



Centre des Études Doctorales : Sciences Économiques et Gestion

Laboratoire de Recherche : Laboratoire Interdisciplinaire de Recherche en
Économie, Finance et Management des Organisations (LIREFMO)

Thèse pour l'obtention du Doctorat
en Sciences Économiques et Gestion

Sous le thème :

SENSIBILITÉ DE LA CROISSANCE ÉCONOMIQUE AUX CHOCS DE LA
POLITIQUE MONÉTAIRE AU MAROC : MODÉLISATION À FACTEURS
DYNAMIQUES NON STATIONNAIRES

Présentée et soutenue par :

M. Marouane DAOUI

Sous la direction du professeur :

M^{me} Bouchra BENYACOUB

Membres de jury :

- Pr. Abderrazak EL HIRI	PES - FSJES - Fès	Président
- Pr. Bouchra BENYACOUB	PH - FSJES - Fès	Directrice de thèse
- Pr. Abdelkader CHARBA	PES - FSJES - Meknès	Suffragant
- Pr. Sellam MAGHNOUJ	Ex-PES - EST - Meknès	Rapporteur
- Pr. Hafid EL HASSANI	PH - FSJES - Fès	Rapporteur
- Pr. Tarik JELLOULI	PH - FSJES - Fès	Suffragant

Année universitaire : 2021 / 2022

*À mes parents,
à l'âme de mon fils Majd,
à ma fille Loujaine,
à mon épouse,
à mes frères et ma sœur,
à mes amis.*

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier vivement ma directrice de thèse, Madame Bouchra BENYACOU, Professeur à la Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales de Fès, pour ses précieux conseils, sa disponibilité et ses encouragements constants. Je voudrais aussi lui témoigner tous mes sentiments de reconnaissance pour la liberté qu'elle m'a permis d'avoir dans mes travaux de recherche ainsi que pour ses qualités humaines, d'écoute et de compréhension.

Mes remerciements s'adressent également à Monsieur Abderrazak EL HIRI, Professeur à la Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales de Fès, pour avoir accepté de rapporter cette thèse et de présider le jury. Je souhaite aussi lui exprimer ma profonde reconnaissance et gratitude pour son soutien, ses conseils et l'intérêt qu'il a porté à mon travail.

Je tiens également à remercier Monsieur Abdelkader CHARBA, Professeur à la Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales de Meknès, qui m'a fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention ma thèse et d'avoir accepté de participer au jury.

Je tiens également à témoigner ma reconnaissance à Monsieur Sellam MAGHNOUJ, ex-Professeur à l'École Supérieure de Technologie de Meknès, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant d'être rapporteur de cette thèse. Je tiens à lui exprimer mes remerciements pour l'honneur qu'il me fait en participant au jury.

Je voudrais aussi exprimer mes plus sincères remerciements à Monsieur Hafid EL HASANI, Professeur à la Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales de Fès, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant d'être rapporteur de cette thèse et membre du jury.

Je tiens encore à adresser mes sincères remerciements à Monsieur Tarik JELLOULI, Professeur à la Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales de Fès, pour l'honneur qu'il me fait de participer au jury.

Enfin, je remercie vivement tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin pour mener à bien ce travail.

Résumé

L'objectif principal de cette thèse est d'examiner les effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc en utilisant l'approche non stationnaire des modèles à facteurs dynamiques.

L'analyse théorique montre que la politique monétaire est importante pour la croissance économique, tant à court qu'à long terme. Cette relation tend à être plus faible dans les économies en voie de développement qui présentent des faiblesses structurelles et dont les marchés financiers sont sous-développés et peu intégrés aux marchés financiers internationaux. Par ailleurs, l'analyse des effets des chocs de la politique monétaire à l'aide des techniques économétriques standards pose un certain nombre d'anomalies empiriques. En effet, la pratique économétrique récente montre que les modèles à facteurs dynamiques (MFD) tentent de relever de manière significative certains des défis empiriques rencontrés, notamment ceux liés à la disponibilité croissante des données. En effet, les MFD tiennent compte des informations fournies par un grand nombre de variables qui sont synthétisées en un petit nombre de facteurs. Les différentes techniques de modélisation et d'estimation étudiées dans cette thèse comprennent les représentations statique et dynamique des modèles à facteurs, les méthodes d'extraction et d'estimation de facteurs, les tests du nombre de facteurs et de l'identification des chocs structurels.

Sur le plan empirique, cette thèse comporte trois volets de modélisation économétrique en utilisant une base de données de 117 séries trimestrielles (allant de 1985 : T1 à 2018 : T4). Premièrement, nous utilisons le modèle vectoriel autorégressif augmenté de facteurs (FAVAR) pour avoir une représentation plus réaliste et plus complète de l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc. En effet, le recours au modèle FAVAR s'avère très pertinent compte tenu de l'utilisation d'une riche base de données. Les simulations montrent que les chocs de politique monétaire (choc de taux d'intérêt sur le marché monétaire et choc d'offre de monnaie) influencent l'évolution des principaux indicateurs de la croissance économique. Deuxièmement, nous explorons les avantages de combiner les bienfaits des modèles à facteurs dynamiques (tenir

compte d'un grand nombre de variables) et ceux des modèles à correction d'erreur (tenir compte des relations de long terme ou de cointégration) sous forme du modèle à correction d'erreur augmentés de facteurs (FECM). En effet, nous démontrons que la modélisation FECM peut améliorer les résultats des prévisions en comparaison avec les autres modèles économétriques en vigueur. Troisièmement, nous analysons l'impact des chocs de politique monétaire sur la croissance économique en utilisant le modèle FECM. Les résultats obtenus par le modèle FECM sont comparés à ceux obtenus par le modèle FAVAR afin d'évaluer la contribution informationnelle de la non-stationnarité dans la modélisation à facteurs dynamiques. Par ailleurs, les chocs de la politique monétaire simulés sur la base de ce modèle révèlent qu'ils ont un impact significatif sur l'évolution des principaux indicateurs de croissance économique en regard de différences notables entre les réponses impulsionnelles du modèle FECM et celles du modèle FAVAR. Les résultats obtenus suggèrent que le modèle FECM, qui exploite l'information provenant de variables non stationnaires pour modéliser explicitement la cointégration, constitue une extension empiriquement importante du modèle FAVAR classique pour la modélisation des chocs de la politique monétaire.

À notre connaissance, cette thèse est la première investigation empirique qui utilise les modèles à facteurs dynamiques non stationnaires, en tant que technique économétrique récente, pour analyser des effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc.

– **Mots clés :** Chocs de politique monétaire ; Croissance économique ; Modèle à facteurs dynamiques ; FAVAR ; FECM; Réponses impulsionnelles ; Maroc.

Abstract

The main objective of this thesis is to examine the effects of monetary policy shocks on economic growth in Morocco using the non-stationary dynamic factor model approach.

Theoretical analysis shows that monetary policy is important for economic growth in both the short and long run. This relationship tends to be weaker in developing economies with structural weaknesses and underdeveloped financial markets that are poorly integrated with international financial markets. Moreover, there are a number of empirical anomalies in the analysis of the effects of monetary policy shocks using standard econometric techniques. Indeed, recent econometric practice shows that dynamic factor models (DFMs) attempt to address in a meaningful way some of the empirical challenges encountered, notably those related to the increasing availability of data. Indeed, DFMs incorporate the information provided by a large number of variables that are synthesized into a small number of factors. The different modeling and estimation techniques studied in this thesis include static and dynamic representations of factor models, factor extraction and estimation methods, tests of the number of factors and identification of structural shocks.

Empirically, this thesis involves three strands of econometric modeling using a database of 117 quarterly series (ranging from 1985: Q1 to 2018: Q4). First, we use the Factor Augmented Vector Autoregression (FAVAR) model to have a more realistic and complete representation of the impact of monetary policy shocks on economic growth in Morocco. Indeed, the use of the FAVAR model is very relevant given the use of a rich database. The simulations show that monetary policy shocks (money market interest rate shock and money supply shock) affect the evolution of the main economic growth indicators. Second, we explore the advantages of combining the benefits of dynamic factor models (the inclusion of a large number of variables) with those of error correction models (the inclusion of long-run or cointegrating relationships) as the factor augmented error correction model (FECM). Indeed, we show that FECM modeling can improve forecasting results compared to other existing econometric models. Third, we analyze the impact

of monetary policy shocks on economic growth using the FECM model. The results obtained by the FECM model are compared with those obtained by the FAVAR model in order to assess the informational contribution of non-stationarity in the dynamic factor model. Furthermore, the monetary policy shocks simulated on the basis of this model reveal that they have a significant impact on the evolution of the main economic growth indicators, given the significant differences between the impulse responses of the FECM model and those of the FAVAR model. The results suggest that the FECM model, which exploits information from non-stationary variables to explicitly model cointegration, is an empirically important extension of the classical FAVAR model for modelling monetary policy shocks.

To our knowledge, this thesis is the first empirical investigation that uses non-stationary dynamic factor models, as a recent econometric technique, to analyze the effects of monetary policy shocks on economic growth in Morocco.

– **Keywords** : Monetary policy shocks; Economic growth; Dynamic factor model; FAVAR; FECM; Impulse responses; Morocco.

Sommaire

Résumé	i
Abstract	iii
Sommaire	v
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	viii
Liste des sigles et acronymes	x
Introduction générale	1
Chapitre 1: Chocs de la politique monétaire et croissance économique : fondements théoriques	13
Chapitre 2: Modèles à facteurs dynamiques et analyse des chocs struc- turels	63
Chapitre 3: Mécanismes de transmission de la politique monétaire : ap- proche par modèle FAVAR	105
Chapitre 4: Impact des chocs de politique monétaire sur la croissance économique : modélisation FECM	163
Conclusion générale	202
Annexes	208
Références bibliographiques	255
Table des matières	289

Liste des figures

Figure - 1.1	Équilibre entre l'offre et la demande de monnaie	26
Figure - 1.2	Équilibre entre l'offre et la demande de monnaie - courbe LM	27
Figure - 1.3	La masse monétaire et le taux d'intérêt comme cibles de la politique monétaire	36
Figure - 3.1	Évolution du taux moyen pondéré sur le marché inter- bancaire en 2019 (en %)	133
Figure - 3.2	Position structurelle de liquidité et montant de la ré- serve monétaire (moyennes des fins de semaine, en mil- liards de dirhams)	137
Figure - 3.3	Évolution de l'indice du taux de change réel effectif au Maroc (base 100 en 2010)	140
Figure - 3.4	Inflation au Maroc et aux pays membres de l'OCDE . .	141
Figure - 3.5	Croissance du PIB (en % annuel) du Maroc et des pays membres de l'OCDE	141
Figure - 3.6	Éboulis de valeurs propres (<i>scree plots</i>) pour l'ensemble des données	152
Figure - 3.7	R^2 cumulé en fonction du nombre de facteurs	155
Figure - 3.8	Taux d'intérêt sur le marché monétaire au Maroc	157
Figure - 3.9	Masse monétaire M2 au Maroc (en logarithme)	157

Figure - 3.10	Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire	158
Figure - 3.11	Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc de M2	159
Figure - 4.1	Comparaison des RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 :T1 – 2018 :T4]	187
Figure - 4.2	Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire (Intervalle de confiance FECM)	198
Figure - 4.3	Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc de M2 (Intervalle de confiance FECM)	199

Liste des tableaux

Tableau - 3.1	Canaux néoclassiques de transmission de la politique monétaire	107
Tableau - 3.2	Canaux non-néoclassiques de transmission de la poli- tique monétaire	108
Tableau - 3.3	Missions des Banques centrales dans la zone Euro, le Royaume-Uni, les États-Unis et le Maroc	131
Tableau - 3.4	Séries temporelles dans la base de données par catégories	150
Tableau - 3.5	Estimation du nombre de facteurs statiques	153
Tableau - 3.6	Estimation d'Amenguel-Watson du nombre de facteurs dynamiques : valeurs $BN-IC_{pi}$	154
Tableau - 3.7	Analyse de la décomposition de la variance et du R^2 d'un choc de TIMM	160
Tableau - 3.8	Analyse de la décomposition de la variance et du R^2 d'un choc de M2	160
Tableau - 4.1	RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon $h=1$	188
Tableau - 4.2	RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon $h=2$	188

