2} + \dots$

La matrice ψ_s s'interprète ainsi : $\frac{\partial Y_{t+s}}{\partial U'_t} = \psi_s$, pour $s=0, \psi_0 = I$

L'élément (i, j) de la matrice ψ_s donne l'impact de l'augmentation d'une unité d'un choc sur la variable j à la date t sur la variable i à la date $t + s$, avec $s = 0, 1, 2, \dots$, toutes les autres innovations étant constantes.

Pour que les fonctions de réponse soient interprétables économiquement, il faut que la matrice de variance des erreurs soit diagonale. Si la matrice de variance des erreurs n'est pas diagonale (autrement dit si les erreurs sont corrélées), le niveau de la variable à la date $t + s$ dépend d'un mélange des chocs ; la variation de la variable va donc être le résultat n'ont pas d'un choc, mais de plusieurs chocs. Dans un tel cas, il faut rendre Ω_u diagonale pour que les fonctions de réponse soient interprétables. Cela revient à définir de nouveaux chocs qui soient orthogonaux aux chocs initiaux U_t .

Pour orthogonaliser les chocs U_t , Sims (1980) considère la décomposition de Cholesky de la matrice Ω_u . On peut trouver une matrice P telle que : $\Omega_u = PP'$ avec P inversible et triangulaire. Les chocs orthogonaux s'obtiennent par $V_t = P^{-1}U_t$ et vérifient :

- 1) $E(V_t) = P^{-1}E(U_t) = P^{-1} \times 0 = 0$
- 2) $V(V_t) = P^{-1}E(U_t U'_t)P^{-1'} = P^{-1}\Omega_u P^{-1'} = P^{-1'} P P' P^{-1'} = I$

I étant une matrice diagonale, on obtient ainsi des chocs orthogonaux V_t . Par la suite, pour obtenir les fonctions de réponses orthogonalisées, il suffit de considérer la relation $V_t = P^{-1}U_t$ et donc $U_t = PV_t$ puis de remplacer U_t par PV_t dans l'expression de la dérivée.

La décomposition de Cholesky appliquée à Ω_u transforme le VAR standard en un VAR dans lequel il existe des relations contemporaines entre les éléments de Y_t . Ce type de VAR est connu sous le nom de VAR structurel (SVAR). Le SVAR peut s'écrire comme suit :

$$A_0 Y_t = C + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

où ε_t est le vecteur des chocs structurels et $A_0 = \Omega_t^{-1}$, avec $U_t = \Omega_t \varepsilon_t$

À un VAR standard correspondent plusieurs VAR structurels. Cela veut dire que sans imposition de restrictions, on ne pourra jamais remonter à un VAR structurel (SVAR) unique en partant d'un VAR de forme réduite. On peut imposer des restrictions de court terme, c'est le cas par exemple de la décomposition de Cholesky, ou imposer des restrictions de long terme. Les restrictions de long terme reflètent la croyance qu'on a sur l'effet des chocs : ceux ayant un effet transitoire sur les variables et ceux

ayant un effet permanent. Une des restrictions de long terme très célèbre est celle imposée par Blanchard et Quah (1989).

On part d'un VAR(p) de forme standard. Pour simplifier, on négligera la présence de la constante car si le VAR(p) est stationnaire, on peut toujours écrire les variables en déviation à la moyenne.

$$\text{On a: } Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + U_t$$

$$\text{En utilisant l'opérateur de retard, on a : } (I - \Phi_1 L + \Phi_2 L^2 + \dots + \Phi_p L^p) Y_t = U_t ,$$

Soit $\Phi(L)Y_t = U_t$, si $\Phi(L)$ est inversible, on peut écrire : $Y_t = \Phi(L)^{-1}U_t = \psi(L)U_t$. Cette relation est connue sous le nom de décomposition de Wold. Cette décomposition permet d'écrire Y_t sous la forme d'une moyenne mobile vectorielle infinie : VMA(∞).

$$\text{Ainsi, } Y_t = \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i L^i U_t = \psi(L)U_t$$

$$\text{On voit donc que } \Phi(L)^{-1} = \psi(L) = \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i L^i$$

On sait que les matrices ψ_i , $i = 0, 1, \dots$ représentent les fonctions de réponse impulsionnelle.

Considérons la relation : $(I - \Phi_1 z - \Phi_2 z^2 - \dots - \Phi_p z^p)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i z^i$, et en remplaçant z par 1, on a : $(I - \Phi_1 - \Phi_2 - \dots - \Phi_p)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i$

L'approche de Blanchard et Quah s'y intéresse en spécifiant des contraintes sur $\sum_{i=0}^{\infty} \psi_i$.

Comme $\sum_{i=0}^{\infty} \psi_i = (I - \Phi_1 - \Phi_2 - \dots - \Phi_p)^{-1}$, cela revient à imposer les contraintes sur $(I - \Phi_1 - \Phi_2 - \dots - \Phi_p)^{-1}$.

Ces calculs sont automatisés dans le package *vars* du logiciel R.

Dans le cadre de notre travail, nous allons, dans un premier temps utiliser la décomposition de Cholesky pour analyser les réponses impulsionnelles. Toutefois, nous savons que l'une des principales faiblesses de cette méthode est qu'on peut avoir des fonctions de réponses différentes selon la position des variables dans le vecteur Y_t et qu'en général il n'existe pas un ordre optimal selon lequel on positionnerait les différentes variables. C'est la raison pour laquelle, dans un second temps, nous allons utiliser l'approche de Blanchard et Quah pour analyser les réponses impulsionnelles à nouveau et comparer ses résultats avec ceux de la décomposition de Cholesky.

2.2.4.2- La décomposition de la variance des erreurs de prévision

Une prévision à h pas en avant, peut être obtenue ainsi de manière récursive à partir de la relation (1) pour $h = 1, 2, \dots$:

$$Y_{t+h|t} = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t+h-1|t} + \Phi_2 Y_{t+h-2|t} + \dots + \Phi_p Y_{t+h-p|t} , \text{ avec } Y_{t+j|t} = Y_{t+j} \text{ pour } j \leq 0$$

L'erreur de prévision est donnée par : $Y_{t+h} - Y_{t+h|t} = U_{t+h} + \sum_{i=1}^{h-1} \varphi_i U_{t+h-i}$,

où les φ_i sont des matrices de coefficient de l'expansion de la série de puissance :

$$(I - \varphi_1 z - \varphi_2 z^2 - \dots - \varphi_p z^p)^{-1} = I + \sum_{i=1}^{\infty} \varphi_i z^i$$

Tout comme pour les fonctions de réponse aux chocs, il faut que la matrice de variance des erreurs soit diagonale pour que les résultats de la décomposition de variance des erreurs de prévision soit économiquement interprétables. Alors, dans un premier temps nous allons utiliser la décomposition de Cholesky pour travailler avec des chocs orthogonaux. On supposera qu'il existe une matrice P telle que $U_t = PV_t$, où V_t contient les chocs orthogonaux.

Dans ce cas, la variance de l'erreur de prévision peut s'écrire ainsi : $\Omega_h = \sum_{i=0}^{h-1} \theta_i \theta_i'$,

où $\theta_0 = P$ et $\theta_i = \varphi_i P$

En désignant le (n, m) ième élément de θ_j par θ_{nm} la variance de l'erreur de prévision du k -ième élément du vecteur d'erreur de prévision s'écrit :

$$\sigma_k^2(h) = \sum_{j=0}^{h-1} (\theta_{k1,j}^2 + \dots + \theta_{kK,j}^2) = \sum_{j=1}^{h-1} (\theta_{kj,0}^2 + \dots + \theta_{kj,h-1}^2)$$

Le terme $(\theta_{kj,0}^2 + \dots + \theta_{kj,h-1}^2)$ peut être interprété comme la contribution de la j -ième innovation à la variance de l'erreur de prévision à h pas de la variable k . Lorsqu'on divise ce terme par $\sigma_k^2(h)$ on obtient la contribution en pourcentage de l'innovation j à la variance de l'erreur de prévision à h pas de la variable k . Cette quantité est désignée par $\Omega_{kj,h}$ dans la suite. Les $\Omega_{kj,h}$ pour $j = 1, \dots, K$ décomposent la variance de l'erreur de prévision à h pas en avant de la variable k dans les contributions des innovations V_t . Ils ont été proposés par Sims (1980) et sont souvent rapportés et interprétés pour divers horizons de prévision.

Compte tenu des faiblesses de la décomposition de Cholesky évoquées précédemment, nous allons utiliser dans un deuxième instant l'approche de Blanchard et Quah pour analyser la décomposition de la variance des erreurs de prévisions et comparer ses résultats avec ceux de la décomposition de Cholesky.

2.2.4.3- La décomposition historique des chocs

La décomposition historique des chocs est un outil permettant au VAR estimé de quantifier l'effet qu'a pu avoir un choc sur le niveau de la variable à chaque date t , pour $t = 1, \dots, T$. Cet outil permet de faire de l'analyse contrefactuelle : le niveau des variables Y_t obtenu en considérant un choc particulier est le niveau qui aurait été obtenu si les autres chocs avaient été absents.

Dans ce cas aussi, il faut travailler avec les chocs orthogonaux afin d'attribuer les trajectoires aux bons chocs. On va reprendre dans un premier temps la décomposition de Cholesky. Dans ce cas, la décomposition historique est simple à calculer.

Considérons le VAR sous sa forme companion :

$$\xi_t = \tilde{\Phi}_0 + F\xi_{t-1} + \tilde{U}_t$$

On supposera qu'il existe une matrice \tilde{P} telle que $\tilde{U}_t = \tilde{P} \tilde{V}_t$, où \tilde{V}_t contient les chocs orthogonaux.

$$\text{On a donc : } \xi_t = \tilde{\Phi}_0 + F\xi_{t-1} + \tilde{P} \tilde{V}_t$$

On suppose que ξ_0 est donné.

$$\text{Pour } t = 1, \text{ on a : } \xi_1 = \tilde{\Phi}_0 + F\xi_0 + \tilde{P} \tilde{V}_1$$

$$\begin{aligned} \text{Pour } t = 2, \text{ on a : } \xi_2 &= \tilde{\Phi}_0 + F\xi_1 + \tilde{P} \tilde{V}_2 \\ &= \tilde{\Phi}_0 + F(\tilde{\Phi}_0 + F\xi_0 + \tilde{P} \tilde{V}_1) + \tilde{P} \tilde{V}_2 \\ &= (I + F)\tilde{\Phi}_0 + F^2\xi_0 + (\tilde{P} \tilde{V}_1 + \tilde{P} \tilde{V}_2) \end{aligned}$$

On peut continuer l'itération pour montrer que pour $t = T$, on a :

$$\xi_T = (\sum_{i=0}^{T-1} F^i)\tilde{\Phi}_0 + F^T \xi_0 + \sum_{i=0}^{T-1} F^i \tilde{P} \tilde{V}_{T-i}$$

On voit ainsi qu'à chaque période, on peut décomposer la variable en trois composantes : une constante, une condition initiale et une contribution des chocs. Par exemple, pour $t = T$,

- La constante est donnée par $(\sum_{i=0}^{T-1} F^i)\tilde{\Phi}_0$
- La condition initiale est donnée par $F^T \xi_0$
- La contribution des chocs est donnée par $\sum_{i=0}^{T-1} F^i \tilde{P} \tilde{V}_{T-i}$

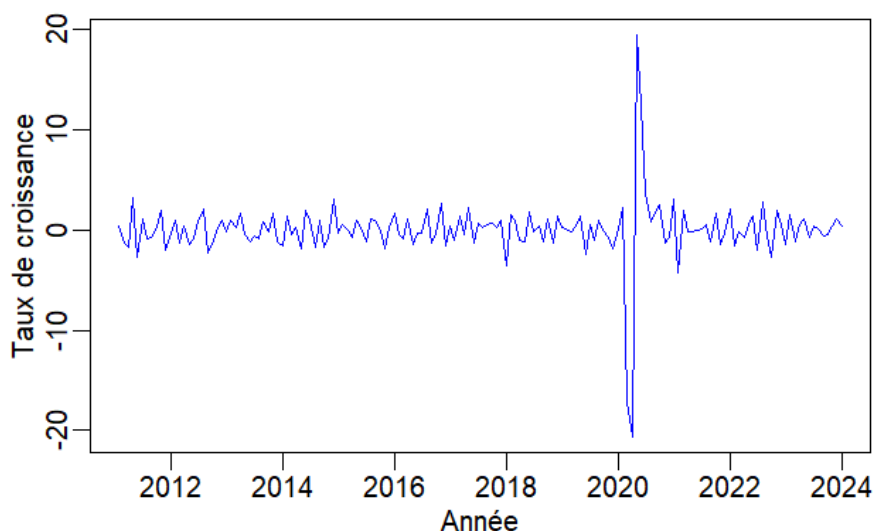
Dans ce mémoire, nous allons représenter graphiquement la contribution des chocs au niveau du taux de croissance de l'indice de la production industrielle.