Tableau - 4.3 RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon h=4	189

Tableau - 4.4 RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon h=8	189

Liste des sigles et acronymes

2SKF	- Filtre de Kalman à deux étapes	ECM	- Modèles à correction d'erreurs
ACP	- Analyse en composantes principales	EM	- Espérance-maximisation
ADF	- Test augmenté de Dickey-Fuller	EQMM	- Erreurs quadratiques moyennes minimales
AH-ER	- Ratio de Ahn et Horenstein	EUR	- Euro
AIC	- Critère d'information d'Akaike	FAR	- Modèle autorégressif augmenté de facteurs
AR	- Processus autorégressif	FAVAR	- Modèle vectoriel autorégressif augmenté de facteurs
BAM	- Bank Al-Maghreb	FECM	- Modèle à correction d'erreur augmenté de facteurs
BIC	- Critère d'information bayésien	FEVD	- Décompositions de la variance des erreurs de prévision
BM	- Banque mondiale	FMI	- Fonds monétaire international
BM	- Base monétaire	FRI	- Fonction de réponse impulsionnelle
BN-IC_{p2}	- Critère d'information IC_{p2} de Bai et Ng	GMM	- Méthode des moments généralisée
BVC	- Bourse des valeurs de casablanca	HCP	- Haut Commissariat au Plan
CP	- Composantes principales		
DSGE	- Modèles d'équilibre général dynamique stochastique		

HQC	- Critère d'information de Hannan-Quinn	PIB	- Produit Intérieur Brut
IQR	- Écart interquartile	QML	- Quasi-maximum de vraisemblance
KFS	- Filtrage et lissage de Kalman	RE	- Réserves excédentaires
KPSS	- Test Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin	RMSE	- Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne
M2	- Masse monétaire M2	RO	- Réserves obligatoires
MA	- Processus moyenne-mobile	SDFM	- Modèle à facteurs dynamiques structurel
MCE	- Modèle à Correction d'Erreur	SIRF	- Fonctions structurelles de réponses impulsionnelles
MCO	- Moindres Carrés Ordinaires	SVAR	- Modèle vectoriel autorégressif structurel
MENA	- Moyen-Orient et Afrique du Nord	TIMM	- Taux d'intérêt sur le marché monétaire
MFD	- Modèle à facteurs dynamiques	TPME	- Très petites, petites et moyennes entreprises
ML	- Maximum de vraisemblance	UME	- Union Monétaire Européenne
MMSE	- Erreur quadratique moyenne minimale	USD	- Dollar américain
mm	- Multiplicateur monétaire	VAR	- Modèle vectoriel autorégressif
MSE	- Erreurs quadratiques moyennes	VECM	- Modèle vectoriel à correction d'erreur
MSFE	- Erreur quadratique moyenne de prévision		-
OCDE	- Organisation de coopération et de développement économique		

Introduction générale

L'économie monétaire étudie la relation entre les variables économiques réelles au niveau agrégé (telles que la production réelle, les taux d'intérêt réels, l'emploi et les taux de change réels) et les variables nominales (telles que le taux d'inflation, les taux d'intérêt nominaux, les taux de change nominaux et la masse monétaire). Ainsi définie, l'économie monétaire recoupe considérablement la macroéconomie de manière plus générale. Ces deux domaines ont, dans une large mesure, partagé une histoire commune au cours de la majeure partie des 50 dernières années. Cette affirmation a été particulièrement vraie dans les années 1970, après que les débats entre les monétaristes et les keynésiens aient conduit à une réintégration de l'économie monétaire dans la macroéconomie. Les travaux fondateurs de Lucas (1972) ont fourni les fondements théoriques de modèles de fluctuations économiques dans lesquels la monnaie était le facteur fondamental à l'origine des mouvements de la production réelle. L'essor des modèles de cycles économiques réels au cours des années 1980 et au début des années 1990, s'appuyant sur la contribution de Kydland et Prescott (1982) et se concentrant explicitement sur les facteurs non monétaires comme moteurs des cycles économiques, a eu tendance à séparer l'économie monétaire de la macroéconomie. Plus récemment, l'approche du cycle économique réel dans la modélisation globale a été utilisée pour incorporer les facteurs monétaires dans des modèles dynamiques d'équilibre général. Aujourd'hui, la macroéconomie et l'économie monétaire partagent les outils communs associés aux approches stochastiques dynamiques pour la modélisation de l'économie agrégée.

L'économie monétaire est actuellement dominée par trois stratégies de modélisation alternatives. Les deux premières, les modèles d'agents représentatifs et les modèles à générations imbriquées, partagent une approche méthodologique commune pour construire des relations d'équilibre explicitement sur les bases de l'optimisation du comportement des agents individuels. La troisième approche est basée sur des ensembles de relations

d'équilibre qui ne sont souvent pas directement dérivés d'un problème de décision. Elles sont plutôt décrites comme *ad hoc* par les critiques et comme des approximations comodes par les partisans. Cette dernière caractérisation est généralement plus appropriée et ces modèles se sont révélés très utiles pour aider les économistes à comprendre les problèmes de l'économie monétaire.

La plupart des débats en économie monétaire ont à la base des problèmes qui ne peuvent être résolus que par des preuves empiriques. En effet, ces dernières sont nécessaires pour choisir entre les approches théoriques, mais la théorie est également nécessaire pour interpréter les preuves empiriques. La façon dont on relie les quantités du modèle théorique à des données mesurables est essentielle pour développer des mesures liées aux actions de politique monétaire qui peuvent être utilisées pour estimer l'impact de la politique sur l'activité économique. L'examen des preuves empiriques permet de discuter des approches adoptées par les économistes monétaires pour estimer les effets de la monnaie et de la politique monétaire sur l'activité économique réelle. La discussion est fortement axée sur les données issues de modèles vectoriels autorégressifs (VAR) puisqu'ils ont servi d'outil principal pour découvrir l'impact des phénomènes monétaires sur l'économie réelle.

Bien qu'il existe plusieurs approches empiriques pour étudier les implications de la politique monétaire sur une économie en fonction de ses objectifs tels que la stabilité des prix et la croissance économique, les modèles VAR sont considérés comme un cadre largement accepté pour examiner l'efficacité des chocs de politique monétaire sur l'activité macroéconomique (Primiceri (2005) et Boivin (2006)). Une limitation importante de l'approche VAR standard est qu'elle ne prend en compte que les changements imprévus de la politique monétaire et qu'elle utilise relativement moins d'informations sur les activités économiques pour maintenir les degrés de liberté. Un résultat courant de l'utilisation du modèle VAR classique est qu'une politique monétaire contractionniste conduit à une légère augmentation du niveau des prix au lieu de la diminution du niveau des prix, ce qui est contraire à l'argument théorique. Sims (1992) a expliqué ce phénomène par les conséquences d'une asymétrie de l'information ou d'un contrôle imparfait de l'information de la Banque centrale sur l'avenir. Pour surmonter ce problème, Bernanke et Boivin (2003)

puis Bernanke, Boivin et Elias (2005) ont étendu la méthodologie VAR en incorporant un plus grand nombre d'informations, dans la spécification standard du modèle VAR, en utilisant l'analyse factorielle pour évaluer les implications de la politique monétaire sur l'activité économique dans un environnement riche en données.

Dans ce contexte, les économistes ont commencé dès le début du 20^{ème} siècle à reconnaître l'importance des mécanismes de transmission des chocs macroéconomiques pour expliquer les fluctuations des cycles économiques. En 1927, le statisticien russe Slutsky a démontré que les sommes mobiles de variables aléatoires pouvaient produire des séries chronologiques qui ressemblaient beaucoup aux mouvements des séries temporelles économiques. Ce point de vue, développé indépendamment par le mathématicien britannique Yule en 1926 et complété par Frisch en 1933, a révolutionné l'étude des cycles économiques. Leurs points de vue ont détourné l'attention de la recherche axée sur la mise au point de mécanismes visant à soutenir une vision métronomique des cycles économiques, où chaque boom crée des conditions menant à la prochaine récession, vers une recherche des sources des chocs aléatoires. Les recherches menées entre les années 1940 et les années 1970 ont mis l'accent sur les chocs de politique monétaire et budgétaire identifiés à partir de modèles économétriques à équation unique ou de modèles à équations multiples. Les années 1980 ont vu deux innovations importantes qui ont fondamentalement changé l'orientation de la recherche. D'abord, Sims (1980b) a révolutionné l'étude des systèmes induits par des impulsions aléatoires en introduisant des modèles vectoriels autorégressifs (VAR). Les modèles VAR de Sims ont fait le lien entre les innovations d'un système linéaire et les chocs macroéconomiques. En effet, il est devenu plus facile de parler des hypothèses d'identification, d'estimer les fonctions de réponse impulsionnelles et de faire de la décomposition de la variance en utilisant la décomposition des erreurs de prévision. Ces développements ont donné lieu à de nombreuses recherches sur les chocs macroéconomiques et leurs effets. En effet, Cochrane (1994) a mené, en utilisant les modèles VAR standards, une recherche assez complète sur des chocs qui ont à l'origine des fluctuations économiques.

La littérature économique fait ressortir l'existence d'un débat ayant trait à l'impact

des chocs de la politique monétaire sur la macroéconomie. En effet, l'économie monétaire a longtemps été marquée par les querelles doctrinales entre classiques, keynésiens et monétaristes. Cependant, depuis les années 1980, les théories centrées sur l'offre et la demande de monnaie ont été relayées par des analyses qui se focalisent sur les questions de crédibilité, de règle, de transparence, d'asymétrie d'information, d'identification des canaux de transmission de la politique monétaire et de stratégies de réduction des risques macroéconomiques. Ce débat va se prolonger sur le plan empirique par plusieurs études qui utilisent des modèles économétriques, comme les modèles VAR structurels ou plus récemment les modèles à facteurs dynamiques, pour évaluer et mesurer les effets des chocs de politique monétaire sur l'économie réelle en général et la croissance économique en particulier.

La réalité macroéconomique prouve que la politique monétaire peut être à la fois capable de causer un préjudice réel à l'économie lorsqu'elle ne convient pas et en mesure de lui apporter un bénéfice appréciable quand elle est judicieusement conduite. D'ailleurs, la conduite de la politique monétaire par les Banques centrales se mène, actuellement, dans un environnement riche en données en effectuant de manière périodique une évaluation de l'activité macroéconomique et des différents marchés financiers ainsi qu'un suivi de nombreux agrégats monétaires.

Plusieurs méthodes économétriques ont été avancées dans la littérature afin de travailler dans des environnements riches en données. Parmi les différentes méthodologies proposées on trouve l'analyse factorielle. Il s'agit d'une technique de réduction des dimensions qui résume les sources de variation entre les variables. La méthode a été introduite dans la psychologie par Spearman (1904), qui a utilisé une variable non observée (ou facteur) pour décrire les capacités cognitives d'un individu. Bien que développée à l'origine pour des vecteurs aléatoires distribués indépendamment, la méthode a été étendue par Geweke (1977) pour saisir les co-mouvements dans les séries chronologiques économiques. Par ailleurs, l'idée que le co-mouvement des séries macroéconomiques peut être lié au cycle économique a été avancée par Burns et Mitchell (1946). Les premières applications des modèles à facteurs dynamiques (MFD) aux données macroéconomiques, par Sargent et

Sims (1977), Stock et Watson (1989) et Stock et Watson (1993), ont suggéré que quelques facteurs latents peuvent expliquer une grande partie du comportement dynamique des principaux agrégats économiques. Ainsi, un modèle dynamique à facteur unique peut être utilisé pour résumer un vecteur d'indicateurs macroéconomiques et ce facteur peut être considéré comme un indice des conditions économiques décrivant le cycle économique. Dans la plupart de ces travaux, le nombre de périodes dans l'ensemble des données dépassait le nombre de variables et l'identification des facteurs nécessitait des hypothèses relativement strictes. Bien que la hausse de la dimension temporelle ait été limitée par le temps, la disponibilité d'un grand nombre d'indicateurs macroéconomiques et financiers a permis d'élargir l'ensemble de données dans la dimension transversale et de travailler avec des hypothèses relativement moins strictes. Chamberlain et Rothschild (1983) ont appliqué des modèles à facteurs aux grands ensembles de données financières et ils ont ouvert la voie à un développement plus poussé des modèles à facteurs dynamiques en macroéconomie. En effet, depuis le début des années 2000, les modèles à facteurs dynamiques ont été largement utilisés pour analyser les grands ensembles de données macroéconomiques, contenant parfois des centaines de séries avec des centaines d'observations sur chacune d'entre elles. Ils se sont révélés très utiles pour synthétiser des informations à partir de variables observées à différentes fréquences, pour estimer le cycle économique latent, pour établir des prévisions immédiates et de long terme et également pour estimer les probabilités de récession et les points de retournement.

La dernière décennie s'est caractérisée par le développement d'un certain nombre de techniques fondées sur les modèles à facteurs dynamiques, en réponse au besoin de combiner des données nombreuses de différents types, périodicités et longueurs. Les modèles à facteurs dynamiques sont rapidement devenus des objets de recherche de premier plan et des outils opérationnels très répandus, régulièrement utilisés pour informer les décideurs.

Cette classe de modèles s'avère particulièrement bien adaptée au traitement de bases de données de grande taille constituées de séries chronologiques de natures, périodicités et longueurs différentes. Les modèles à facteurs dynamiques s'appliquent à de nombreux contextes différents dans lesquels les économistes cherchent à synthétiser un grand nombre

de données hétérogènes. En effet, ils ont été utilisés à de nombreuses fins. Tout d'abord, ils ont été utilisés pour construire des indicateurs économiques (Altissimo, Bassanetti et al., 2001). Deuxièmement, les modèles à facteurs ont été largement utilisés pour prévoir les variables économiques réelles et nominales. Ils fournissent souvent des prévisions plus précises que les modèles autorégressifs et les modèles vectoriels autorégressifs (Eickmeier et Ziegler, 2008). Troisièmement, les modèles à facteurs ont été utilisés pour l'analyse de la politique monétaire en combinaison avec un système vectoriel autorégressif (Bernanke, Boivin et Eliasz, 2005). Par conséquent, l'ajout de quelques facteurs communs à un système VAR macroéconomique est censé contrôler une variété de variables omises dans une analyse VAR typique à faible dimension. Quatrièmement, les modèles à facteurs sont utilisés pour l'estimation des variables instrumentales. En effet, les variables endogènes sont déterminées par un petit nombre de facteurs exogènes non observés et les facteurs estimés sont utilisés comme instruments (Bai et Ng, 2010). Cinquièmement, les modèles à facteurs ont été utilisés dans les régressions par panel comme moyen de modélisation de la corrélation transversale (Bai, 2004 ; Bai, Kao et Ng, 2009 ; Moon et Perron, 2004 ; Pesaran, 2006 ; Phillips et Sul, 2003).

De manière classique, les impacts de chocs de politique monétaire sont souvent mesurés dans le cadre de modèles VAR de petite dimension. Typiquement des modèles SVAR trivariés contenant le taux d'intérêt, la production et l'inflation sont utilisés. Au-delà d'un petit nombre de variables, il n'est guère possible d'estimer ce type des modèles à l'aide des méthodes standards. Pourtant, comme cela a été noté par Bernanke et Boivin (2003), la politique monétaire se conduit dans un environnement riche en données. Ainsi, les institutions statistiques et les Banques centrales fournissent actuellement des bases de données importantes et complètes sur les principaux indicateurs macroéconomiques, ce qui nécessite des techniques de modélisation appropriées. Dans cet esprit, une catégorie de travaux analysant la politique monétaire, initiée par Bernanke, Boivin et Eliasz (2005), utilisent les modèles vectoriels autorégressifs augmentés de facteurs (FAVAR). Dans leur contribution fondamentale, Bernanke, Boivin et Eliasz (2005) proposent de modéliser un grand nombre de variables en fonction d'un nombre relativement réduit de facteurs obser-

vés et non observés et d'un terme de bruit idiosyncratique. Les facteurs communs servent à saisir les mouvements conjoints dans les données et, sous réserve d'une identification appropriée, peuvent être considérés comme les forces motrices sous-jacentes des variables. En général, ces facteurs sont supposés suivre un processus VAR. Les modèles FAVAR sont un moyen intéressant de réduction des données et ils sont fréquemment appliqués en cas du grand ensemble de données. Par ailleurs, le recours à cette modélisation a été motivé afin de pallier le problème des variables omises, généralement rencontrés dans la modélisation VAR traditionnelle. Ainsi, Bernanke, Boivin et Elias (2005), Stock et Watson (2005) et Favero, Marcellino et Neglia (2005) ont utilisé les modèles FAVAR afin d'analyser la politique monétaire aux États-Unis et pour certains pays de la zone euro. Ils concluent tous que l'ajout aux modèles VAR de facteurs estimés à partir des modèles à facteurs permet une analyse plus fine des phénomènes en jeu, notamment en termes de chocs structurels.

Toutefois, les modèles à facteurs dynamiques actuellement utilisés ont été développés dans le cadre de modélisation des variables stationnaires. Alors qu'il est bien connu que la majorité des séries macroéconomiques doivent être considérées comme non stationnaires et qu'elles ne sont stationnaires qu'après différenciation. Dans cette perspective, il peut donc s'avérer utile de combiner les avantages des modèles à facteurs dynamiques (la prise en compte d'un grand nombre de variables) et des modèles à correction d'erreur (la prise en compte des relations de long terme ou de cointégration). De fait, Banerjee, Marcellino et Masten (2014) montrent que la prise en compte de ces relations d'équilibre au sein de modèles à facteurs dynamiques est susceptible d'améliorer la précision d'analyse et de la prévision économique. Banerjee et Marcellino (2009), puis Banerjee, Marcellino et Masten (2014) ont étendu le modèle FAVAR au modèle à correction d'erreur augmenté de facteurs (FECM, « *Factor augmented Error Correction Model* »), qui permet d'intégrer des variables non stationnaires. Ces modèles permettent, comme dans les modèles FAVAR, de tenir compte d'un ensemble élargi d'information via des facteurs extraits d'un ensemble large de données et permettent aussi, comme dans les modèles VECM, de prendre en compte l'information sur les niveaux des variables, via les relations de cointégration.

L'intérêt de ce sujet est d'analyser la sensibilité de la croissance économique aux chocs de la politique monétaire au Maroc en profitant des avantages de modèles à facteurs dynamiques, tout en intégrant les relations de cointégration. En effet, une telle tentative est manifestement absente dans le contexte marocain.

Ainsi, la problématique dont traite la présente thèse a pour objet de mesurer et d'analyser l'ampleur de l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc. En effet, notre question centrale qui découle de cette problématique est la suivante : de quelle manière la croissance économique répond-elle aux chocs de la politique monétaire au Maroc ?

Les sous-questions de recherche qui dérivent de notre question centrale peuvent être formulées comme suite :

1. De quelles manières les impulsions monétaires, illustrées par la variation des taux directeurs de Bank Al-Maghrib, se transmettent-elles sur l'activité économique au Maroc ?
2. Quelle est l'ampleur de leur impact sur le taux de croissance ?
3. Quel est le délai de cet impact ?
4. Quels sont les mécanismes de transmission des chocs de la politique monétaire au Maroc ?
5. Est-ce que la prise en compte des relations de cointégration au sein de modèles à facteurs dynamiques est susceptible d'améliorer la précision de l'analyse des impacts de chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc ?
6. Quels enseignements peut-on en tirer pour la conduite de la politique monétaire au Maroc ?

Dans ce contexte, plusieurs hypothèses de recherche peuvent être envisagées :

- **H1** : L'existence d'impacts significatifs des chocs de politique monétaire sur la croissance économique au Maroc.

- **H2** : La prise en compte des relations de cointégration au sein de modèles à facteurs dynamiques est susceptible d'améliorer la précision d'analyse des chocs de la politique monétaire.
- **H3** : L'information contenue dans les facteurs (estimés par le modèle FECM) est importante pour bien identifier la transmission de la politique monétaire et elle aide à corriger les anomalies empiriques standards généralement rencontrés dans les modèles économétriques « traditionnels ».

Pour répondre aux différentes questions relatives à notre problématique nous envisageons de suivre la même démarche scientifique utilisée dans les travaux de recherche, les plus récents, dans le domaine de la politique monétaire. Il s'agit de présenter les développements théoriques relatifs aux impacts des chocs de politique monétaire sur la macroéconomie (en général) et sur la croissance économique (en particulier) et de tenter par la suite, à l'aide des modèles à facteurs dynamiques non stationnaires, d'analyser la sensibilité de la croissance économique aux chocs de la politique monétaire au Maroc.

Nous allons adopter la méthodologie économétrique la plus utilisée dans la littérature empirique relative aux modèles à facteurs dynamiques non stationnaires, à savoir la méthodologie de Banerjee et Marcellino (2009) et Banerjee, Marcellino et Masten (2014) qui possède un certain nombre d'étapes pratiques. Commenant par l'extraction des facteurs non stationnaires, ils proposent deux démarches. La première consiste à extraire les facteurs $I(1)$ en utilisant seulement les séries $I(1)$ de la base constituée de l'ensemble des variables non stationnaires. Dans la deuxième, les valeurs cumulées des séries stationnaires sont utilisées. Cependant, ils montrent que les résultats finaux sont très semblables, abstraction faite de la méthode retenue. Par la suite, afin de spécifier le nombre de facteurs, ils ont suggéré l'utilisation des critères proposés par Bai (2004) pour déterminer le nombre de facteurs $I(1)$ et les critères de Bai et Ng (2002) afin de sélectionner le nombre de facteurs $I(0)$. Les facteurs $I(1)$ sont estimés en utilisant la méthode préconisée par Bai (2004), c'est-à-dire en utilisant l'ACP sur les séries en niveau. Cependant, les facteurs stationnaires sont estimés en appliquant une ACP à la base complète, dans laquelle les séries non stationnaires sont remplacées par leurs différences premières. Cependant, vu

que le nombre de facteurs $I(1)$ et le nombre de facteurs $I(0)$ obtenus n'étant en pratique pas compatibles dans les résultats des simulations de Banerjee et Marcellino (2009) et Banerjee, Marcellino et Masten (2014). Ces derniers suggèrent que les variables $I(1)$ en niveau peuvent avoir à la fois des tendances communes et des cycles communs : on serait donc en présence d'un cas où les variables $I(1)$ auraient à la fois des facteurs communs $I(1)$ et des facteurs communs $I(0)$, ce qui est tout à fait plausible. Dans ce cas, Banerjee et Marcellino (2009) et Banerjee, Marcellino et Masten (2014) estiment d'abord les facteurs $I(1)$ puis ils calculent les résidus de la régression des variables $I(1)$ sur les facteurs $I(1)$ et mènent ensuite une ACP sur ces résidus, supposés stationnaires, pour en extraire un ou des nouveau(x) facteur(s) commun(s) stationnaire(s) qui peuvent éventuellement être ajoutés aux facteurs stationnaires précédents. Enfin, les facteurs stationnaires et non stationnaires sont inclus dans le modèle FECM dont le nombre de retards est déterminé par minimisation du critère d'information de Hannan-Quin. Ce modèle est estimé comme un modèle VECM usuel. De plus, sous les hypothèses de Bai (2004), le fait que les facteurs inobservables soient remplacés par les facteurs estimés ne change pas les propriétés des estimateurs obtenus. Le modèle est ensuite utilisé pour mesurer les impacts de chocs de la politique monétaire sur la croissance économique marocaine.

En vue de répondre à notre problématique et de vérifier les hypothèses qui en découlent, nous allons restructurer notre thèse en quatre chapitres.

Le premier chapitre se consacre à la présentation des grands points théoriques relatifs aux effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique. Tout d'abord, il s'agit de déterminer théoriquement comment la masse monétaire peut devenir une source de la croissance économique sans conséquences inflationnistes. Dans ce sens, nous analysons donc les fonctions de demande et d'offre de la monnaie, la théorie quantitative de la monnaie, la vitesse de circulation de la monnaie et les instruments de la politique monétaire. À partir de ces arguments théoriques, le but est de proposer une combinaison de mesures d'une politique monétaire susceptible de renforcer la croissance économique. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire d'adopter une approche totalement nouvelle du mécanisme de création monétaire et de la sélection des instruments

monétaires qui propose le lien entre la masse monétaire et la croissance économique. Il nécessite également le contrôle de la masse monétaire comme instrument clé, ainsi qu'un taux d'intérêt à long terme bas et stable comme facteur de maintien de la stabilité de la vitesse de circulation de la monnaie. De cette façon, la politique monétaire peut avoir un effet réel sur la croissance économique.

Nous présentons ensuite les contributions, théoriques et empiriques, les plus importantes dans un cadre simple afin d'illustrer et de discuter des principales méthodes d'identification et d'estimation des effets des chocs de la politique monétaire.

Nous traitons aussi dans le premier chapitre des évolutions les plus récentes dans la modélisation des chocs de politique monétaire (modèles à changement de régime, variation dans le temps des effets estimés de la politique monétaire et études de cas historiques).

Enfin, nous nous intéressons à la particularité théorique et empirique de la relation entre la politique monétaire et la croissance économique dans les pays en voie de développement.

L'analyse que nous menons dans le deuxième chapitre s'inscrit dans le cadre des modèles à facteurs dynamiques comme étant un outil très performant dans l'analyse des chocs de la politique monétaire. À cette fin, nous débutons par présenter les formes dynamiques et statiques des modèles à facteurs. Par la suite, nous présentons les principales méthodes permettant d'extraire les facteurs des grandes et petites bases de données ainsi que celles utilisées pour estimer les modèles à facteurs dynamiques. De plus, nous mettons en évidence les méthodes permettant de déterminer le nombre de facteurs dynamiques et statiques. Finalement, nous nous concentrons sur l'analyse des chocs structurels dans les modèles de facteurs dynamiques.