Chapitre 3 : Exploration de données

À travers ce chapitre, nous allons explorer les séries considérées. Tout d'abord, nous représenterons graphiquement chacune des trois séries. Ensuite, nous étudierons leur stationnarité. Pour finir, nous présenterons la matrice de corrélations entre les séries.

3.1- Représentation graphique des séries

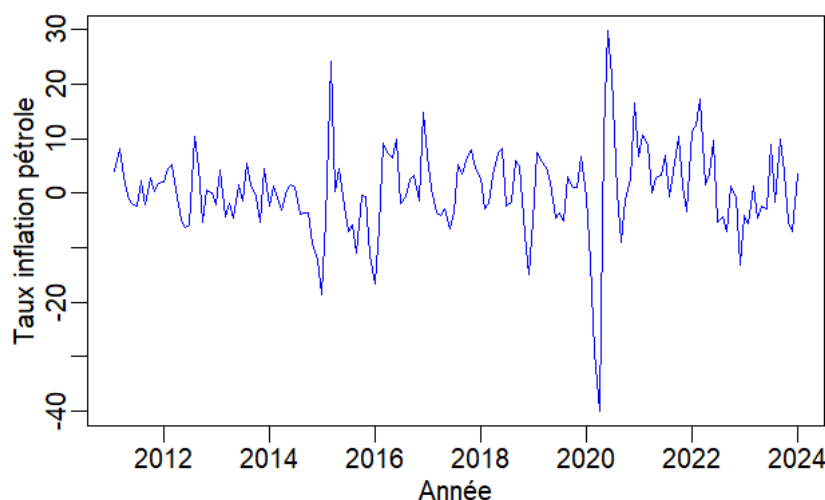
Graphique 1 : Évolution du taux de croissance de l'indice de production industrielle



Source : taux calculé à partir de l'indice de production industrielle de la France en euro provenant du site de la Réserve Fédéral de la banque de Saint Louis (FRED).

Le graphique 1 présente l'évolution du taux de croissance mensuel de l'indice de la production industrielle pour la période allant de février 2021 à décembre 2023. De février 2011 à février 2020, la série varie entre -3.6% et 3.3%. En mars 2020 et avril 2020, on a enregistré les plus faibles taux de l'indice pour toute la période sous-étude, respectivement -17% et -20%. Cela s'explique par le début de la pandémie de COVID 19. En mai 2020 et juin 2020, il y a eu une reprise considérable et on a enregistré les taux les plus élevés, respectivement 19% et 12%. Par la suite, le taux s'est stabilisé et varie entre -4.3% et 3.6% de juillet 2020 à décembre 2023.

Graphique 2 : Évolution du taux d'inflation du pétrole

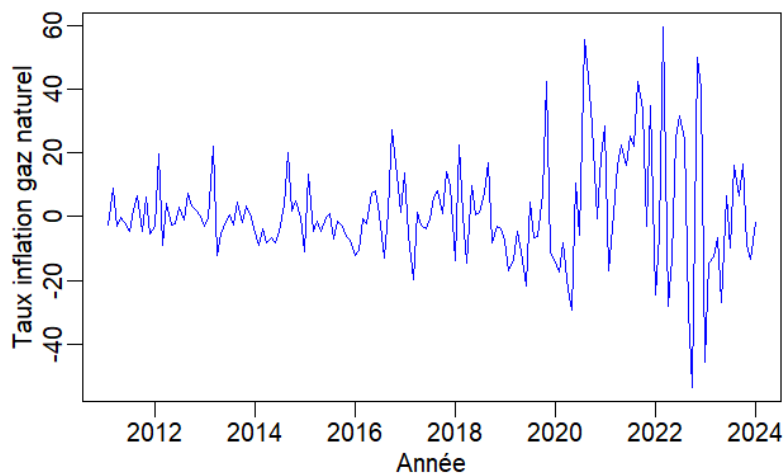


Source : taux calculé à partir du prix du pétrole en euro par tonne importé par la France provenant du site du Ministère de la Transition Ecologique et de la Cohésion des Territoires.

Le graphique 2 présente l'évolution du taux d'inflation mensuel du pétrole pour la période allant de février 2021 à décembre 2023. De février 2011 à décembre 2023, la série présente une forte variabilité. On observe des périodes de hausse significative, comme en mars 2015 (+24.13%), ainsi que des baisses importantes, notamment en janvier 2015 (-18.56%) et avril 2020 (-39.93%).

La sous-période 2011-2014 est caractérisée par des fluctuations modérées. Durant l'année 2015, il y a eu principalement des baisses continues et significatives. On constate une relative stabilité avec une tendance générale à la hausse pour la sous-période 2016-2019. L'année 2020 est marquée par une volatilité extrême qui s'étend jusqu'au début de l'année 2021. Cela pourrait s'expliquer par la pandémie de COVID-19 qui a entraîné une réduction de la demande mondiale et que par la suite il y a eu des hausses importantes lorsque les économies ont commencé à se rétablir. De 2021 à 2023, les taux ont continué à fluctuer, avec des hausses notables, par exemple en octobre 2021 (+16.5%) et en mars 2022 (+17.4 %), et des baisses significatives, comme par exemple en décembre 2022 (-13.3%).

Graphique 3 : Évolution du taux d'inflation du gaz naturel



Source : taux calculé à partir du prix spot du gaz naturel en France en euro par mégawattheure provenant du site du Ministère de la Transition Ecologique et de la Cohésion des Territoires.

Le graphique 3 présente l'évolution du taux d'inflation mensuel du gaz naturel pour la période allant de février 2021 à décembre 2023. De février 2011 à décembre 2023, la série présente des fluctuations très importantes. La sous-période 2011-2014 montre des fluctuations modérées, celle de 2015-2019 présente des variations avec des hausses et des baisses encore plus élevées et celle de 2020-2023 est marquée par une volatilité extrême.

Les taux les plus élevés de la période ont été observés en mars 2022 (+59.5%), août 2020 (+55.7%), et novembre 2022 (+49.9%), tandis que les taux les plus faibles ont été observés en octobre 2022 (-53.6%) et en janvier 2023 (-45.5%). Ces pics pourraient être expliqués par les conséquences de la pandémie de COVID-19 et de la guerre entre la Russie et l'Ukraine.

3.2- Résultats des tests de stationnarité des séries

Tableau # 1 : Résultats des tests de stationnarité des séries

Série	Statistique Dickey Fuller Augmenté	Nombre de retard	P-value
Taux de croissance de l'indice de la production industrielle	-7.2068	5	0.01
Taux d'inflation du pétrole	-5.2399	5	0.01
Taux d'inflation du gaz naturel	-4.6637	5	0.01

D'après le tableau ci-dessus, la p-value associée à la statistique de Dickey Fuller Augmenté est inférieure au seuil critique (5%) pour chacune des trois séries étudiées (taux de croissance de l'indice de la production industrielle, taux d'inflation du pétrole, et taux d'inflation du gaz naturel). Nous pouvons donc rejeter l'hypothèse nulle de la non stationnarité de ces séries. Autrement dit, les propriétés statistiques de ces séries, telles que la moyenne et la variance, sont constantes dans le temps, ce qui les rend appropriées pour la modélisation du VAR stationnaire.

3.3- Résultat de la corrélation entre les séries

Tableau # 2 : Matrice de corrélation entre les séries

Série	Taux de croissance de l'indice de la production industrielle	Taux d'inflation du pétrole	Taux d'inflation du gaz naturel
Taux de croissance de l'indice de la production industrielle	1	0.454	0.098
Taux d'inflation du pétrole	0.454	1	0.149
Taux d'inflation du gaz naturel	0.098	0.149	1

D'après le tableau ci-dessus, nous pouvons avancer les affirmations suivantes :

- Il y a une corrélation positive modérée (0.454) entre le taux de croissance de l'indice de la production industrielle et le taux d'inflation du pétrole. Cela suggère qu'une augmentation des prix du pétrole est généralement associée à une augmentation du taux de croissance l'indice de la production industrielle de la France. Bien que l'on puisse s'attendre à ce que la hausse des prix du pétrole freine la croissance économique, plusieurs facteurs spécifiques à l'économie française pourraient expliquer pourquoi cette corrélation positive est observée. Ces facteurs peuvent inclure les caractéristiques de l'industrie, les délais dans les effets économiques et les politiques économiques en place.

- Il existe une très faible corrélation positive (0.098) entre le taux de croissance de l'indice de la production industrielle et le taux d'inflation du gaz naturel. Cela indique que les variations des prix du gaz naturel ont un impact limité sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle de la France. Cette faible corrélation pourrait signifier que la variation du prix du gaz naturel n'a pas une influence aussi directe ou importante sur l'économie française par rapport au pétrole, ou que d'autres facteurs compensent les effets des variations des prix du gaz naturel.
- Il y a une faible corrélation positive (0.149) entre le taux d'inflation du pétrole et celui du gaz naturel. Bien que les deux soient des sources d'énergie importante, leurs marchés peuvent être influencés par des facteurs différents. Toutefois, il y a une certaine relation entre la variation de leur prix, possiblement en raison de la substitution entre ces deux sources d'énergie ou des chocs communs affectant les deux marchés.

En conclusion, l'analyse des corrélations montre que les variations des prix du pétrole sont modérément corrélées avec la croissance économique en France, tandis que celles du gaz naturel le sont faiblement. Pour approfondir les analyses et répondre aux questions de ce mémoire, nous allons utiliser un modèle VAR trivarié avec ces trois séries.

Chapitre 4 : Modélisation économétrique

Ce chapitre est consacré à la modélisation du VAR standard pour les séries taux d'inflation du pétrole, taux d'inflation du gaz naturel et taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Le package vars du logiciel R nous a d'abord permis de sélectionner le nombre de retard optimal ($p = 3$) d'après le critère d'information d'Akaike (AIC). Et ensuite ce package a estimé chacune des équations du modèle par Moindre Carré Ordinaire. Les résultats de ces estimations se trouvent en annexe.

Des tests ont été effectués sur les résidus de chacune de ces estimations afin de vérifier la qualité des estimations. Il s'agit de graphiques qui permettent d'étudier :

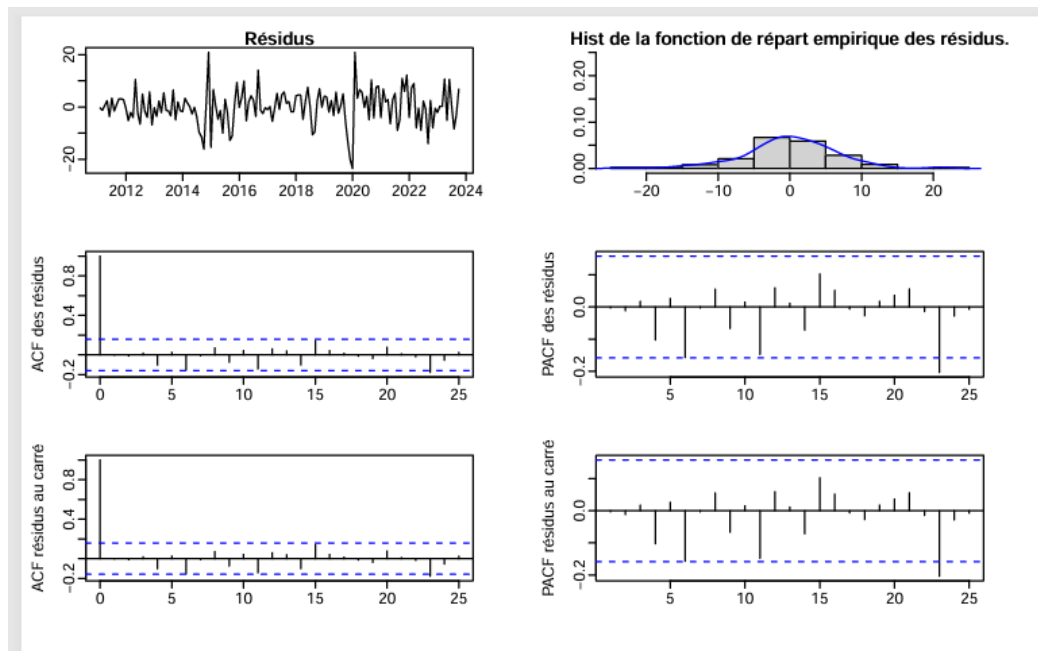
- La stabilité des résidus dans le temps
- La normalité des résidus
- La non autocorrélation des résidus
- L'homoscédasticité des résidus

4.1- Résultats des tests sur les résidus du modèle VAR

Modèle 1 : Équation série taux d'inflation du pétrole

La première équation estimée est celle du taux d'inflation du pétrole. Les graphiques ci-dessous fournissent les résultats pour les tests sur les résidus.

Graphique #4 : Résultats des tests sur les résidus de l'équation du taux d'inflation du pétrole



Le graphique 4 est partagé en 6 graphiques :

- Le graphique de la première ligne et la première colonne est celui des résidus. Celui-ci montre que les résidus pour l'équation du pétrole varient faiblement autour de 0 avec quelques pics en

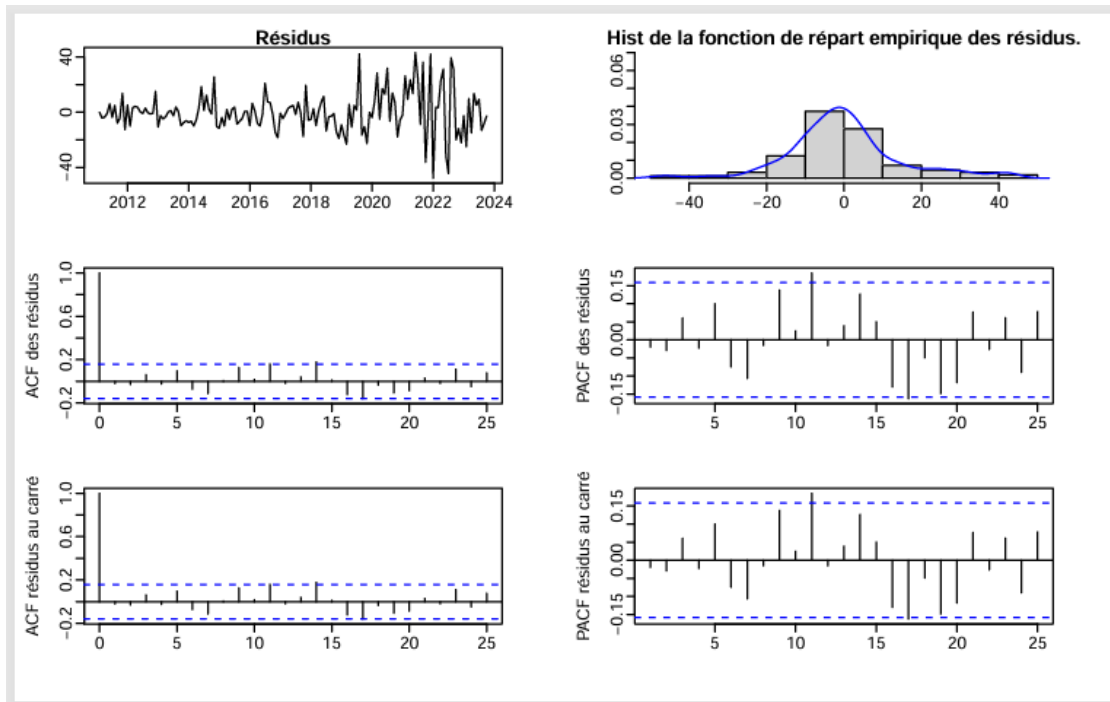
2015 et 2020. Globalement les résidus paraissent stables dans le temps. Ce qui permet d'avancer que la moyenne des résidus peut être proche de 0.

- Le graphique de la première ligne et la deuxième colonne représente l'histogramme de la fonction de répartition empirique des résidus. L'histogramme semble avoir une forme globalement symétrique autour de zéro. Les barres les plus hautes sont proches du centre et la hauteur des barres diminue en s'éloignant du centre. La courbe de la densité suit une forme approximativement en cloche, ce qui suggère une distribution normale. De plus, la distribution ne semble pas avoir des queues particulièrement épaisses ou une pointe particulièrement aiguë.
- Les deux graphiques de la deuxième ligne sont respectivement celui des fonctions d'autocorrélation des résidus et celui des fonctions d'autocorrélation partielle des résidus. Ces graphiques montrent que pour les 25 retards considérés il y a seulement 1 coefficient d'autocorrélation qui sort de l'intervalle. Ce qui permet d'avancer que globalement les résidus ne sont pas autocorrélés.
- Les deux graphiques de la troisième ligne sont respectivement celui des fonctions d'autocorrélation des résidus au carré et celui des fonctions d'autocorrélation partielle des résidus au carré. Ces graphiques montrent que pour les 25 retards considérés il y a seulement 1 coefficient d'autocorrélation qui sort de l'intervalle. Ce qui laisse à penser qu'il n'y pas d'autocorrélation dans les résidus au carré. Autrement dit que les résidus ont une variance constante. Ce qui permet d'avancer que les résidus ne sont pas hétéroscédastiques.

Modèle 2 : Équation de la série taux d'inflation du gaz naturel

La deuxième équation estimée est celle du taux d'inflation du gaz. Les graphiques ci-dessous fournissent les résultats pour les tests sur les résidus.

Graphique #5 : Résultats des tests sur les résidus de l'équation du taux d'inflation du gaz



Le graphique 5 est partagé en 6 graphiques :

- Le graphique de la première ligne et la première colonne est celui des résidus. Celui-ci montre qu'entre 2012 et 2014, les résidus fluctuent faiblement autour de 0 mais au fil du temps cette fluctuation devient de plus en plus importante. Toutefois le graphique montre une tendance globalement stable pour les résidus entre 2012 et 2024.
- Le graphique de la première ligne et la deuxième colonne représente l'histogramme de la fonction de répartition empirique des résidus. L'histogramme présente une forme globalement symétrique autour de zéro. Les barres les plus hautes se trouvent autour de zéro et diminuent progressivement à mesure que l'on s'éloigne du centre. La courbe de la densité suit une forme approximativement en cloche, cependant la queue semble légèrement plus épaisse que la queue gauche. Ce qui suggère que les résidus pourraient avoir une distribution légèrement asymétrique. On ne peut dans ce cas parler d'une distribution parfaitement normale dans ce cas pour ces résidus.
- Les deux graphiques de la deuxième ligne sont respectivement celui des fonctions d'autocorrélation des résidus et celui des fonctions d'autocorrélation partielle des résidus. Ces

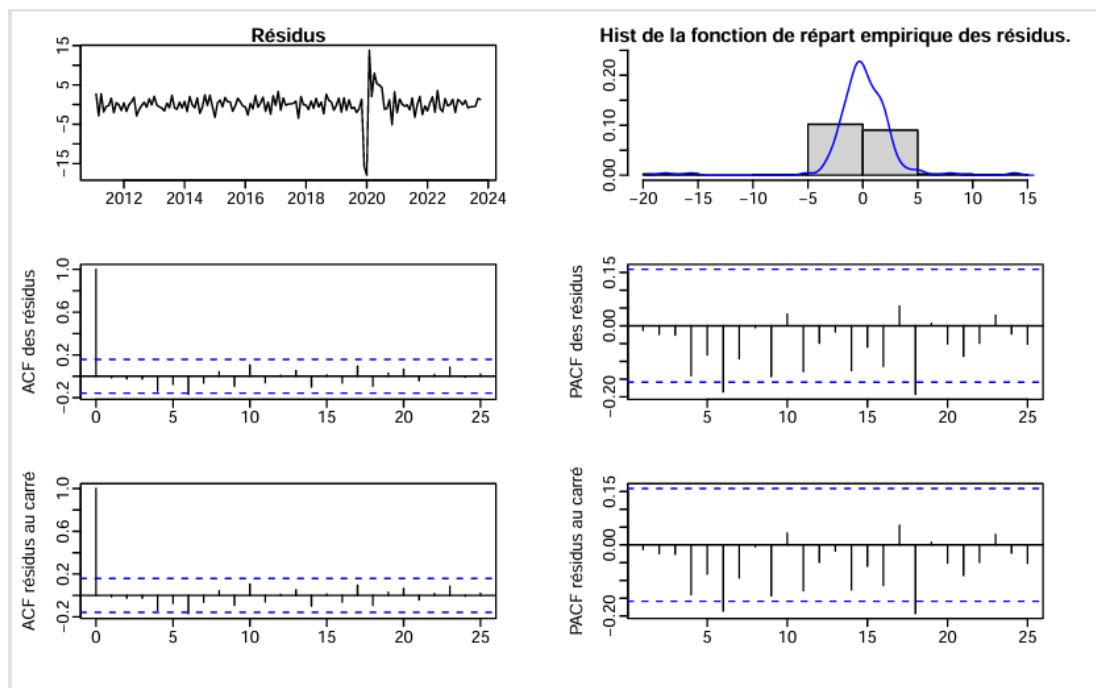
graphiques montrent que pour les 25 retards considérés il y a seulement 1 coefficient d'autocorrélation qui sort de l'intervalle. Ce qui permet d'avancer que globalement les résidus ne sont pas autocorrélés.

- Les deux graphiques de la troisième ligne sont respectivement celui des fonctions d'autocorrélation des résidus au carré et celui des fonctions d'autocorrélation partielle des résidus au carré. Ces graphiques montrent que pour les 25 retards considérés il y a seulement un coefficient d'autocorrélation qui sort de l'intervalle. Ce qui laisse à penser qu'il n'y pas d'autocorrélation dans les résidus au carré. Autrement dit que les résidus ont une variance constante. Ce qui permet d'avancer que les résidus ne sont pas hétéroscédastiques.

Modèle 3 : Équation série taux de croissance de l'indice de la production industrielle

La troisième équation estimée est celle du taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Les graphiques ci-dessous fournissent les résultats pour les tests sur les résidus.

Graphique #6 : Résultats des tests sur les résidus de l'équation du taux de croissance de l'indice de la production industrielle



Le graphique 6 est partagé en 6 graphiques :

- Le graphique de la première ligne et la première colonne est celui des résidus. Celui-ci montre que les résidus pour l'équation du pétrole varient faiblement autour de 0 avec quelques pics en 2020. Globalement les résidus paraissent stables dans le temps. Ce qui permet d'avancer que la moyenne des résidus peut être proche de 0.
- Le graphique de la première ligne et la deuxième colonne représente l'histogramme de la fonction de répartition empirique des résidus. L'histogramme présente une concentration

importante autour de zéro avec une forte densité au centre. Les barres les plus hautes sont très proches du centre, ce qui indique une distribution très étroite. La courbe de la densité des résidus est très pointue et étroite au centre avec les queues très fines. La forme de la courbe de densité diffère un peu de celle en forme de cloche d'une distribution normale. On ne peut dans ce cas parler d'une distribution parfaitement normale dans ce cas pour ces résidus.