Dans le troisième chapitre, notre analyse commence par un aperçu sur les différents canaux de transmission de la politique monétaire. Ensuite, nous abordons la façon dont la conduite de la politique monétaire et l'évolution des marchés financiers ont pu provoquer un changement dans les mécanismes de transmission de la politique monétaire. Il s'agit d'analyser les preuves théoriques et empiriques existantes sur la question qui vise à déterminer si l'effet de la politique monétaire sur l'activité économique a changé de manière significative au fil du temps, et dans l'affirmative, comment. Dans le cas du Maroc, nous

présentons d’abord les grandes lignes du cadre stratégique, de l’indépendance et de la mise en œuvre de la politique monétaire, ainsi que les motivations qui ont conduit à l’adoption de contrôles des capitaux et à la modification du régime de change. Ensuite, nous utilisons le modèle économétrique FAVAR sur une base de données de 117 séries trimestrielles (allant de 1985 : T1 à 2018 : T4) pour avoir une représentation plus réaliste et plus complète de l’impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc.

Enfin, le dernier chapitre consiste à apprécier économétriquement, à l’aide des modèles à facteurs dynamiques non stationnaires, l’ampleur des effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc. Pour ce faire, il s’agit d’abord de présenter les formes générale et structurelle du modèle FECM ainsi que sa représentation MA. On s’intéresse aussi à la question de l’estimation des modèles FECM dans le contexte des composantes idiosyncratiques stationnaires et non-stationnaires. Ensuite, sur la même base de données utilisée dans le troisième chapitre, nous démontrons d’abord que la modélisation FECM peut améliorer les résultats des prévisions en comparaison avec les autres modèles économétriques en vigueur (comme les modèles VAR, FAR, FAVAR et ECM). Ensuite, nous analysons l’impact des chocs de politique monétaire sur la croissance économique en utilisant le modèle FECM sur la même base de données utilisée précédemment. Les résultats obtenus par le modèle FECM sont comparés à ceux obtenus par le modèle FAVAR afin d’évaluer la contribution informationnelle de la non-stationnarité dans la modélisation à facteurs dynamiques.

CHAPITRE 1

Chocs de la politique monétaire et croissance économique : fondements théoriques

Introduction

La politique monétaire est généralement traduite par l'ensemble des décisions qu'une banque centrale prend au sujet de la quantité de monnaie en circulation dans une économie. Elle aurait de vastes répercussions sur les taux d'intérêt, l'inflation, la production, l'emploi et le taux de change. Une banque centrale utilise un ou plusieurs instruments, tels que les taux directeurs, les réserves obligatoires et les opérations d'*open market* pour contrôler la quantité de monnaie en circulation afin d'atteindre son objectif de stabilité macroéconomique.

Une mesure précise de l'impact des actions de la politique monétaire sur les principales variables macroéconomiques est essentielle à la formulation et à la mise en œuvre efficaces des politiques macroéconomiques. Cependant, l'impact de la politique monétaire varie d'un pays à l'autre, car les banques centrales appliquent la politique monétaire de différentes façons et avec des périodes temporelles différentes. En effet, la compréhension et la mesure de l'impact de la politique monétaire sont théoriquement et méthodologiquement compliquées, en raison d'endogénéité et de chocs de la politique monétaire. Christiano, Eichenbaum et Evans (1999) définissent la variation endogène de la politique monétaire, déterminée par les variables macroéconomiques, comme étant anticipée et le reste comme non-anticipé. Les termes « chocs de politique monétaire », « innovations en matière de politique monétaire » et « perturbations de la politique monétaire » sont utilisés comme synonymes de la composante non-anticipée.¹

1. Christiano, L. J., Eichenbaum, M. & Evans, C. L. (1999). Chapter 2 Monetary Policy Shocks : What Have We Learned and to What End? *Handbook of Macroeconomics* (Pages 65-148). Elsevier.

D'un point de vue théorique, les monétaristes et les néoclassiques estiment que seuls les chocs de politique monétaire pourraient influencer les variables réelles et que cette influence ne se fait sentir que sur le court terme. En revanche, les néokeynésiens estiment que les composantes prévues et imprévues de la politique monétaire ont des effets réels, mais ils mettent l'accent sur les chocs en raison de l'endogénéité de la politique monétaire qui découle de la nécessité de démêler les composantes exogènes et autonomes de la politique monétaire. Les monétaristes, les néoclassiques et les néokeynésiens s'entendent tous pour dire que la politique monétaire est neutre à long terme.

D'un point de vue empirique, de nombreux auteurs concluent que les variables macroéconomiques sont surtout sensibles aux chocs de politique monétaire et non aux changements prévus. Ce résultat est conforme à l'hypothèse des anticipations rationnelles popularisée par Lucas (1972). Étant donné que les travaux théoriques et empiriques existants mettent l'accent sur la composante « choc », qui est la principale composante de la politique monétaire ayant des effets réels, les autorités monétaires contemporaines ainsi que les chercheurs s'attachent à déterminer l'incidence des chocs de politique monétaire compris dans un changement donné.

Les modèles utilisés pour mesurer l'incidence des chocs de politique monétaire sur l'économie tendent à différer d'une économie à l'autre en termes d'ampleur et de rapidité de réaction. Cela souligne le fait que chaque pays a une structure économique et un cadre de gestion monétaire différent qui entraînent des réactions différentes de l'économie aux chocs de la politique monétaire. Afin de s'adapter aux caractéristiques spécifiques du pays, les auteurs modifient substantiellement ces modèles existants (variables dans le modèle, ordre des variables, définition de la structure économique du pays concerné, etc). Il s'agit essentiellement d'une analyse approfondie de la structure d'une économie et de la manière dont la politique monétaire est conduite.

La crise économique mondiale a entraîné une baisse globale du produit intérieur brut, une réduction de l'activité de crédit ainsi que du niveau des investissements directs étrangers et elle a imposé les sources de croissance économique comme l'un des problèmes clés.

En effet, l'objectif de la première section consiste à rechercher les circonstances dans lesquelles il est possible que la masse monétaire devienne la source de la croissance économique sans conséquences inflationnistes. Il s'agit d'analyser les fonctions de demande et d'offre de monnaie, la théorie quantitative de la monnaie, la vitesse de circulation de la monnaie et les instruments de la politique monétaire et de proposer une telle combinaison de mesures d'une nouvelle politique économique fondée sur des arguments théoriques qui stimuleront la croissance économique. Cet objectif exige une approche complètement nouvelle du mécanisme de création de la monnaie et de la sélection des instruments monétaires, proposant le lien entre la masse monétaire et la croissance du PIB réel. Il exige également le contrôle de la masse monétaire comme instrument clé et un taux d'intérêt à long terme, bas et stable, comme facteur de maintien de la stabilité de la vitesse de circulation de la monnaie. Dans ce cas, la politique monétaire aura un impact réel sur la croissance économique, même à long terme.

Dans la deuxième section, nous passons en revue sur les principaux résultats de la littérature théorique et empirique visant à identifier et à estimer les effets des chocs de la politique monétaire. Nous commençons par un bref aperçu historique sur les contributions les plus importantes en matière des chocs de la politique monétaire. Ensuite, nous allons exposer un cadre simple afin de discuter le problème de l'identification et d'illustrer certaines des principales méthodes d'identification et d'estimation des chocs de la politique monétaire.

La troisième section porte sur certaines des innovations les plus récentes en matière de la modélisation des chocs de la politique monétaire. Il s'agit essentiellement les modèles de politique monétaire à changement de régime, la variation dans le temps des effets estimés de la politique monétaire et les études de cas historiques.

Dans la quatrième section, on s'intéresse à la spécificité théorique et à l'efficacité des chocs de politique monétaire dans les pays en voie de développement. Ensuite, nous présenterons une revue empirique de la littérature sur la relation entre la politique monétaire et la croissance économique dans lesdites pays.

1.1. Politique monétaire et croissance économique : cadre théorique

La politique monétaire et les théories de la croissance économique ont évolué rapidement au fil du temps, dominées par les dissimilitudes, les obscurités, l'inconclusivité et les courants croisés.² Les théories de la croissance économique et de la politique monétaire remontent à la théorie quantitative de la monnaie.³ Cependant, les théories modernes ne sont apparues que dans les années 1930, avec la théorie keynésienne de la préférence pour la liquidité, suivie du monétarisme (une variante de la théorie quantitative de la monnaie), puis de plusieurs théories, à savoir les nouveaux cycles économiques réels classiques, le nouveau modèle keynésien et le modèle du « nouveau consensus », qui sont au centre de l'analyse de la politique monétaire depuis une vingtaine d'années.⁴ Au fil des ans, l'incidence à court et à long terme de la politique monétaire sur les variables réelles, en particulier sur la production, est restée ambiguë au centre des recherches.⁵ La plupart des études ont porté essentiellement sur la neutralité de la politique monétaire à long terme et sur les pays développés.⁶

1.1.1. Revue théorique de la littérature

La théorie monétaire classique est la première théorie de politique monétaire reconnue et intégrée dans la théorie quantitative de la monnaie d'Irving Fisher, qui établit les fondements du lien entre la politique monétaire (la monnaie) et les variables économiques. Dans cette théorie, la vitesse de circulation de la monnaie et la production sont toutes

2. Brunner, K. & Meltzer, A. H. (1972). Money, Debt, and Economic Activity. *Journal of Political Economy*, 80(5), 951-977.

3. Galí, J. (2008). Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle : An Introduction to the New Keynesian Framework. Princeton University Press.

4. Arestis, P. & Sawyer, M. (2008). A Critical Reconsideration of the Foundations of Monetary Policy in the New Consensus Macroeconomics Framework. *Cambridge Journal of Economics*, 32(5), 761-779.

5. Walsh, C. (2017). Monetary Theory and Policy. MIT Press.

6. Asongu, S. (2014). A Note on the Long-Run Neutrality of Monetary Policy : New Empirics. *European Economics Letters*, 3, pp. 1-6.

deux supposées constantes, de sorte que toute augmentation de la quantité de monnaie ne fera finalement qu'augmenter les prix proportionnellement. La croissance à long terme n'est influencée que par des facteurs réels, et la masse monétaire est neutre, à la fois, à court et à long terme.⁷ Keynes a rejeté la théorie quantitative de la monnaie, tant sur le plan théorique que comme outil de politique macroéconomique appliquée, parce que la vitesse de circulation de la monnaie est instable et non constante. La théorie quantitative de la monnaie suppose également l'absence d'arbitrage entre l'inflation et la production.⁸ Le keynésianisme soutient que les prix sont rigides et que la quantité de monnaie s'ajuste rapidement. La demande de monnaie n'est pas exogène mais endogène et dépend du revenu et des taux d'intérêt, comme l'explique la théorie de la préférence pour la liquidité. La théorie suppose également une relation positive entre la production et le taux d'intérêt, en se fondant sur la relation entre la préférence pour la liquidité et l'offre de monnaie, aussi appelée courbe LM. La version de base du modèle IS-LM suppose un niveau de prix fixe : elle ne peut donc pas servir à analyser l'inflation mais la production à court terme.⁹

La théorie des préférences de liquidité combine la demande de monnaie avec la quantité de monnaie fournie par la banque centrale pour déterminer le niveau d'équilibre monétaire. Cet équilibre fait du taux d'intérêt un phénomène monétaire. On suppose que la masse monétaire est exogène et que toute augmentation de la masse monétaire entraînera une baisse du taux d'intérêt à laquelle la quantité de monnaie demandée est égale à l'offre. La baisse des taux d'intérêt a une réaction positive sur l'efficacité marginale du capital et de l'investissement, ce qui entraîne une expansion de la production. La vision de Hicks IS-LM de la théorie générale de Keynes a toutefois été contestée empiriquement.¹⁰

Keynes était sceptique quant à l'efficacité de la politique monétaire lorsque l'économie se trouve dans une trappe à liquidité et aussi en raison de l'incertitude qui règne sur les marchés financiers. Il était en faveur d'un rôle plus prononcé de la politique budgétaire. L'hypothèse d'une offre exogène de monnaie, tant dans la théorie classique que dans

7. *Op. cit.* Galí (2008).

8. Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Employment, Interest and Money*. Macmillan.