- Les deux graphiques de la deuxième ligne sont respectivement celui des fonctions d'autocorrélation des résidus et celui des fonctions d'autocorrélation partielle des résidus. Ces graphiques montrent que pour les 25 retards considérés il y a seulement 2 coefficients d'autocorrélation qui sortent de l'intervalle. Ce qui permet d'avancer que globalement les résidus ne sont pas autocorrélés.
- Les deux graphiques de la troisième ligne sont respectivement celui des fonctions d'autocorrélation des résidus au carré et celui des fonctions d'autocorrélation partielle des résidus au carré. Ces graphiques montrent que pour les 25 retards considérés il y a seulement 2 coefficients d'autocorrélation qui sortent de l'intervalle. Ce qui laisse à penser qu'il n'y pas d'autocorrélation dans les résidus au carré. Autrement dit que les résidus ont une variance constante. Ce qui permet d'avancer que les résidus ne sont pas hétéroscédastiques.

En résumé, les tests de diagnostic des résidus pour les trois équations du modèle VAR montrent que :

- Les résidus sont globalement stables dans le temps pour toutes les équations.
- Les résidus de la première équation (pétrole) suivent une distribution normale. En revanche, ceux de la deuxième (gaz naturel) et de la troisième (production industrielle) présentent des déviations par rapport à la normalité, avec une possible asymétrie pour le gaz naturel et une distribution très concentrée autour de la moyenne pour la production industrielle.
- Les résidus ne montrent pas d'autocorrélation significative, ce qui suggère une indépendance des erreurs dans le temps.
- Les résidus paraissent homoscedastiques, avec une variance constante, pour toutes les équations.

Ainsi, nous pouvons dire que le modèle VAR est bien spécifié selon la plupart des critères de diagnostic, bien que des ajustements mineurs puissent être nécessaires pour traiter les légers problèmes de normalité dans certaines équations. Toutefois, la littérature montre que dans un modèle VAR l'hypothèse de normalité est rarement vérifiée et que deux solutions sont souvent adoptées face à ce problème : revoir le modèle pour corriger les problèmes dus à une mauvaise spécification ou considérer ces problèmes comme inhérents aux données et développer des méthodes d'estimation appropriées. Cependant, ces solutions peuvent révéler des problèmes cachés jusqu'à présent. De plus, nous savons que le COVID-19 fait apparaître des données extrêmes. En ce sens, bien que nous soyons conscients de certaines limites de nos tests, le traitement de ces problèmes dépasse le cadre de ce mémoire. Nous n'allons donc pas les considérer.

Chapitre 5 : Analyse d'impacts

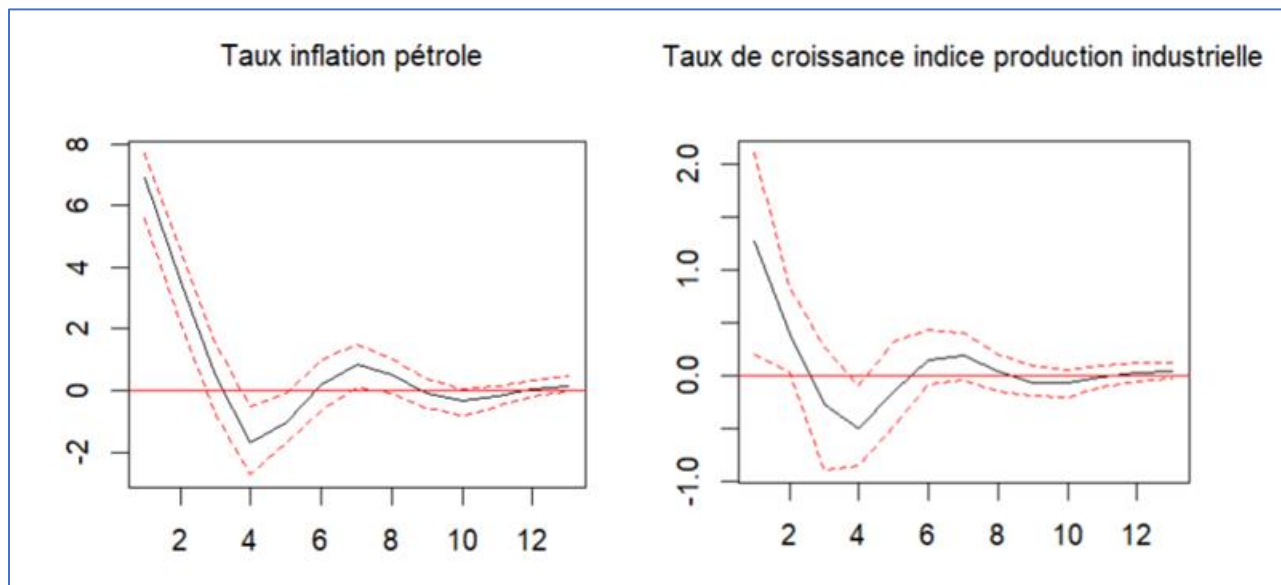
Dans ce chapitre, nous allons effectuer les analyses d'impacts qui permettront de répondre aux questions de ce mémoire. Ce chapitre comprend 3 sections. Dans la première, nous étudierons les fonctions de réponses aux chocs. Dans la deuxième, nous réaliserons la décomposition de variance. Dans la troisième, nous effectuerons la décomposition historique des chocs pour la série taux de croissance de l'indice de la production industrielle.

5.1- Les fonctions de réponse aux chocs

Dans cette première section, nous étudions les réponses des séries à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole et à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel. Deux méthodes d'identification des chocs sont utilisées pour faire cela : la première est basée sur la décomposition de Cholesky et la deuxième sur l'approche de Blanchard et Quah.

5.1.1- Résultats avec la décomposition de Cholesky

**Graphique #7 : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole
avec la décomposition de Cholesky**



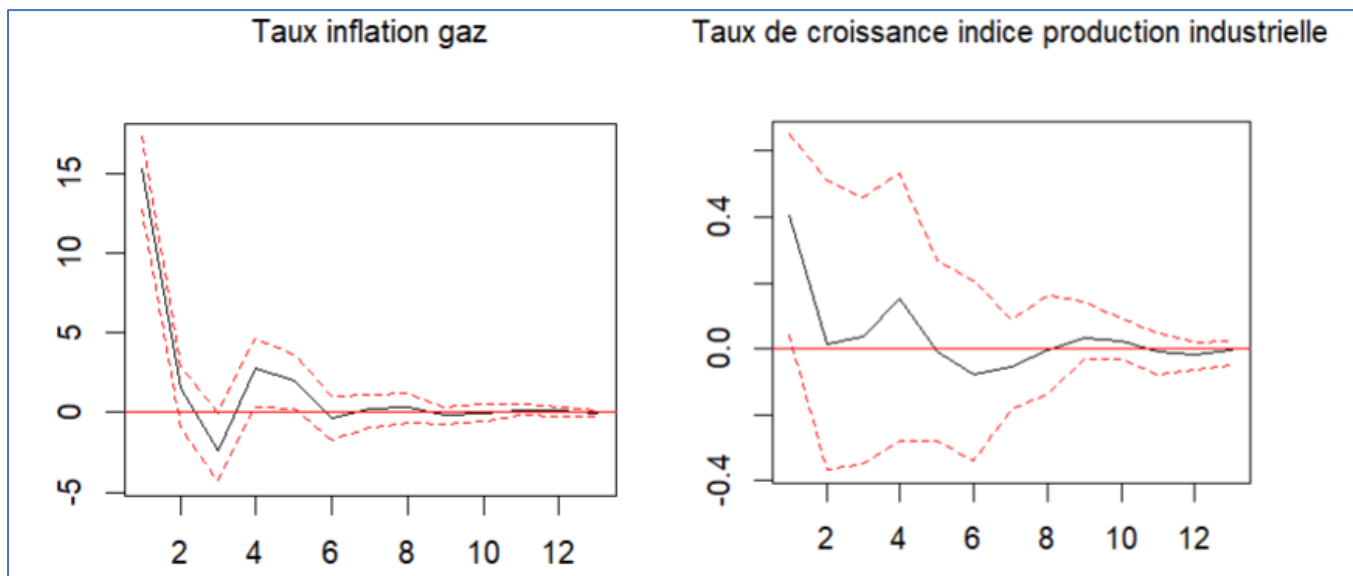
Le graphique de gauche montre les réponses du taux d'inflation du pétrole à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole pour une période de 12 mois. Il est à noter que les intervalles de confiance sont étroits pour les trois premiers mois, ensuite s'élargissent progressivement jusqu'au neuvième mois, et enfin deviennent moins larges pour les trois derniers mois. Cela suggère une incertitude plus élevée dans les estimations des réponses entre le troisième et le neuvième mois.

Pour le premier et le deuxième mois une réponse initiale positive élevée est observée, ce qui est attendu car le choc est directement appliqué sur cette variable. Par la suite le taux d'inflation décroît rapidement jusqu'à atteindre des valeurs négatives entre le troisième et le sixième mois. À partir de là, la réponse fluctue autour de zéro, avec de petites oscillations positives et négatives jusqu'à revenir à 0 au douzième mois.

Le graphique de droite montre les réponses du taux de croissance de l'indice de la production industrielle à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole pour une période de 12 mois. Il est à noter que les intervalles de confiance sont très larges pour les 6 premiers mois et progressivement ils se rétrécissent. Ce qui indique une incertitude plus élevée dans les estimations après le choc initial.

- Un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole entraîne une augmentation de 1.5 point de pourcentage du taux de croissance de l'indice de la production industrielle pour le premier mois et de 0.5 point de pourcentage pour le deuxième mois. Cette augmentation initiale pourrait être due à des anticipations de production accrue pour compenser l'augmentation des coûts du pétrole.
- Cette augmentation est de courte durée. Dès le troisième mois, le taux de croissance de l'indice de la production industrielle est négatif et le restera jusqu'au sixième mois. Cette baisse notable de l'indice de production industrielle laisse à penser que l'augmentation du taux d'inflation du pétrole entraîne des coûts plus élevés pour les entreprises, réduisant ainsi la production industrielle à court terme. Cela correspondrait à un choc d'offre négatif.
- À partir du sixième mois, les oscillations de la réponse du taux de croissance de l'indice sont peu étendues et tournent autour de 0 pour s'estomper dès le dixième mois. Ceci indique que l'effet négatif du choc sur la production industrielle s'atténue avec le temps et que l'économie s'ajuste au nouveau niveau de prix du pétrole. L'effet du choc est donc transitoire. Cet effet transitoire suggère que les entreprises et les consommateurs ajustent leurs comportements relativement rapide. Cela pourrait être interprété comme un choc de demande.

**Graphique #8 : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel
avec la décomposition de Cholesky**



Le graphique de gauche montre les réponses du taux d'inflation du gaz naturel à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel pour une période de 12 mois. Il est à noter que les intervalles de confiance sont très étroites pour les deux premiers mois et les quatre derniers mois. Ils s'élargissent un peu entre le deuxième et le quatrième mois. Ce qui indique une incertitude plus élevée dans les estimations des réponses entre le deuxième et le huitième mois.

Pour le premier et le deuxième mois une réponse initiale positive très élevée est observée, ce qui est attendu car le choc est directement appliqué sur cette variable. Par la suite, le taux d'inflation décroît rapidement jusqu'à atteindre la valeur de -2 points de pourcentage pour le troisième mois et remonte à 2 points de pourcentage pour le quatrième mois. À partir de là, la réponse décroît à nouveau pour revenir à 0 à partir du sixième mois.

Le graphique de droite montre les réponses du taux de croissance de l'indice de la production industrielle à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel pour une période de 12 mois. Il est à noter que les intervalles de confiance sont très larges au cours des quatre premiers mois et qu'à partir du cinquième mois, les écarts diminuent progressivement jusqu'à ce qu'on ait des intervalles plutôt étroites pour les deux derniers mois.

- Un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel entraîne une augmentation de 0.4 point de pourcentage du taux de croissance de l'indice de la production industrielle pour le premier mois.
- Cette faible augmentation initiale va diminuer rapidement et atteindre 0 au deuxième mois. À partir de là, les réponses du taux de croissance de l'indice sont très faibles et tournent autour de 0 avec un pic positif de 0.15 point de pourcentage pour le quatrième mois et un pic négatif de -0.1 point de pourcentage pour le sixième mois. L'effet du choc s'estompe dès le huitième mois.

- Le graphique de droite suggère donc que l'effet d'un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle est très faible et transitoire. La réponse initiale observée pourrait s'apparenter à un choc d'offre, où les entreprises anticipent une augmentation des prix du gaz naturel et ajustent temporairement leur production en conséquence. Cependant, les caractéristiques spécifiques du gaz naturel, telles que son rôle crucial mais relativement stable dans la production et la consommation, permettent une adaptation relativement rapide des entreprises et des ménages. Cette double adaptation, tant du côté de l'offre que de la demande, tend à annuler l'effet du choc sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle rapidement.

5.1.2- Résultats avec l'approche de Blanchard et Quah

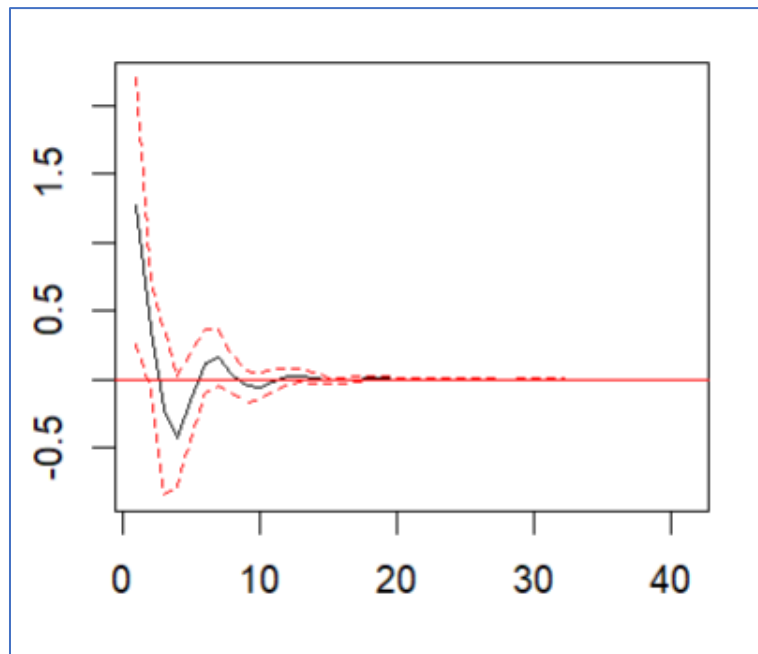
L'utilisation de l'approche de Blanchard et Quah avec la routine *BQ* du package *vars* nous permet d'obtenir la matrice d'impact contemporain.

Tableau #3 : Matrice d'impact contemporain

Séries	Chocs		
	Taux d'inflation du pétrole	Taux d'inflation du gaz naturel	Taux de croissance de l'indice de la production industrielle
Taux d'inflation du pétrole	6.506219	-2.1676838	0.7613763
Taux d'inflation du gaz naturel	6.177277	13.5839286	-3.5710880
Taux de croissance de l'indice de la production industrielle	1.271433	0.6645738	2.5860730

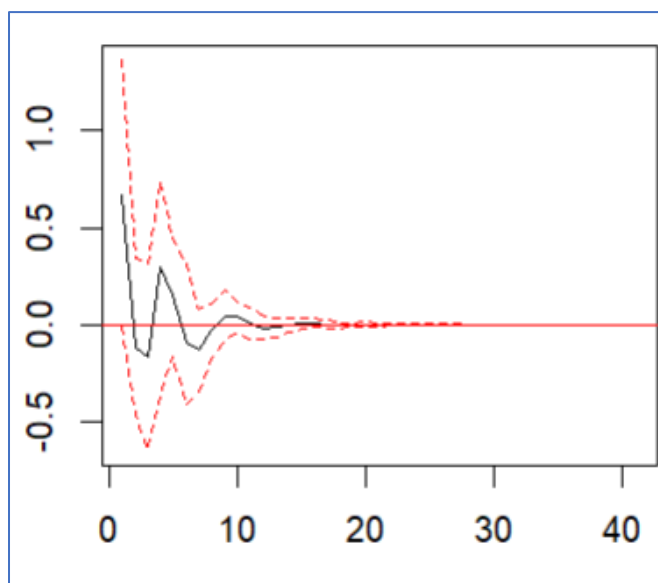
La matrice d'impact contemporain permet de constater qu'un choc d'un écart-type fait sur le taux d'inflation du pétrole augmente le taux de croissance de l'indice de la production industrielle de 1.27% et un qu'un choc d'un écart-type fait sur le taux d'inflation du gaz naturel augmente le taux de croissance de l'indice de la production industrielle de 0.66%.

**Graphique #9 : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du pétrole
avec l'approche de Blanchard et Quah**



Le graphique 9 représente les réponses du taux de croissance de l'indice de production industrielle correspondant à une hausse d'un écart-type du taux d'inflation du pétrole, selon l'approche de Blanchard et Quah, sur une période de 40 mois. Initialement, il y a une réaction positive du taux de croissance de l'indice de production industrielle qui atteint un pic au premier mois avant de rapidement diminuer et devenir négative autour du troisième mois. À partir du huitième mois, on observe des réponses positives mais faibles. L'effet du choc diminue progressivement et semble se dissiper totalement et revenir à zéro après 20 mois, indiquant que l'impact du choc est transitoire et s'estompe au fil du temps. Cela suggère qu'un choc sur le taux d'inflation du pétrole n'a pas d'effets de long terme sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle.

**Graphique #10 : Réponses à un choc d'un écart type sur le taux d'inflation du gaz naturel
avec l'approche de Blanchard et Quah**



Le graphique 10 représente les réponses du taux de croissance de l'indice de production industrielle correspondant à une hausse d'un écart-type du taux d'inflation du gaz naturel, selon l'approche de Blanchard et Quah, sur une période de 40 mois. Initialement, il y a une réaction positive du taux de croissance de l'indice de production industrielle, atteignant un pic au premier mois. Par la suite, la réponse a rapidement diminué pour devenir négative autour du troisième mois, puis positive au cinquième mois et négative à nouveau au neuvième mois. Ces fluctuations de réponses positives et négatives se poursuivent avec une intensité progressive décroissante, jusqu'à disparaître totalement au vingtième mois. Cela suggère qu'un choc sur le taux d'inflation du gaz n'a pas d'effets de long terme sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle.

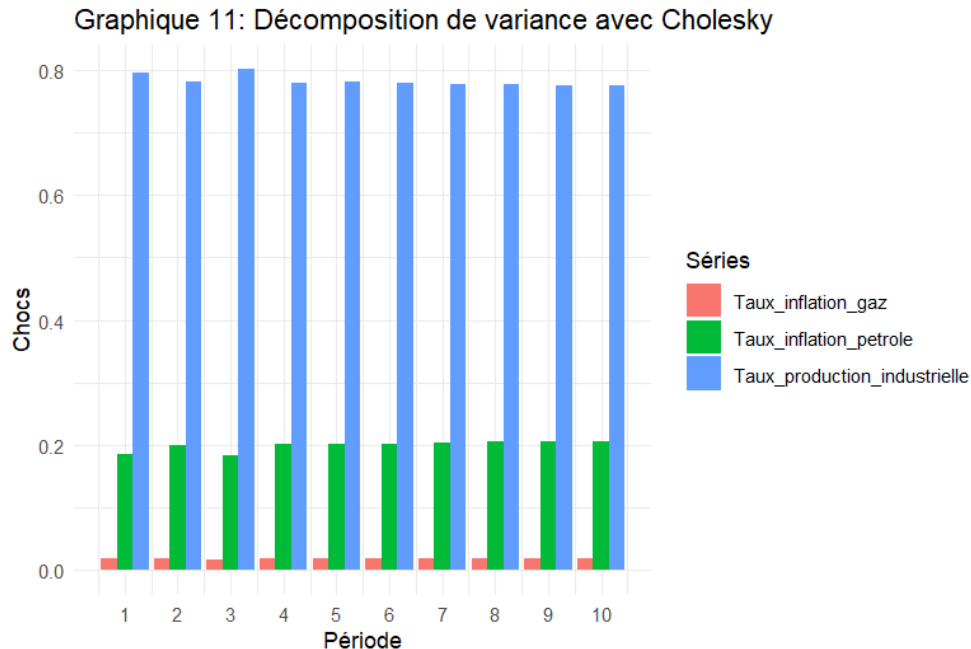
Dans cette section, nous avons analysé les réponses du taux de croissance de l'indice de la production industrielle aux chocs sur le taux d'inflation du pétrole et sur le taux d'inflation du gaz naturel. Nous avons calculé les fonctions de réponse dans un premier temps à partir de la décomposition de Cholesky et dans un deuxième temps en se basant sur l'approche de Blanchard et Quah.

D'une part, les résultats avec l'approche de la décomposition de Cholesky montrent que les chocs sur les taux d'inflation du pétrole et du gaz naturel ont des effets initialement significatifs mais transitoires sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle en France. Les entreprises et les ménages semblent s'adapter rapidement à ces variations, ce qui atténue leur impact à moyen terme. D'autre part, les résultats des fonctions de réponse aux chocs avec l'approche de Blanchard et Quah montrent que les chocs sur les taux d'inflation du pétrole et du gaz naturel ont des effets transitoires sur la croissance de l'indice de production industrielle, se dissipant totalement après environ 20 mois. Cela suggère que ces chocs n'ont pas d'effets de long terme sur la croissance industrielle.

5.2- La décomposition de variance des erreurs de prévision

Dans cette deuxième section nous analysons la contribution des chocs fait sur chacune des trois séries aux variances des erreurs de prévision du taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Deux méthodes d'identification des chocs sont utilisées pour faire cela : la première est basée sur la décomposition de Cholesky et la deuxième sur l'approche de Blanchard et Quah.

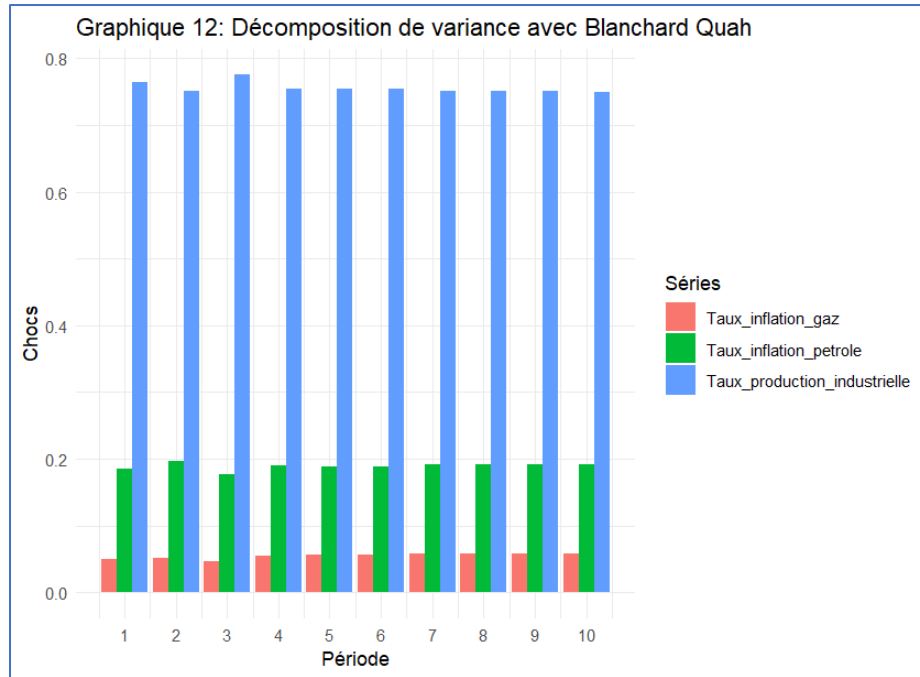
5.2.1- Résultats avec la décomposition de Cholesky



Le graphique de la décomposition de variance avec Cholesky montre qu'environ 78% à 80% de la variance de l'erreur de prévision du taux de croissance de l'indice de la production industrielle est due à des chocs sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle, environ 18 à 20% est due à des chocs sur le taux d'inflation du pétrole et environ 1% à 2% est due à des chocs sur le taux d'inflation du gaz naturel.