9. Hicks, J. (1937). Mr Keynes and the Classics ; a Suggested Interpretation. *Econometrica*, 5, 147-159.

10. Voir, entre autres, Robinson (1962), Robinson (1969) et Backhouse et Bateman (2011).

la théorie keynésienne, avait également été remise en question et écartée dans les théories ultérieures et modernes.¹¹ La faiblesse prolongée des taux d'intérêt dans la théorie keynésienne aurait également des distorsions sous forme de bulles de prix d'actifs non durables.¹²

La théorie monétariste est apparue dans les années 1950, tirant sa pierre angulaire de la théorie quantitative de la monnaie et supposant que la vitesse de circulation de la monnaie dans la théorie quantitative est généralement stable, ce qui implique que le revenu nominal est largement lié à la masse monétaire.¹³ Les monétaristes soutiennent le principe de l'arbitrage entre l'inflation et la production, mais ils reformulent la courbe de Philips en fonction du salaire réel et non du salaire nominal.¹⁴ L'équilibre sur le marché du travail est obtenu au taux naturel et les hypothèses de rigidité des salaires prévalent. Les rigidités nominales des salaires et des prix impliquent que la politique monétaire affecte le revenu réel à court terme (stabilisation) : une augmentation de la masse monétaire aurait un accroissement temporaire de la production réelle (PIB) et de l'emploi à court terme, mais aucun impact à long terme en raison de l'effet compensateur d'une augmentation du prix général. La masse monétaire à long terme est inflationniste, la théorie suppose donc une neutralité monétaire à long terme. De nombreux éléments de preuve, même dans la littérature récente, viennent confirmer cette hypothèse.¹⁵

Toutefois, le monétarisme a été remis en question par la suite en raison des développements technologiques et de l'instabilité de la fonction de demande de monnaie.¹⁶ Le monétarisme supposait également une offre exogène de monnaie, ce qui a été contesté sur le plan théorique et empirique.¹⁷ L'hypothèse d'une vitesse constante de circulation de

11. Romer, D. (2018). *Advanced Macroeconomics* (Fifth). McGraw-Hill Education.

12. Schwartz, A. (2009). Origins of the Financial Market Crisis of 2008. *Cato Journal*, 29, 19-23.

13. Cf. Friedman et Schwartz (1963a), Friedman (1968) et Friedman et Schwartz (1970).

14. Cf. Gottschalk, J. (2005). *Monetary Policy and the German Unemployment Problem in Macroeconomic Models : Theory and Evidence*. Springer-Verlag.

15. Voir notamment, Bernanke et Mihov (1998), Bullard (1999) et Nogueira (2009).

16. White, W. R. (2013). Is Monetary Policy a Science? The Interaction of Theory and Practice over the Last 50 Years. *SUERF 50th Anniversary Volume Chapters* (Pages 73-116). SUERF - The European Money and Finance Forum.

17. Romer, D. (2018). *Advanced Macroeconomics* (Fifth). McGraw-Hill Education.

la monnaie a également été contestée.¹⁸ La neutralité à long terme de la monnaie a également été remise en question dans la littérature empirique : Evans (1996) constate que la monnaie n'est pas neutre à long terme si elle ne l'est pas à court terme, en particulier si la croissance est endogène. Si la croissance est exogène, la neutralité à long terme est constatée.¹⁹

Le post-monétarisme a également été largement dominé par les modèles de cycle économique réel, le nouveau modèle classique, les nouveaux modèles keynésiens et le modèle du nouveau consensus. La différence entre ces théories est en fait mince et concerne le traitement des rigidités nominales des salaires et des prix ainsi que le traitement de la demande.²⁰ Le nouveau modèle monétaire classique suppose également une concurrence parfaite et une flexibilité totale des prix sur tous les marchés. Le modèle prédit également la neutralité (ou la quasi-neutralité) de la politique monétaire à l'égard des variables réelles. Le nouveau modèle classique repose sur quatre hypothèses importantes, à savoir : les anticipations rationnelles, l'hypothèse du taux naturel, la compensation continue sur le marché et l'existence d'une information imparfaite chez les agents (l'information imparfaite détermine les cycles dans ces modèles). La dynamique d'équilibre de l'emploi, de la production et du taux d'intérêt réel est déterminée indépendamment de la politique monétaire, et les variations de la technologie sont supposées être le seul véritable moteur.

Ces hypothèses ont établi les fondements de la nouvelle théorie classique du cycle économique réel (*real business cycle*), qui repose sur deux principes : La monnaie a peu d'importance dans les cycles économiques et, deuxièmement, les cycles économiques sont créés par des agents rationnels qui réagissent de façon optimale aux chocs réels (surtout la technologie) dans un environnement caractérisé par une concurrence parfaite et des marchés sans friction. La politique monétaire (anticipée) n'aura aucun effet sur le PIB réel selon l'hypothèse des anticipations rationnelles et celle de la compensation continue de marché. Seules les surprises (inattendues) de la politique monétaire auraient un effet temporaire sur les variables réelles. Les hypothèses de compensation continue du marché et

18. Mishkin, F. S. (2007). *Monetary Policy Strategy*. The MIT Press.

19. Evans, P. (1996). Growth and the Neutrality of Money. *Empirical Economics*, 21(1), 187-202.

20. Cf. Goodfriend et King (1997) et Palley (2007).

de flexibilité des salaires et des prix ainsi que d'ajustement instantané de l'économie à son équilibre de long terme ont été rejetées par les théoriciens néokeynésiens.²¹ De nombreuses études empiriques rejettent également la pertinence de la théorie.²² L'intégration des prix rigides et de la concurrence monopolistique dans les cadres de cycle économique réel est devenue la principale caractéristique distinctive de la nouvelle économie keynésienne.²³

Dans les nouveaux modèles keynésiens, les prix et/ou les salaires sont temporairement rigides, de sorte qu'en réaction à des chocs extérieurs, avec des changements de politique budgétaire ou monétaire, les quantités s'ajustent. Les entreprises en situation de concurrence monopolistique fixent les prix sur le marché des biens, et les ménages fixent les salaires sur le marché du travail. La nouvelle économie keynésienne désigne le réoutillage des modèles keynésiens traditionnels pour les rendre compatibles avec les facteurs micro-économiques fondamentaux. La théorie soutient la neutralité à long terme et postule que la politique monétaire ne peut influencer sur la production qu'à court terme. Les données empiriques sur l'utilisation des nouveaux modèles keynésiens demeurent peu nombreuses, et l'applicabilité de la théorie est contestée en partie en raison de l'absence du rôle de la monnaie.²⁴

Le modèle du nouveau consensus est devenu un produit du nouveau modèle classique et du nouveau modèle keynésien ; il confirme les anticipations rationnelles du premier et conserve les rigidités à court terme des salaires et des prix du second. Il est également devenu un fondement de la poursuite de cibles d'inflation où la stabilité des prix était l'objectif primordial tandis que les autres objectifs, dont la croissance, devenaient secondaires. Les taux d'intérêt sont également considérés comme le seul instrument de politique monétaire. Le modèle postule que la politique monétaire devrait être axée sur la stabilisation de la production à court terme et la stabilité des prix à long terme. La dynamique à court terme est fondée sur les rigidités nominales temporelles mais, grâce à des anticipations

21. Mankiw, N. G. (2006). The Macroeconomist as Scientist and Engineer. *Journal of Economic Perspectives*, 20(4), 29-46.

22. Cf. Gottschalk (2005).

23. Goodfriend et King (1997).

24. *Op. cit.*, Arestis et Sawyer (2008).

rationnelles, le marché est en mesure de s'affranchir et donc de ne pas avoir d'implications à long terme sur l'activité économique. La stabilisation de la production est également tracée dans la courbe de demande globale du modèle de nouveau consensus, où le niveau de la production est inversement proportionnel au taux d'intérêt réel. Cela implique que la politique monétaire peut influencer à court terme sur la demande, qui finit par converger vers l'équilibre à long terme de l'offre.²⁵

Cependant, le modèle du nouveau consensus fait l'objet de critiques convaincantes quant à ses hypothèses et à sa faisabilité. Il existe peu de preuves empiriques pour confirmer la théorie.²⁶ L'absence de rôle de la monnaie et du taux de change, le traitement inadéquat des marchés (financiers, du travail et des capitaux), l'accent mis sur un instrument unique et des banques centrales indépendantes réduisent l'utilité de son fonctionnement, en particulier pour les pays en voie de développement et les économies ouvertes. Le modèle du nouveau consensus peut aussi ne pas convenir aux économies où l'inflation est constamment induite par l'offre, de même que son hypothèse théorique d'élasticité de l'inflation à d'autres variables.²⁷ Le régime de cibles prospectives de stabilisation de la production a fait l'objet de certains travaux récents.²⁸

Le rejet sous-jacent du modèle de nouveau consensus non seulement enflamme le débat sur les théories antérieures, mais il soulève aussi une crise de consensus sur le rôle de la politique monétaire sur la croissance économique.²⁹

1.1.2. Demande de monnaie et règle de Friedman

La théorie économique présuppose que les objectifs les plus importants d'une banque centrale sont un faible taux d'inflation et une monnaie nationale stable. La majorité

^{25.} Fontana, G. & Palacio-Vera, A. (2007). Are Long-Run Price Stability and Short-Run Output Stabilization All That Monetary Policy Can Aim For. *Metroeconomica*, 58, 269-298.

^{26.} Cf. Chari, Kehoe et McGrattan (2008) et Arestis et Sawyer (2008).

^{27.} Cf. Arestis (2009), Arestis et Sawyer (2008) et Fontana et Palacio-Vera (2007).

^{28.} Voir par exemple, Woodford, M. (2007). The Case for Forecast Targeting as a Monetary Policy Strategy. *The Journal of Economic Perspectives*, 21(4), 3-24.

^{29.} Cf. Fontana, G. (2010). The Return of Keynesian Economics : A Contribution in the Spirit of John Cornwall's Work. *Review of Political Economy*, 22(4), 517-533.

des pays indiquent également que la croissance économique (croissance du PIB) est l'un des objectifs de leur politique monétaire. Cependant, dans la hiérarchie des objectifs, elle est inférieure à la stabilité monétaire et financière. La théorie monétaire accorde une priorité absolue aux objectifs de stabilité monétaire et au faible taux d'inflation, et presque tous les économistes s'accordent à dire que l'utilisation de la politique monétaire pour la croissance économique entraîne généralement une inflation plus élevée, sans impact réel sur la croissance économique. C'est ce qu'on appelle le concept de neutralité monétaire à long terme, bien que la plupart des théoriciens et des praticiens de la politique monétaire (représentants des principales écoles d'économie) ne contestent pas l'incidence à court terme de la politique monétaire sur la croissance économique.

La demande de monnaie détermine les facteurs qui sont à la base de l'offre et de la demande de monnaie, ainsi que le volume de monnaie qui peut assurer le processus normal de la croissance économique sans conséquences inflationnistes. Elle est connue sous le nom de la théorie quantitative de la monnaie³⁰ et se présente sous deux formes de base :

$$Mv = py \tag{1.1}$$

$$M = kpy \tag{1.2}$$

L'équation (1.2) montre la version du revenu de la théorie quantitative de la monnaie, où (M) est la masse monétaire, (v) est la vitesse de circulation de la monnaie, (p) est le niveau général des prix et (y) est le volume de la production (produit intérieur brut).

La version du revenu de la théorie quantitative de la monnaie est fondée sur deux hypothèses. Selon la première hypothèse, (v) et (y) sont constants à court terme et dépendent de facteurs réels. Pour la deuxième hypothèse, la causalité va de la monnaie aux prix : une augmentation du montant de la monnaie, avec (v) et (y) inchangés, conduit à un taux de croissance proportionnel.

L'équation (1.2) illustre l'approche dite de « *Cambridge* » de la théorie quantitative

30. En anglais, *Quantity Theory of Money*.

de la monnaie. Selon cette approche, la demande réelle de monnaie (monnaie à pouvoir d'achat constant $\frac{M}{p}$) est proportionnelle au produit national brut réel exprimé par le coefficient (k) qui est égal à la valeur réciproque de la vitesse de circulation de la monnaie ($k = \frac{1}{v}$). L'approche de « *Cambridge* » peut être transformée en une forme fonctionnelle dans laquelle la demande de monnaie dépend du PIB réel et du taux d'inflation (π), qui est le coût d'opportunité de la détention de monnaie :

$$\frac{Md}{p} = f(y_r, \pi) \quad (1.3)$$

Si le point de départ est l'expression (1.2), il est possible de montrer que la transformation logarithmique et la différenciation en fonction du temps, (en supposant que $v = 0$), permettent d'obtenir l'expression suivante³¹ :

$$\pi = m^s - y_r \quad (1.4)$$

L'équation exprime maintenant toutes les grandeurs sous forme de taux de croissance. D'ailleurs, en tenant compte du fait que l'offre et la demande de monnaie sont égales ($\frac{Ms}{p} = \frac{Md}{p}$), nous obtenons alors la règle monétaire de Friedman selon laquelle le taux d'inflation est égal à la différence entre le taux de croissance de l'offre de monnaie (qui est égal à la demande de monnaie) et le taux de croissance du volume de la production. En d'autres termes, si $m^s = y_r \rightarrow \pi = 0$, c'est-à-dire si le taux de croissance de la masse monétaire augmente dans la même proportion que le taux de croissance du volume de production, alors il n'y a pas d'augmentation des prix, ce qui ne se produit que si la masse monétaire croît plus vite que la croissance du volume de production. Cette règle et le coefficient (k), maintiennent le rapport entre le stock de biens et les fonds du marché monétaire, assurant ainsi la stabilité des prix à long terme. Toutefois, cela implique l'obligation pour une banque centrale d'être guidée par la demande de monnaie

31. L'équation (1.2) est accompagnée de $k = \frac{M}{py} = \text{constante}$. En prenant le logarithme, on obtient : $\ln(M) - \ln(p) - \ln(y) = 0$. En différenciant selon l'échelle de temps pour M , on obtient : $\frac{d \ln(M)}{dt} = \frac{dM}{dt} \frac{1}{M} = m^s$, et c'est exactement le taux de croissance de la masse monétaire en version temps continu. Alors que l'équation en temps discret est : $\frac{\Delta M}{M} = \frac{M_t - M_{t-1}}{M_{t-1}}$ en pourcentage. Donc : $m^s - \pi - y_r = 0$, qui est la conséquence de l'équation (1.4).

et la croissance proportionnelle du PIB réel. Milton Friedman a suggéré la théorie, qu'il a constamment défendue, selon laquelle la banque centrale dans une économie de marché devrait être déterminée pour un taux de croissance monétaire constant à long terme qui suivra éventuellement le taux de croissance économique réelle à long terme.

1.1.3. La masse monétaire et son processus de création

En théorie macroéconomique, la masse monétaire est traitée comme une grandeur exogène gérée par la banque centrale. La fonction d'offre de monnaie est généralement donnée comme une relation entre la quantité de monnaie qui est la variable dépendante, et le niveau de revenu (produit intérieur brut) et le taux d'intérêt en tant que valeurs indépendantes. La relation avec le revenu (Y) est directement proportionnelle et celle avec le taux d'intérêt (i) est inversement proportionnelle, ce qui est indiqué ci-dessous par le signe sous les variables de l'équation suivante :

$$\frac{M}{p} = f\left(Y, i_{+,-}\right) \quad (1.5)$$

Une telle relation fonctionnelle entre la masse monétaire d'un côté, et le revenu et le taux d'intérêt de l'autre, est donnée dans un modèle IS-LM où la relation entre l'offre et la demande de monnaie est présentée à la figure (1.2).

Il convient de noter que la banque centrale contrôle en fait la base monétaire (BM) et que la masse monétaire est le résultat de la base monétaire (BM) multipliée par le multiplicateur monétaire (mm) : $Ms = BM \times mm$.

Le processus de multiplication de la monnaie et de création de la masse monétaire se fait par le biais du système bancaire, la banque centrale ne peut le contrôler donc qu'indirectement. Les équations suivantes montrent ce mécanisme :

$$R = (r \times D) + RE \quad (1.6)$$

$$M = mm \times BM \quad (1.7)$$

$$l = \frac{L}{D} \quad (1.8)$$

$$e = \frac{RE}{D} \quad (1.9)$$

$$R = RO + RE \quad (1.10)$$

$$mm = \frac{1 + l}{r + e + l} \quad (1.11)$$

Où les symboles dans les équations précédentes ont les significations suivantes : BM est la base monétaire, L est la monnaie liquide, R est le montant total des réserves dans le système bancaire, D représente les dépôts de transaction dans les banques, RE représente les réserves excédentaires dans le système bancaire, r est le taux des réserves obligatoires obtenu comme le rapport entre les réserves obligatoires des banques RO et le montant total des dépôts de transaction ($r = \frac{RO}{D}$), mm est le multiplicateur monétaire comme le rapport entre la masse monétaire et la base monétaire, l est la part de l'argent liquide dans les dépôts, e est la part des réserves excédentaires dans les dépôts, R représente les réserves totales, RO est la somme des réserves obligatoires et enfin RE représente les réserves excédentaires.

Il convient de souligner que la banque centrale contrôle la base monétaire en tant que somme de liquidités et de réserves dans le système bancaire. La base monétaire passe ensuite par le système de multiplication crédit-monnaie, créant ainsi l'offre de monnaie, qui est donnée dans l'équation (1.7). La banque centrale peut agir sur la masse monétaire principalement par le biais de son action sur le multiplicateur monétaire, c'est-à-dire par la détermination du taux de réserves obligatoires, mais elle n'influe qu'indirectement sur les paramètres (l) et (e). Il est facile de montrer que l'augmentation des paramètres (e) et (l)

fait évidemment baisser le multiplicateur si les autres circonstances restent inchangées.³² De plus, une augmentation du taux des réserves obligatoires et du taux d'intérêt réduit le multiplicateur monétaire et donc la masse monétaire.

Le processus de multiplication du crédit dans les banques n'a rien à voir avec la demande de monnaie. En effet, l'offre de monnaie et la demande de monnaie sont mises sur le même pied indirectement, comme l'illustre la figure (1.1).

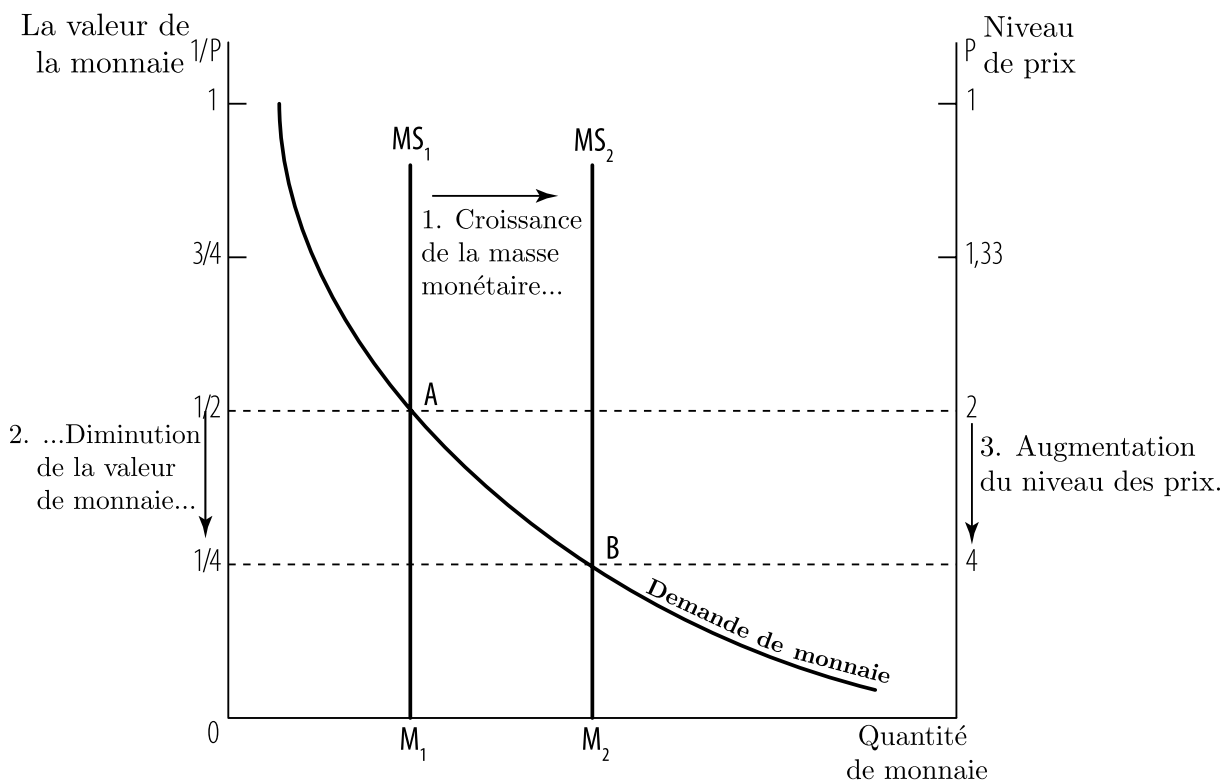


Figure 1.1 : Équilibre entre l'offre et la demande de monnaie

Comme le montre la figure(1.1), l'offre et la demande de monnaie sont équilibrées par une réduction de la valeur de la monnaie et une hausse des prix (une croissance de la masse monétaire jusqu'au niveau de MS_2 entraîne une hausse des prix, c'est-à-dire une diminution de la valeur de la monnaie au point B par rapport au point d'équilibre initial A). En d'autres termes, la première conséquence du processus de création de monnaie,

³². Si nous faisons une simulation numérique avec des valeurs spécifiques pour les paramètres (e) et (l) dans l'équation (1.11), on peut voir que la valeur de (mm) diminue tandis que les valeurs de (e) et (l) augmentent. Cela est également évident sur le plan économique, car la croissance de (l) augmente la part des liquidités et réduit les actifs disponibles pour la multiplication et aussi la hausse de e augmente le montant des réserves dans le système bancaire. La corrélation négative de ces paramètres avec le multiplicateur monétaire confirme en outre que le contrôle de la masse monétaire n'est possible que de manière indirecte.

qui ne se superpose pas à la règle et à la logique de base de la théorie quantitative de la monnaie, est une hausse générale des prix. Les données empiriques dans la plupart des pays montrent que le niveau des prix a augmenté des dizaines de fois au cours des quatre-vingts dernières années et ce fait est une conséquence directe du mode de création de la masse monétaire, qui s'est formée indépendamment de la demande de monnaie et du mouvement du PIB réel.

La deuxième conséquence majeure d'une telle création de la masse monétaire est que le principal instrument opérationnel de la politique monétaire devient le taux d'intérêt et non la masse monétaire. En fait, l'instrument le plus important de la politique monétaire américaine est constitué par les opérations d'*open market* dont est dérivé l'instrument opérationnel du taux d'intérêt sur les fonds fédéraux, étant défini à un certain niveau, et la masse monétaire y est ajustée.³³ Ce mécanisme est prévu dans le cadre du modèle IS-LM où l'offre et la demande de monnaie sont équilibrées par le niveau des taux d'intérêt, qui découle de la théorie de la préférence pour la liquidité de Keynes (figure 1.2).

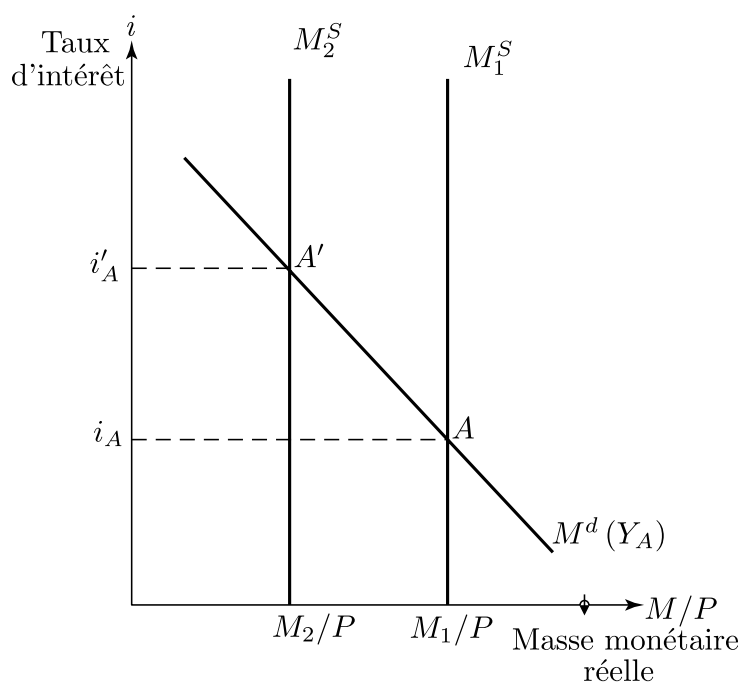


Figure 1.2 : Équilibre entre l'offre et la demande de monnaie - courbe LM

³³. Il s'agit essentiellement de la politique menée par la Banque centrale européenne, la Banque d'Angleterre et la Banque nationale de Serbie (taux d'intérêt dit de référence), bien que la plupart de ces banques définissent l'inflation comme leur cible de base, l'objectif final de la politique monétaire à atteindre.