La prévision du taux de croissance de l'indice de la production industrielle est principalement influencée par ses propres dynamiques internes. Sur les 10 mois considérés, cette influence reste stable et majoritaire, les chocs sur le taux d'inflation du pétrole ont une influence notable mais secondaire et légèrement croissante au fil du temps. Cela nous permet d'avancer que les variations des prix du pétrole commencent à jouer un rôle un peu plus important dans les fluctuations de la production industrielle à mesure que le temps passe. Les chocs du taux d'inflation du gaz naturel ont une influence marginale mais légèrement croissante.

5.2.2- Résultats avec l'approche Blanchard et Quah



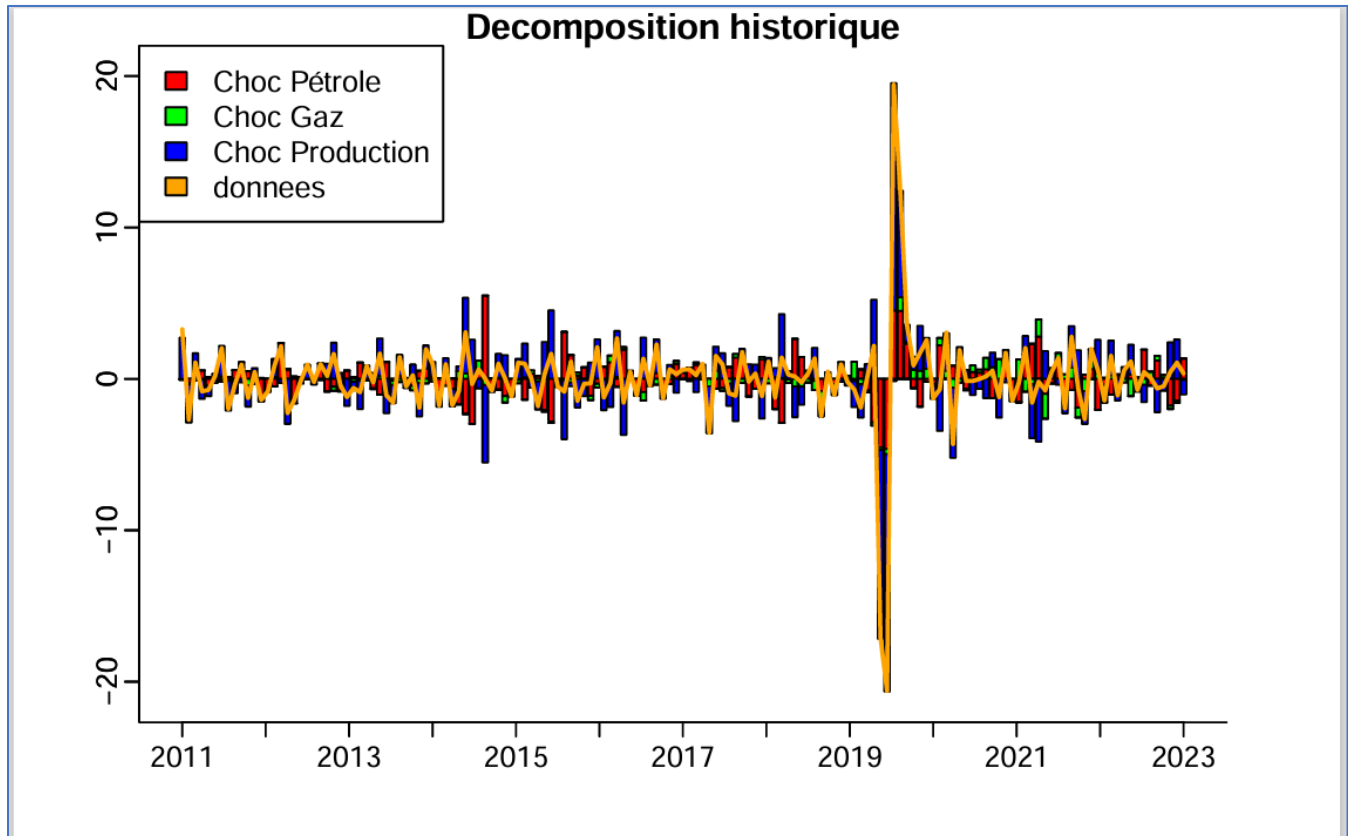
Le graphique de la décomposition de variance avec Blanchard et Quah montre qu'environ 75% à 77% de la variance de l'erreur de prévision du taux de croissance de l'indice de la production industrielle est due à des chocs sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle, environ 18 à 19% est due à des chocs sur le taux d'inflation du pétrole et environ 4% à 5% est due à des chocs sur le taux d'inflation du gaz naturel.

En somme, les deux approches montrent que les chocs sur le taux d'inflation du pétrole et sur le taux d'inflation du gaz contribuent entre 20 à 25 % à la fluctuation de la prévision du taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Les résultats fournis par les deux méthodes sont très proches avec deux différences légères. D'une part l'influence des chocs sur le taux d'inflation du gaz naturel est marginale (1-2%) selon Cholesky mais légèrement plus significative (4-5%) selon Blanchard et Quah. D'autre part les restrictions de Blanchard-Quah attribuent une proportion moins élevée à la contribution des chocs sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle par rapport à la décomposition de Cholesky.

5.3- La décomposition historique des chocs

Dans cette troisième section nous analysons la décomposition historique des chocs de la série taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Nous utilisons uniquement l'orthogonalisation avec la décomposition de Cholesky dans cette partie.

Graphique #13 : Décomposition historique des chocs du taux de croissance de l'indice de la production industrielle



Le graphique 13 montre les effets qu'un choc sur le taux d'inflation du pétrole, un choc sur le taux d'inflation du gaz naturel et un choc sur le taux de croissance de l'indice de la production industrielle ont eu sur le niveau de la série taux de croissance de l'indice de la production industrielle pour la période 2011-2023.

- De 2011 à 2014, les fluctuations de la série sont assez régulières et de faibles amplitudes. Les effets des chocs pétroliers et gazières sont quasiment inexistantes. Les chocs sur le taux de croissance semblent presque totalement expliquer le niveau de la série.

- Entre 2015 et 2019 les fluctuations deviennent plus importantes et on constate que la contribution du choc pétrolier au niveau de la série devient importante et celle du choc gazier reste encore peu significative.
- Entre 2019 et 2020, le taux de croissance de l'indice a connu une forte baisse suivie d'une forte hausse. On constate que les chocs sur le taux de croissance de l'indice, le taux d'inflation du pétrole et le taux d'inflation du gaz ont contribué significativement à ces variations importantes. Toutefois, la contribution du taux de croissance demeure de loin la plus importante dans les deux cas.
- Entre 2021 et 2023, les fluctuations redeviennent régulières. Les chocs sur le taux de croissance de l'indice sont ceux qui contribuent le plus au niveau de la série taux de croissance mais les contributions des chocs pétroliers et gaziers sont non négligeables.

En somme, la décomposition historique des chocs montre que les chocs sur le taux de croissance de l'indice de production industrielle ont eu le plus grand impact sur son niveau global. Cependant, à partir de 2015, les chocs pétroliers ont eu une influence significative et les chocs gaziers un impact plus modéré mais non négligeable.

Ce chapitre nous a permis d'analyser les impacts de la variation des prix du pétrole et du gaz naturel sur le taux de croissance de l'indice de production industrielle en France. Tout d'abord, l'analyse des fonctions de réponses aux chocs ont montré que les effets des chocs pétroliers et gaziers sont initialement significatifs mais transitoires, se dissipant généralement après environ 20 mois. Ensuite, la décomposition de la variance des erreurs de prévision a révélé que les chocs sur les taux d'inflation du pétrole et du gaz contribuent à hauteur de 20 à 25 % aux fluctuations du taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Enfin, la décomposition historique des chocs a montré d'une part, que le niveau de la série du taux de croissance de l'indice de production industrielle est principalement dû aux chocs sur la série elle-même et d'autre part que les chocs pétroliers et gaziers ont eu des impacts notables, surtout à partir de 2015.

Conclusion générale

Ce mémoire a exploré l'impact de la variation des prix de l'énergie sur la croissance économique de la France pour la période allant de janvier 2011 à décembre 2023. Nous avons cherché à atteindre trois objectifs principaux : quantifier l'effet des hausses des prix de l'énergie sur la croissance économique, analyser la contribution de ces chocs à la variance des erreurs de prévision du taux de croissance et évaluer l'impact global des chocs de prix de l'énergie sur le niveau de la croissance économique française.

Pour cela, nous avons dans un premier temps estimé un modèle VAR avec les séries taux d'inflation du pétrole, taux d'inflation du gaz naturel et taux de croissance de l'indice de la production industrielle. Dans un deuxième temps, nous avons procédé à l'analyse des impacts à travers les fonctions de réponse aux chocs, la décomposition de la variance des erreurs de prévision et la décomposition historique des chocs.

Les résultats de notre étude montrent que les variations des prix de l'énergie ont un impact significatif sur la croissance économique de la France, mais cet impact fluctue selon les contextes. Plus précisément, les principales conclusions sont les suivantes :

- L'analyse des fonctions de réponse aux chocs a montré que les augmentations soudaines des prix du pétrole et du gaz naturel entraînent une diminution immédiate du taux de croissance de l'indice de la production industrielle en France. Ces effets sont toutefois transitoires et s'estompent généralement entre le huitième et le vingtième mois. Il est également apparu que les chocs pétroliers ont un impact plus prononcé que les chocs gaziers, reflétant peut-être que le pétrole demeure une source d'énergie dominante malgré les efforts de diversification.
- La décomposition de la variance des erreurs de prévision a révélé que les chocs sur les taux d'inflation du pétrole contribuent de manière significative aux fluctuations du taux de croissance de l'indice de la production industrielle et les chocs sur le taux d'inflation du gaz naturel ont une contribution plutôt marginale (entre 1-5%). Ensemble, ces chocs expliquent entre 20 % et 25 % de la variance des erreurs de prévision, soulignant l'importance des prix de l'énergie comme sources d'incertitude économique. Cela suggère que les fluctuations des prix de l'énergie doivent être prises en compte dans les modèles de prévision économique et dans l'élaboration des politiques économiques.
- La décomposition historique des chocs a montré que, sur la période étudiée, le niveau du taux de croissance de l'indice de la production industrielle est principalement déterminé par ses propres chocs. Néanmoins, les chocs liés aux prix du pétrole et du gaz naturel ont eu des impacts notables, en particulier entre 2019 et 2020. Cette période coïncide avec des événements mondiaux majeurs tels que la pandémie de COVID-19 et la guerre entre la Russie et l'Ukraine, qui ont provoqué des perturbations significatives sur les marchés énergétiques mondiaux et, par conséquent, sur l'économie française.

Les résultats de cette étude nous permettent de faire les deux recommandations suivantes aux décideurs politiques et économiques. Premièrement, la sensibilité de la croissance économique française aux fluctuations des prix de l'énergie souligne la nécessité de poursuivre et d'intensifier les efforts de diversification du mix énergétique, en favorisant notamment les sources d'énergie renouvelables et en améliorant l'efficacité énergétique. Deuxièmement, l'intégration des variations des prix de l'énergie dans les modèles de prévision économique pourrait améliorer la précision des prévisions et aider les décideurs à anticiper et à gérer plus efficacement les périodes de volatilité économique.

Malgré les contributions significatives de cette recherche, certaines limites doivent être reconnues. D'une part, la période étudiée, bien que récente, pourrait ne pas capturer pleinement les effets à long terme des chocs énergétiques, notamment dans le contexte de la transition énergétique actuelle et des engagements en matière de lutte contre le changement climatique. D'autre part, le modèle VAR utilisé, bien qu'efficace pour analyser les relations dynamiques entre variables, reste sensible aux hypothèses sous-jacentes, notamment concernant la normalité des résidus.

Pour les recherches futures, il serait pertinent d'étendre l'analyse en intégrant davantage de variables macroéconomiques, telles que le taux d'intérêt et le taux de change, afin de capturer de manière plus complète les interactions complexes entre les variations des prix de l'énergie et la croissance économique. De plus, l'utilisation de modèles économétriques plus sophistiqués pourrait offrir une compréhension plus nuancée des effets des chocs énergétiques, notamment en tenant compte des éventuelles asymétries. Enfin, la pandémie COVID-19 a introduit des « outliers » dans ces données. Cela a pour conséquence l'augmentation de la volatilité des séries macroéconomiques. Une manière de prendre en compte ces « outliers » est d'estimer un VAR à volatilité stochastique, c'est-à-dire un VAR dans lequel la variance des chocs varie dans le temps. C'est une extension possible de notre mémoire.

Bibliographie

- Atkeson, A., et P. Kehoe. 1999. "Models of energy use: Putty-putty versus putty-clay." *American Economic Review* 89: 1028–1043.
- Balke N. S., Brown S.P.A, et Yücel M. 2002. "Oil Price Shocks and the U.S. Economy: Where Does the Asymmetry Originate?" *Energy Journal* 23(3): 27-52.
- Barlet Muriel et Crusson Laure. 2009. "Quel impact des variations du prix du pétrole sur la croissance française ?" *Économie & prévision*, 188 pp. 23-41.
- Bernanke, B., M. Gertler, et M. Watson. 1997. "Systematic monetary policy and the effects of oil price shocks." *Brookings Papers on Economic Activity* 1997(1): 91–124.
- Blanchard, O., et D. Quah. 1989. "The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances." *American Economic Review* 79: 655–673.
- Dahl, Carol et Thomas Sterner. 1991. "Analysing gasoline demand elasticities: A Survey." *Energy Economics*, 13(3): 203-10.
- Davis, S., et J. Haltiwanger. 2001. "Sectoral job creation and destruction responses to oil price changes." *Journal of Monetary Economics* 48: 465–512.
- Edelstein, Paul et Lutz Kilian. 2009. "How Sensitive Are Consumer Expenditures to Retail Energy Prices?" *Journal of Monetary Economics*, 56: 76.
- Hamilton, J. 1983. "Oil and the macroeconomy since World War II." *Journal of Political Economy* 91: 228–248.
- Hamilton, J. 1994. "Time Series Analysis." Princeton University Press.
- Hamilton, J. 2003. "What is an oil shock?" *Journal of Econometrics* 113: 363–398.
- Hooker, M. 1996. "What happened to the oil price-macroeconomy relationship?" *Journal of Monetary Economics* 38: 195–213.
- Jean-Baptiste Frédo. 2023. "Notes du cours Macroéconométrie 2." Université de Lille, Master 2 Économétrie Appliquée.
- Jimenéz-Rodriguez, R., et M. Sanchez. 2005. "Oil price shocks and real GDP growth: Empirical evidence for some OECD countries." *Applied Economics* 37: 201–228.
- Kilian, Lutz. 2008. "The Economic Effects of Energy Price Shocks." *Journal of Economic Literature* 46(4): 871-909.
- L'Angevin C., Ouvrard J., Serravalle S., et Sillard P. 2005. "Impact d'une hausse durable du prix du pétrole en France et en zone euro." *L'économie française - Comptes et dossiers - édition 2005-2006*, pp. 16-19.
- Lardic S., et Mignon V. 2005. "Oil Prices and Economic Activity: An Asymmetric Cointegration Approach." *Energy Economics*, vol. 30(3), pp. 847-855.
- Lee, K., S. Ni, et R. Ratti. 1995. "Oil shocks and the macroeconomy: The role of price variability." *Energy Journal* 16(4): 39–56.
- Raymond, J., et R. Rich. 1997. "Oil and the macroeconomy: A Markov state switching approach." *Journal of Money, Credit and Banking* 29: 193–213. Erratum, 29 (November, Part 1), p. 555.
- Reiss, Peter C., et Matthew White W. 2005. "Household Electricity Demand, Revisited." *Review of Economic Studies* 72(3): 853-83.
- Rotemberg, J., et M. Woodford. 1996. "Imperfect competition and the effects of energy price increases." *Journal of Money, Credit, and Banking* 28: 549–577.
- Sims, C. 1980. "Macroeconomics and reality." *Econometrica* 48: 1–48.

Annexes

Tableau 4 : Résultats de l'estimation de l'équation du taux d'inflation du pétrole

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Constante	0.06927	0.56621	0.122	0.9028
(Taux d'inflation du pétrole)_{t-1}	0.48654	0.09052	5.375	0.000000304
(Taux d'inflation du gaz)_{t-1}	0.05164	0.03571	1.446	0.1503
(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-1}	0.08645	0.21685	0.399	0.6907
(Taux d'inflation du pétrole)_{t-2}	-0.16293	0.10094	-1.614	0.1087
(Taux d'inflation du gaz)_{t-2}	0.03841	0.03541	1.085	0.2799
(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-2}	-0.38470	0.20406	-1.885	0.0614
(Taux d'inflation du pétrole)_{t-3}	-0.20368	0.09097	-2.239	0.0267
(Taux d'inflation du gaz)_{t-3}	0.06986	0.03389	2.062	0.0411
(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-3}	-0.12050	0.21461	-0.561	0.5753

Tableau 5 : Résultats de l'estimation de l'équation du taux d'inflation du gaz naturel

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Constante	1.29283	1.25913	1.027	0.306266
(Taux d'inflation du pétrole)_{t-1}	0.73349	0.20130	3.644	0.000375
(Taux d'inflation du gaz)_{t-1}	0.09548	0.07941	1.202	0.231243
(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-1}	0.18981	0.48223	0.394	0.694457
(Taux d'inflation du pétrole)_{t-2}	-0.19541	0.22446	-0.871	0.385441
(Taux d'inflation du gaz)_{t-2}	-0.21813	0.07875	-2.770	0.006350
(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-2}	0.45850	0.45377	1.010	0.314000
(Taux d'inflation du pétrole)_{t-3}	0.24775	0.20229	1.225	0.222684
(Taux d'inflation du gaz)_{t-3}	0.14862	0.07535	1.972	0.050510
(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-3}	1.31576	0.47725	2.757	0.006595

Tableau 6 : Résultats de l'estimation de l'équation du taux de croissance de l'indice de la production industrielle

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
<i>Constante</i>	0.033387	0.242683	0.138	0.8908
<i>(Taux d'inflation du pétrole)_{t-1}</i>	0.057890	0.038798	1.492	0.1379
<i>(Taux d'inflation du gaz)_{t-1}</i>	0.001152	0.015306	0.075	0.9401
<i>(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-1}</i>	-0.011792	0.092945	-0.127	0.8992
<i>(Taux d'inflation du pétrole)_{t-2}</i>	0.005362	0.043262	0.124	0.9015
<i>(Taux d'inflation du gaz)_{t-2}</i>	0.010136	0.015178	0.668	0.5053
<i>(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-2}</i>	-0.418892	0.087459	-4.790	0.00000413
<i>(Taux d'inflation du pétrole)_{t-3}</i>	-0.067798	0.038989	-1.739	0.0842
<i>(Taux d'inflation du gaz)_{t-3}</i>	0.005611	0.014524	0.386	0.6998
<i>(Taux de croissance indice de la production industrielle)_{t-3}</i>	0.008362	0.091984	0.091	0.9277

Script R

```
# *****--1-Préliminaires ---*****
# Accès aux packages
install.packages("readxl")
install.packages("tseries")
install.packages("vars")
library(readxl)
library(tseries)
library(vars)

# Import de la base de données
base=read_excel("Base_R.xlsx")
# Aperçu des premières lignes de la base
head(base)
# Création des variables taux
tx_pindust=(diff(base$Indice_Production_Industrielle) /
lag(base$Indice_Production_Industrielle, k = -1)) * 100
tx_ppetrole=(diff(base$Prix_Petrole) / lag(base$Prix_Petrole, k = -1)) * 100
tx_pgaz=(diff(base$Prix_GNL) / lag(base$Prix_GNL, k = -1)) * 100
# Création des séries de taux
serie_pindust<-ts(tx_pindust,start=c(2011,2),frequency=12)
serie_petrole<-ts(tx_ppetrole,start=c(2011,2),frequency=12)
serie_gaz<-ts(tx_pgaz,start=c(2011,2),frequency=12)

# *****--2-Analyse Exploratoire ---*****

# 2.1- Représentation graphique des séries
plot(serie_pindust,xlab='Année',ylab='Taux de croissance',main="Graphique 1 : Évolution du
taux de croissance \n de l'indice de production industrielle", col="blue")
mtext("Source : taux calculé à partir de l'indice de production industrielle de la France
en euro \n provenant du site de la Réserve Fédéral de la banque de Saint Louis (FRED). ",
side=1, line=4, adj=1, cex=0.8)
plot(serie_petrole,xlab='Année',ylab='Taux inflation pétrole',main="Graphique 2 : Évolution
du taux d'inflation \n du pétrole", col="blue")
mtext("Source : taux calculé à partir du prix du pétrole en euro par tonne importé par la
France \n provenant du site du Ministère de la Transition Ecologique et de la
Cohésion des Territoires. ", side=1, line=4, adj=1, cex=0.8)
plot(serie_gaz,xlab='Année',ylab='Taux inflation gaz naturel',main="Graphique 3 : Évolution
du taux d'inflation \n du gaz naturel", col="blue")
mtext("Source : taux calculé à partir du prix spot du gaz naturel en France en euro par
mégalitheure\n provenant du site du Ministère de la Transition Ecologique et de la Cohésion
des Territoires. ", side=1, line=4, adj=1, cex=0.8)
```

```

# 2.2- Etude de stationarité des séries
test_adf_pindust <- adf.test(serie_pindust,alternative="stationary")
print(test_adf_pindust)
test_adf_petrole <- adf.test(serie_petrole,alternative="stationary")
print(test_adf_petrole)
test_adf_gaz <- adf.test(serie_gaz,alternative="stationary")
print(test_adf_gaz)

#2.3- Etude de corrélation
series=cbind(serie_pindust,serie_petrole,serie_gaz)
correlation_matrice=cor(series,use="c")
print(correlation_matrice)

# *****--3-Modélisation ---*****

Serie=data.frame(serie_petrole,serie_gaz,serie_pindust)
View(Serie)

#3.1- Ordre du modèle
ordre_selection <- VARselect(Serie, lag.max = 12, type = "const")
print(ordre_selection)
ordre_optimal=ordre_selection$selection
print(ordre_optimal)

#3.2- Estimation du modèle
var_estimation <- VAR(Serie, p =3, type = "const")
summary(var_estimation)

# *****--4-Tests du modèle---*****

# Sauvegarder les graphiques en format pdf
savepdf <- function(file, width=16, height=10)
  #savepdf <- function(file, width=11.43, height=16.51)
  {
    dir.create(file.path("figures"), showWarnings = FALSE)
    fname <- paste("figures",.Platform$file.sep, file,".pdf",sep="")
    pdf(fname, width=width/2.54, height=height/2.54,
        pointsize=10)
    par(mgp=c(2.2,0.45,0), tcl=-0.4, mar=c(3.3,3.6,1.1,1.1*3))
  }

uhat <- resid(var_estimation)

```

```

# Quelques graphiques sur les résidus
# line, histogrammes et fonction de répartition empirique (density),
# acf et pacf des résidus, acf et pacf des résidus au carré
names_var <- colnames(uhat)
windows(width = 15, height = 7)
par(mfrow = c(3,2))
ylimhist <- matrix(c(0, 0.25, 0, 0.07, 0, 0.25), byrow = TRUE, nrow=3)

# Graphique (dans une boucle)
nresid <- dim(uhat)[2]
for (j in 1:nresid){
  residj <- ts(uhat[,j], start=c(2011,2), frequency=12)
  residj2 <- residj^2
  acfj <- acf(residj, plot = F, lag.max=25)
  pacfj <- pacf(residj, plot = F, lag.max=25)
  acf2j <- acf(residj2, plot = F, lag.max=25)
  acf2j <- acf(residj2, plot = F, lag.max=25)

  # Les graphiques
  #par(mfrow = c(3,2))
  #nf <- layout(matrix(c(1:(2*3)), nrow = 3, byrow=TRUE), widths=c(5,5,5), heights=c(2,2,2),
TRUE)
  #nf <- layout(matrix(c(1,2,3,4,5,6), nrow = 3, byrow=TRUE))

  # On produit l'histogramme pour residu
  filename <- paste(paste0("Diag_", names_var[j]))
  savepdf(filename)
  nf <- layout(matrix(c(1:(2*3)), nrow = 3, byrow=TRUE), widths=c(5,5), heights=c(2,2,2),
TRUE)

  hist_noplot <- hist(residj, plot = F)
  # ylim_hist <- range(hist_noplot$density)
  ylim_hist <- ylimhist[j,]
  print(ylim_hist)

  #ylim_hist <- c(0,0.05)

  plot(residj, type='l', col='black', ylab="", main="Résidus", xlab="")
  hist(residj, freq=FALSE, xlab="", ylab="", ylim = ylim_hist, main = "Hist de la fonction de
répart empirique des résidus.")
  lines(density(residj), col = "blue")
  stats::acf(coredata(residj), lag.max=25, main="ACF des résidus", xlab="", ylab="ACF des
résidus")
  stats::pacf(coredata(residj), lag.max=25, main="PACF des résidus", xlab="", ylab="PACF des
résidus")