Lorsqu'une banque centrale vise un taux d'intérêt pour réduire les pressions inflationnistes dues à une expansion excessive de la masse monétaire, les taux d'intérêt doivent augmenter. Si la demande de monnaie reste inchangée, la hausse des taux d'intérêt (figure 1.2) entraîne une réduction de la quantité de monnaie qui est ajustée passivement au taux d'intérêt cible (le taux d'intérêt monte au niveau i'_A et la masse monétaire est ramenée au niveau de M_2/P). Les principales conséquences de la hausse des taux d'intérêt ou d'un niveau élevé des taux d'intérêt sont : une baisse de l'activité économique, un faible niveau d'investissements et un ralentissement de la croissance économique.³⁴

La troisième conséquence majeure de cette politique monétaire est que les opérations d'*open market* deviennent le mécanisme prédominant de création de la base monétaire par la banque centrale et que le mécanisme de création de monnaie basé sur la politique d'escompte est laissé de côté. La création de monnaie sur la base de la politique d'escompte et de l'escompte des titres est directement liée aux besoins de l'économie et à la règle de Friedman concernant la masse monétaire et le volume de production. Le mécanisme des opérations d'*open market* a finalement conduit à l'expansion des marchés de valeurs mobilières et des marchés financiers qui ont été utilisés à l'occasion comme moyen de neutralisation (stérilisation) de l'offre excédentaire de monnaie afin de prévenir les pressions inflationnistes. L'expansion des marchés financiers a progressivement conduit à un secteur financier excessif et hypertrophique par rapport au secteur réel et a produit des bulles spéculatives.³⁵ Néanmoins, le marché des valeurs mobilières et la faiblesse de la réglementation de la Réserve Fédérale, ont conduit à la crise économique et financière mondiale qui a débuté aux États-Unis et qui a débordé au reste du monde. Les cycles économiques sont une conséquence directe de la politique monétaire fondée sur la multiplication des crédits. En effet, les faillites bancaires périodiques et les dépôts en péril provoquent la méfiance, la longue durée de la crise (la « trappe à liquidité ») et des faillites massives, non seulement d'entreprises et de banques mais aussi d'États, ce qui conduit à la croissance

34. Ces conséquences caractérisent l'économie mondiale particulièrement depuis la fin des années 1960 et le début des années 1970.

35. Ce qui est décrit en détail en : Krugman, P. (2008). *The Return of Depression Economics and the Crisis of 2008* (First Edition). W. W. Norton

de la pauvreté et du chômage.

La détermination du taux d'intérêt est dérivée de la fameuse règle de Taylor dont la formule principale, avec des modifications selon les banques centrales, se présente comme suit :

$$i_n = i_r + \alpha (\pi - \pi^*) + \beta (Y - Y^*) \quad (1.12)$$

La règle de Taylor suggère qu'une banque centrale est régie par une cible de taux d'intérêt nominaux (i_n), qui est égale à la somme du taux d'intérêt réel (i_r) et de deux écarts : entre l'inflation effective et l'inflation attendue ($\pi - \pi^*$) et entre le produit intérieur effectif et le produit intérieur potentiellement d'équilibre ($Y - Y^*$). Au lieu d'établir une relation entre la masse monétaire et le PIB réel, la relation est indirecte, par le biais des taux d'intérêt, ce qui peut entraîner une hausse des taux d'intérêt, une réduction du niveau de l'activité économique et la chute dans ce que l'on appelle la trappe à liquidité, dans des conditions de dépression.

Un certain nombre d'articles ont été publiés sur l'analyse de la politique monétaire et la règle de Taylor, et tous concluent plus ou moins que, dans la pratique, les autorités monétaires ont respecté cette règle et ont obtenu de bons résultats en matière de maîtrise de l'inflation. Dans son étude, Taylor analyse lui-même les effets de pas moins de 18 variétés de politique monétaire, et il souligne le fait que la politique monétaire et les activités de crédit peuvent avoir des effets importants sur le PIB réel.³⁶

Un argument solide en faveur de l'impact réel de la masse monétaire sur le produit intérieur et les cycles économiques est fourni par Mishkin (2016), qui montre que la croissance de la masse monétaire précède d'un demi-cycle la baisse de la croissance du PIB réel, ce qui confirme sans doute deux faits : premièrement, la tendance de la masse monétaire est le facteur le plus responsable de la création des cycles économiques et, deuxièmement, la masse monétaire a des effets réels sur les variations de la production.³⁷ Les données

36. Taylor, J. B. (2000). Alternative Views of the Monetary Transmission Mechanism : What Difference Do They Make for Monetary Policy ? *Oxford Review of Economic Policy*, 16(4), 60-73.

37. Mishkin, F. S. (2016). The Economics of Money, Banking, and Financial Markets (11th, global). Pearson.

statistiques documentées par Friedman et Schwartz (1963b)³⁸, ainsi que les données accumulées au cours du XX^{ème} siècle, montrent qu’une réduction de la masse monétaire précède toujours une diminution de l’activité économique. Il ne fait aucun doute qu’il existe une corrélation et une causalité entre la masse monétaire et le niveau d’activité économique provenant de la masse monétaire et que les périodes de réduction de la masse monétaire ont été suivies d’un déclin de l’activité économique. Ceci est confirmé par la crise économique mondiale des années 2007-2012, mais aussi par l’expérience et les leçons de la Grande Dépression de 1929-1933. Friedman lui-même démontre empiriquement de manière convaincante que la réduction de la masse monétaire de la Réserve Fédérale a été la cause fondamentale du déclin de la production et de la profonde crise économique du début des années 1930. La Réserve Fédérale, qui a été créée pour prévenir l’instabilité du système monétaire et financier, n’a fait que renforcer et approfondir la tendance à la baisse de l’activité économique. Si la politique monétaire peut entraîner une baisse à long terme du niveau de l’activité économique réelle, il semble raisonnable qu’elle puisse provoquer une croissance économique à long terme sans conséquences sur l’inflation, ce qui implique le rejet du postulat de la neutralité à long terme de la monnaie. Toutefois, le rejet de ce postulat implique un mode différent de création de monnaie et une nouvelle combinaison d’instruments de politique monétaire.

1.1.4. Instruments de politique monétaire en faveur de la croissance économique

Dans la théorie quantitative de la monnaie, la vitesse de circulation de la monnaie joue un rôle principal. En effet, la prémisse de base du modèle de cette théorie est que la vitesse constante de circulation de la monnaie est déterminée par des facteurs réels. Partant de cette hypothèse, il est possible de formuler une règle sur la relation entre la masse monétaire et le PIB réel. Toutefois, cette dernière présente divers aspects théoriques :

1. L’école classique représente la thèse que la vitesse de circulation de la monnaie est

38. Cf. Friedman, M. & Schwartz, A. J. (1963a). Money and Business Cycles. *The Review of Economics and Statistics*, 45(1), 32-64

constante, il est alors possible de contrôler la fonction de demande.

2. L'école keynésienne suppose que la vitesse de circulation de la monnaie n'est pas constante et qu'elle est proportionnelle aux taux d'intérêt. Voici la formule de base qui exprime cette relation :

$$v = \frac{py}{M} = \frac{Y}{f(i, Y)} \quad (1.13)$$

Les affirmations selon lesquelles la vitesse de circulation de la monnaie dépend des taux d'intérêt et qu'une hausse des taux d'intérêt entraîne une variation de la vitesse de circulation dans le même sens sont d'une importance capitale. En d'autres termes, si le taux d'intérêt est le principal déterminant de la vitesse de circulation de la monnaie et que leur relation est directement proportionnelle, il est possible de maintenir la vitesse de circulation de la monnaie sous contrôle avec une politique de taux d'intérêt stables et bas à long terme, et de la stabiliser davantage en ajustant la masse monétaire dans le sens opposé au mouvement de la vitesse de circulation de la monnaie.

3. La théorie monétaire considère que la fonction de la demande de monnaie (dont la vitesse de circulation de la monnaie fait partie intégrante) est stable dans le temps et que cette stabilité est maintenue même dans des conditions d'hyperinflation, comme le montre Cagan (1956).³⁹ La demande de monnaie et la vitesse de circulation de la monnaie sont en fait les fonctions du revenu permanent (Y_p), dont la taille est stable sur une longue période.

La vitesse de circulation de la monnaie est donc instable ce qui doit être tenu compte dans la définition de la politique monétaire. La conséquence la plus importante de cette attitude est liée à l'offre de monnaie et à la règle de Friedman. Si nous revenons à l'équation (1.4), et supposons que $v \neq 0$, alors l'équation, où tous les termes sont donnés

39. Cagan (1956) montre que l'inflation est causée par une expansion monétaire excessive, que la masse monétaire est exogène et égale à la demande de monnaie par le biais des augmentations de prix. De plus, Cagan conclut (en élaborant un modèle empirique et en le testant) qu'une fonction de la demande de monnaie est stable dans des conditions d'hyperinflation parce que les conditions de stabilité dynamique ne sont pas affectées même avec la hausse explosive des prix. Les attentes inflationnistes de Cagan (1956) sont modélisées par un schéma adaptatif.

en taux de croissance, devient :

$$\pi + y = m^S + v \quad (1.14)$$

En effet, pendant la récession et le ralentissement de l'activité économique, la vitesse de circulation de la monnaie ralentit par rapport au niveau d'équilibre de la période de stabilité, ce qui signifie qu'une quantité supplémentaire de monnaie doit être imprimée car la réduction de la vitesse agit pour réduire davantage la masse monétaire. Dans ce cas, la politique monétaire expansionniste n'agit pas de manière inflationniste, mais compense seulement la réduction de la masse monétaire et empêche l'aggravation de la récession.⁴⁰ Le fait de la réduction de la vitesse de circulation de la monnaie est mieux illustré par le phénomène de remonétisation qui se produit après les hyperinflations majeures.⁴¹ De plus, dans des conditions de forte inflation et d'hyperinflation, la vitesse de circulation de la monnaie augmente sensiblement en raison des coûts d'opportunité élevés de la détention de liquidités. Dans ces conditions, la masse monétaire est encore multipliée par l'effet de la croissance de la vitesse de circulation, de sorte que la politique monétaire devrait être extrêmement restrictive pour tenter de stabiliser les prix. La théorie monétaire actuelle ne tient généralement pas compte du phénomène de hausse et de baisse de la vitesse de circulation de la monnaie, qui aggrave les cycles économiques et rend le contrôle des prix difficile et la politique monétaire nettement moins efficace. Par conséquent, dans ce cas, la règle monétaire est très simple : le taux de la masse monétaire doit augmenter ou diminuer dans le même pourcentage que le taux d'augmentation ou de diminution de la vitesse de circulation de la monnaie.

L'une des préoccupations les plus importantes est de savoir, si cela est possible, comment contrôler la vitesse de circulation de la monnaie. Si nous partons de l'équation

40. Dans les années 1930, pendant la Grande Dépression, la Réserve Fédérale a agi de façon complètement opposée et le niveau d'activité économique a chuté de près de 40 % au cours de cette période de quatre ans.

41. Comme celle de la République fédérale de Yougoslavie en 1992-1993. En effet, avec la stabilisation du dinar et son rattachement au Deutschmark, la quantité de monnaie est multipliée sans augmentation des prix en raison du ralentissement de la vitesse de la monnaie, à sa valeur d'équilibre avant le déclenchement de l'hyperinflation.

(1.13), nous pouvons constater que la vitesse de circulation de la monnaie augmente avec la hausse du taux d'intérêt et du revenu. Il est donc possible d'observer plusieurs interdépendances dans le contexte de l'offre et de la demande de monnaie qui ont une incidence sur la vitesse de circulation de la monnaie. En d'autres termes, l'offre de monnaie est égale à la demande de monnaie :

$$\frac{M_s}{p} = \frac{M_d}{p} = f(i, Y) \Rightarrow M = P \times f(i, Y) \quad (1.15)$$

Comme la vitesse de circulation de la monnaie est donnée par l'expression $v = \frac{py}{M} = \frac{Y_n}{M}$, il est possible de montrer que :

$$v = \frac{Y_n}{M} = \frac{Y_n}{P \times f(i, Y)} = \frac{py}{P \times f(i, Y)} = \frac{y}{f(i, Y)} \quad (1.16)$$

La vitesse de circulation de la monnaie est égale au rapport entre le revenu réel (Y) et la demande de monnaie réelle, comme le montre l'équation (1.16). Il est clair que la croissance du volume de la production et de l'inflation accélèrent (v). Si la masse monétaire est liée à la croissance du PIB réel, l'inflation sera donc maîtrisée. L'accélération possible de v , due à l'augmentation de Y , peut être neutralisée en réduisant la masse monétaire. D'autre part, un taux d'intérêt stable et bas, pourrait avoir un impact supplémentaire sur le ralentissement de la vitesse de circulation de la monnaie et de la garder sous contrôle.