```

```

stats::acf(coredata(residj), lag.max=25, main="ACF des résidus au
carré",xlab="",ylab="ACF résidus au carré")
stats::pacf(coredata(residj),lag.max=25, main="PACF des résidus au
carré",xlab="",ylab="PACF résidus au carré")
dev.off()
}

# *****--5-Analyse Impact ---*****

# 5.1- Fonctions de réponse aux chocs #####

## 5.1.1- IRF avec décomposition de Cholesky

# a)Reponses pour choc taux inflation petrole
dev.new()
par(mfrow = c(1, 2))

reponse_choc_petrol1=irf(var_estimation, impulse = "serie_petrole", response
=c("serie_petrole"),boot=TRUE, ortho=TRUE,n.ahead = 12)
plot(reponse_choc_petrol1, main = "Taux inflation pétrole ")
reponse_choc_petrol2=irf(var_estimation, impulse = "serie_petrole", response
=c("serie_pindust"),boot=TRUE, ortho=TRUE,n.ahead = 12)
plot(reponse_choc_petrol2, main = "Taux de croissance indice production industrielle")

# b)reponses pour choc taux inflation gaz
par(mfrow = c(1, 2))
reponse_choc_gaz1=irf(var_estimation, impulse = "serie_gaz", response
=c("serie_gaz"),boot=TRUE, ortho=TRUE,n.ahead = 12)
plot(reponse_choc_gaz1, main = "Taux inflation gaz")
reponse_choc_gaz2=irf(var_estimation, impulse = "serie_gaz", response
=c("serie_pindust"),boot=TRUE, ortho=TRUE,n.ahead = 12)
plot(reponse_choc_gaz2, main = "Taux de croissance indice production industrielle")

## 5.1.2-IRF avec Blanchard Quah
# Utilisation restrictions de BQ
var_BQ<-BQ(var_estimation)
resum_var<-summary(var_BQ)
resum_var$B
## IRF avec BQ
irf1<-irf(var_BQ, impulse = "serie_petrole", response ="serie_pindust",boot=TRUE,
ortho=TRUE,cumulative=FALSE,n.ahead = 40)
plot(irf1)

```

```

irf2<-irf(var_BQ, impulse = "serie_gaz", response ="serie_pindust",boot=TRUE,
ortho=TRUE,cumulative=FALSE,n.ahead = 40)
plot(irf2)

```

5.2- Décomposition de variance

5.2.1- Décomposition de variance avec Decomposition de Cholesky

```
var_decomposition1 <- fevd(var_estimation, n.ahead = 10,ortho=TRUE)
```

Afficher les résultats

```
print(var_decomposition1$serie_pindust)
```

```
print(var_decomposition1$serie_petrole)
```

```
print(var_decomposition1$serie_gaz)
```

```
base2=read_excel("Base_FEVD_Cholsky.xlsx")
```

```
library(ggplot2)
```

```
library(tidyr)
```

```
data_long <- pivot_longer(
```

```
  base2,
```

```
  cols = c(`Taux_production_industrielle`,
```

```
           `Taux_inflation_petrole`,
```

```
           `Taux_inflation_gaz`),
```

```
  names_to = "Séries",
```

```
  values_to = "Chocs")
```

Créer le graphique en barres

```
ggplot(data_long, aes(x = Periode, y = Chocs, fill = Séries)) +
```

```
  geom_bar(stat = "identity", position = "dodge") +scale_x_continuous(breaks = 1:10) +
```

```
  labs(title = "Graphique 11: Décomposition de variance avec Cholesky",
```

```
        x = "Période",
```

```
        y = "Chocs",
```

```
        fill = "Séries") +
```

```
  theme_minimal()
```

5.2.2- Décomposition de variance avec Blanchard et Quah

```
var_decomposition2 <- fevd(svar_BQ, n.ahead = 10,ortho=TRUE)
```

Afficher les résultats

```
print(var_decomposition2$serie_pindust)
```

Graphique

```
base3=read_excel("Base_FEVD_Blanchard_Quah.xlsx")
```

```
data_long <- pivot_longer(
```

```
  base3,
```

```
  cols = c(`Taux_production_industrielle`,
```

```
           `Taux_inflation_petrole`,
```

```
           `Taux_inflation_gaz`),
```

```

names_to = "Séries",
values_to = "Chocs")
# Créer le graphique en barres
ggplot(data_long, aes(x = Periode, y = Chocs, fill = Séries)) +
  geom_bar(stat = "identity", position = "dodge") + scale_x_continuous(breaks = 1:10) +
  labs(title = "Graphique 12: Décomposition de variance avec Blanchard Quah",
        x = "Période",
        y = "Chocs",
        fill = "Séries") +
  theme_minimal()

```

5.3- Decomposition historique des chocs

5.3.1- Creation des fonctions

```

VARhd <- function(Estimation){

  ## make X and Y
  nlag <- Estimation$p # number of lags
  DATA <- Estimation$y # data
  QQ <- VARmakexy(DATA,nlag,1)

  ## Retrieve and initialize variables
  invA <- t(chol(as.matrix(summary(Estimation)$covres))) # inverse of the A matrix
  Fcomp <- companionmatrix(Estimation) # Companion matrix

  #det <- c_case # constant and/or trends
  F1 <- t(QQ$Ft) # make comparable to notes
  eps <- ginv(invA) %*% t(residuals(Estimation)) # structural errors
  nvar <- Estimation$K # number of endogenous variables
  nvarXeq <- nvar * nlag # number of lagged endogenous per equation
  nvar_ex <- 0 # number of exogenous (excluding constant and trend)
  Y <- QQ$Y # left-hand side
  #X <- QQ$X[, (1+det):(nvarXeq+det)] # right-hand side (no exogenous)
  n_obs <- nrow(Y) # number of observations

  ## Compute historical decompositions

  # Contribution of each shock
  invA_big <- matrix(0,nvarXeq,nvar)
  invA_big[1:nvar,] <- invA
  Icomp <- cbind(diag(nvar), matrix(0,nvar,(nlag-1)*nvar))
  HDshock_big <- array(0, dim=c(nlag*nvar,n_obs+1,nvar))
  HDshock <- array(0, dim=c(nvar,(n_obs+1),nvar))

  for (j in 1:nvar){ # for each variable

```



```

eps_big <- matrix(0,nvar,(n_obs+1)) # matrix of shocks conformable with companion
eps_big[j,2:ncol(eps_big)] <- eps[j,]
for (i in 2:(n_obs+1)){
  HDshock_big[,i,j] <- invA_big %%% eps_big[,i] + Fcomp %%% HDshock_big[, (i-1),j]
  HDshock[,i,j] <- Icomp %%% HDshock_big[,i,j]
}
}

HD.shock <- array(0, dim=c((n_obs+nlag),nvar,nvar)) # [nobs x shock x var]

for (i in 1:nvar){

  for (j in 1:nvar){
    HD.shock[,j,i] <- c(rep(NA,nlag), HDshock[i,(2:dim(HDshock)[2]),j])
  }
}
return(HD.shock)
}

VARmakexy <- function(DATA,lags,c_case){
  n_obs <- nrow(DATA)
  #Y matrix
  Y <- DATA[(lags+1):nrow(DATA),]
  Y <- DATA[-c(1:lags),]
  #X-matrix
  if (c_case==0){
    X <- NA
    for (jj in 0:(lags-1)){
      X <- rbind(DATA[(jj+1):(n_obs-lags+jj),])
    }
  } else if(c_case==1){ #constant
    X <- NA
    for (jj in 0:(lags-1)){
      X <- rbind(DATA[(jj+1):(n_obs-lags+jj),])
    }
    X <- cbind(matrix(1,(n_obs-lags),1), X)
  } else if(c_case==2){ # time trend and constant
    X <- NA
    for (jj in 0:(lags-1)){
      X <- rbind(DATA[(jj+1):(n_obs-lags+jj),])
    }
    trend <- c(1:nrow(X))
    X <- cbind(matrix(1,(n_obs-lags),1), t(trend))
  }
  A <- (t(X) %%% as.matrix(X))
}

```

```

B <- (as.matrix(t(X)) %*% as.matrix(Y))
Ft <- ginv(A) %*% B
retu <- list(X=X,Y=Y, Ft=Ft)
return(retu)
}

companionmatrix <- function (x)
{
  if (!(class(x) == "varest")) {
    stop("\nPlease provide an object of class 'varest', generated by 'VAR()'.\n")
  }
  K <- x$K
  p <- x$p
  A <- unlist(Acoef(x))
  companion <- matrix(0, nrow = K * p, ncol = K * p)
  companion[1:K, 1:(K * p)] <- A
  if (p > 1) {
    j <- 0
    for (i in (K + 1):(K * p)) {
      j <- j + 1
      companion[i, j] <- 1
    }
  }
  return(companion)
}

VARhdpplot <- function(HD.shock,shocks_name,timeindex,Estimation){

  # Initialize HD matrix
  nsteps <- dim(HD.shock)[1]
  nvars <- dim(HD.shock)[2]
  nshocks <- dim(HD.shock)[3]

  for (ii in 1:nvars){
    filename <- paste(paste0("DecompHistvar",as.character(ii)))
    datai <- Estimation$y[,ii]

    HDshockii <- na.omit(HD.shock[, ,ii])
    squeezeHD <- matlab2r::squeeze(HDshockii)
    # Separate positive and negative values
    data_pos <- squeezeHD
    data_pos[data_pos < 0] <- 0
    data_neg <- squeezeHD
    data_neg[data_neg > 0] <- 0

    #Générer une palette de couleurs sur la base du nombre de colonnes

```

```

# de la matrice
n_colors <- ncol(squeezeHD)
colors   <- rainbow(n_colors)
range_shock <- range(squeezeHD) + c(-6,6) # à ajuster si besoin.

# Plot the positive values
savepdf(filename)
bar_positions <- barplot(t(data_pos), beside = FALSE, col = colors,
                        main = "Decomposition historique",
                        xlab = "", ylab = "", ylim = range_shock, cex.main=0.8)

# Plot the negative values
barplot(t(data_neg), beside = FALSE, col = colors, ylim = range_shock, add = TRUE)
row_sums <- rowSums(squeezeHD)
lines(bar_positions, datai[-c(1:Estimation$p)], type='l', col='orange', lwd=2)

# This part adds year labels on the x-axis
year      <- unique(floor(timeindex))
x_axis    <- year[seq(1,length(year),by=1)]
x_axis_pos <- seq(from=min(bar_positions), to= max(bar_positions), length.out=
length(year))
selec_pos <- x_axis_pos[seq(1,length(year),by=1)]
axis(1, at = selec_pos, labels = x_axis)
box(which = "plot", bty = "l") # joindre l'axe des abscisses et l'axe des ordonnées
legend("topleft", legend = c(shocks_name, 'donnees'), fill= c(colors, 'orange'))
dev.off()
}
}

## 5.3.2- Utilisation des fonctions
# Nom des chocs
shock_names <- c("Choc Pétrole", "Choc Gaz", "Choc Production")
# utilisation de la fonction 1
HD_shock <- VARhd(var_estimation)
# Ajuster l'indice temps
mytimeindex <- c(0:(length(serie_pindust)-1))/12 + 2011
# Utilisation de la fonction 4
VARhdplot(HD_shock, shock_names, mytimeindex, var_estimation)

```