Friedman lui-même tente de trouver un compromis entre l'approche classique et l'approche keynésienne dans son modèle économique⁴² en décomposant la hausse du produit intérieur brut nominal Y_n en composantes de prix et de quantité. Il établit la relation entre les taux d'intérêt nominaux et réels, la croissance du produit intérieur brut nominal et réel et le taux d'inflation. Cette relation est illustrée dans les équations suivantes :

$$i_N = i_R + \pi^e \quad (1.17)$$

42. Un dilemme se pose si le produit intérieur est fixé au niveau d'équilibre de $Y = Y^*$, ou si les prix sont fixes $P = P^*$

$$y_N^e = y_R + \pi^e y_N^e - y_R = \pi^e \quad (1.18)$$

$$i_N = i_R - y_R + y_N^e i_R - y_R = k_0 \quad (1.19)$$

$$S = \frac{\lambda s}{1 - \lambda s} = (m^s - y_N^e) \quad (1.20)$$

L'équation (1.17) montre la relation habituelle entre le taux d'intérêt nominal, le taux d'intérêt réel et le taux d'inflation. Dans l'équation (1.18), l'inflation correspond à la différence entre le taux de croissance attendu du revenu nominal et le taux de croissance du revenu réel (selon la courbe de Phillips), et le coefficient (k_0) représente la différence entre le taux d'intérêt nominal et le taux de croissance du produit intérieur brut (PIB) nominal. Enfin, l'expression la plus importante pour notre analyse est l'équation (1.20) dans laquelle le coefficient (s), qui est défini comme la dépendance entre la vitesse de circulation de la monnaie et le niveau du taux d'intérêt : $S = \frac{1}{v} \frac{dv}{di}$, tout en étant lié au ratio de la masse monétaire et du produit intérieur brut (selon la règle de Friedman) et avec le paramètre λ comme coefficient d'adaptation. Ainsi, la vitesse de circulation de la monnaie, le taux d'intérêt, le taux de croissance de la masse monétaire et le taux de croissance du produit intérieur brut (PIB) nominal sont interdépendants. La vitesse de circulation de la monnaie augmente chaque fois que le taux de la masse monétaire augmente plus vite que la croissance du PIB. En d'autres termes, la vitesse peut être contrôlée de deux manières : avec la règle de long terme du taux de croissance monétaire constant, qui est liée à la croissance du PIB, ou avec le taux d'intérêt qui aura moins de variabilité pendant une longue période. En effet, les chances que la politique monétaire ait un effet réaliste sur la production augmentent. Friedman intercède pour l'idée de taux d'intérêt bas dans un modèle dans lequel il analyse le montant optimal de monnaie pour les individus et les entreprises. Il conclut que le taux d'intérêt nominal proche de zéro élimine les coûts d'opportunité liés à la détention de la monnaie et il est donc hautement souhaitable. Ensuite, même s'il y a de l'inflation, le taux d'intérêt réel est négatif, ce qui

peut être un incitatif pour les activités d'investissement.⁴³

L'école classique de pensée économique, qui est fondamentalement acceptée par les monétaristes et la nouvelle macroéconomie classique, bien qu'avec la différence relative au court et au long terme, préconise la neutralité de la monnaie à long terme. L'offre globale n'est déterminée que par des facteurs réels à long terme (équation 1.22) et l'effet de la monnaie sur l'activité économique n'est que temporaire. Cela peut être représenté de la manière suivante :

$$Y = Y^* + a(P - P^*) \quad (1.21)$$

$$Y^* = f(L, K, T) \quad (1.22)$$

L'écart entre le produit intérieur effectif et le produit intérieur d'équilibre, lorsque l'inflation effective s'écarte de ses anticipations en raison de chocs monétaires non anticipés (augmentation soudaine de la masse monétaire), ne peut être que temporaire. Cependant, la politique monétaire, qui suivra la règle qu'une vitesse de circulation de la monnaie stable et celle qu'une masse monétaire ajustée au taux de croissance du PIB, aura des effets réels à long terme et il sera alors suffisant d'inclure une variable de la masse monétaire dans l'équation (1.23).

$$Y^* = f(L, K, T, M^S) \quad (1.23)$$

Cela signifie que l'offre globale dépend du travail, du capital et des résidus qui comprennent les facteurs de la technologie et de l'éducation, ainsi que de la masse monétaire générée sur la base de ces deux hypothèses.

Judd et Scadding (1982) et Fischer (1986) présentent des arguments en faveur du choix de la cible de politique monétaire dans le cadre du modèle IS-LM selon la cause du déséquilibre. Si les causes du déséquilibre se situent du côté de la courbe IS (secteur réel), il est préférable de cibler la masse monétaire. Si les causes du déséquilibre se situent du côté de la courbe LM (secteur monétaire), il est préférable de cibler le taux d'intérêt. Cela peut être illustré par la figure (1.3). Il ressort clairement des graphiques que si

43. Ce phénomène s'est produit dans l'économie américaine entre 1933 et le milieu des années 1960 et que c'était la période économiquement la plus favorable pour les États-Unis.

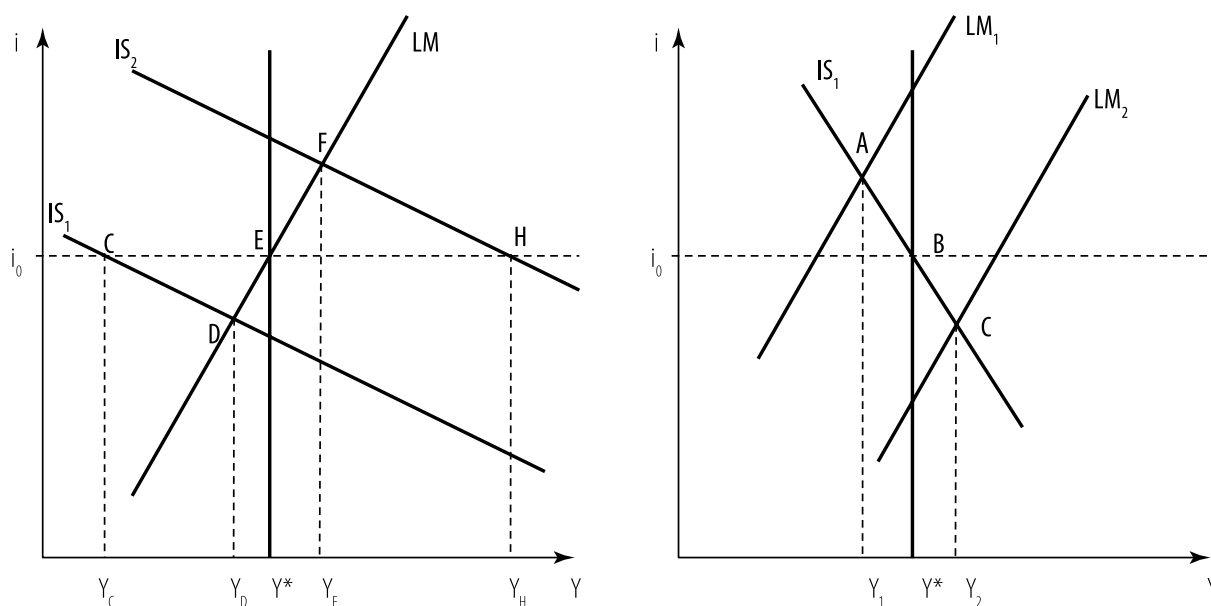


Figure 1.3 : La masse monétaire et le taux d'intérêt comme cibles de la politique monétaire

la cause du déséquilibre se situe du côté de la courbe IS, les fluctuations du PIB sont moindres si la masse monétaire est ciblée (LM est fixe et les fluctuations se situent entre les points D et F). Si les causes du déséquilibre se situent du côté de la courbe LM, alors un taux d'intérêt fixe signifie une fluctuation moindre du PIB (point B). Comme la crise économique se manifeste par un ralentissement dans le secteur réel, en raison de la « trappe à liquidité », bien qu'elle ait commencé dans le secteur monétaire, la politique monétaire dispose donc d'un argument supplémentaire pour faire de la masse monétaire l'outil clé pour surmonter la crise économique.

1.2. Chocs de la politique monétaire : identification et estimation

Une certaine ambiguïté se pose dans la littérature macroéconomique sur la définition du « choc » de la politique monétaire. Sims (1980b) a assimilé les résidus d'une forme réduite du modèle VAR (les innovations) à des chocs macroéconomiques.⁴⁴ Cependant, Romer et

^{44.} Sims, C. A. (1980b). Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, 48(1), 1-48.

Romer (2004) ont élaboré une mesure des chocs de politique monétaire aux États-Unis pour la période 1969-1996 qui est relativement exempte de mouvements endogènes et anticipés.⁴⁵ Le résidu d'une équation monétaire est parfois appelé « innovation monétaire », car c'est la composante de la monnaie qui est « nouvelle », c'est-à-dire qu'elle n'est pas prévue à partir des valeurs passées des variables utilisées.⁴⁶ Bernanke (1986) considère que les chocs devraient être des variables exogènes non corrélées entre elles et avoir une signification économique.⁴⁷ Ramey (2016) considère que les chocs qu'on cherche à estimer comme étant les contreparties empiriques des chocs discutés en théories, tels que les chocs de la politique monétaire, budgétaires et technologiques.⁴⁸

1.2.1. Aperçu historique

L'impact de la politique monétaire sur l'économie réelle est l'une des questions empiriques les plus étudiées en macroéconomie. Les premières contributions les plus importantes sont celles de Friedman et Schwartz en 1963 sous forme d'études de cas historiques et d'analyses de données historiques.⁴⁹ Dès la fin des années 1960 et durant les années 1970, le développement de la théorie des anticipations rationnelles a fait ressortir l'importance de distinguer la partie de la politique monétaire qui relève d'une règle et des chocs de cette règle. Sims (1972), Sims (1980a) et Sims (1980b) a élaboré des méthodes modernes de séries chronologiques qui permettent d'établir cette distinction tout en étudiant les effets de la politique monétaire. Pendant les années 1970 et une grande partie des années 1980, les chocs sur la politique monétaire ont été mesurés comme des chocs à la masse monétaire.⁵⁰ À la lumière de ces travaux pionniers, les auteurs ont montré

45. Romer, C. D. & Romer, D. H. (2004). A New Measure of Monetary Shocks : Derivation and Implications. *The American Economic Review*, 94(4), 1055-1084.

46. *Op. cit.*, Sims (1980b), p : 21.

47. Voir, Bernanke, B. S. (1986). Alternative Explanations of the Money-Income Correlation. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 25, 49-99, pp : 52-55.

48. Ramey, V. A. (2016). Chapter 2 - Macroeconomic Shocks and Their Propagation. In J. B. Taylor & H. Uhlig (Éditeurs). Elsevier.

49. Cf. Friedman, M. & Schwartz, A. J. (1963b). A Monetary History of the United States, 1867-1960. Princeton University Press.

50. Voir, par exemple, Sims (1972), Barro (1977) et Barro (1978).

que la monnaie était la cause, au sens de Granger, du revenu et que les fluctuations de la masse monétaire pouvaient expliquer une fraction importante des fluctuations de la production. Toutefois, Sims (1980a) et Litterman et Weiss (1985) ont découvert que l'inclusion des taux d'intérêt dans le modèle VAR réduisait considérablement l'importance des chocs sur la masse monétaire pour expliquer la croissance économique, et beaucoup d'autres ont conclu que la politique monétaire n'était pas importante pour comprendre les fluctuations économiques.⁵¹

Il y a eu deux réfutations majeures à l'idée que la politique monétaire n'était pas importante pour comprendre les fluctuations économiques. La première réfutation a été faite par Romer et Romer (1989), qui ont élaboré une série de travaux sur les chocs de la politique monétaire dans l'esprit des travaux de Friedman et Schwartz (1963b). Ils ont identifié les dates auxquelles la Réserve fédérale « a tenté d'exercer une influence contracyclique sur l'économie afin de réduire l'inflation ».⁵² De même, ils ont constaté que la production industrielle avait considérablement diminué après l'une de ces « dates Romer ». Les travaux de Romer et Romer se sont rapidement acceptés comme un indicateur clé des chocs de la politique monétaire. Cependant, quelques années plus tard, Shapiro (1994) et Leeper (1997) ont fait valoir que la méthode narrative utilisée par Romer et Romer ne permettait pas de distinguer adéquatement les chocs exogènes de politique monétaire de la réaction endogène de celle-ci à l'économie.⁵³

La deuxième réfutation du raisonnement de Sims, Litterman et Weiss a été présentée par Bernanke et Blinder (1992). S'appuyant sur une idée antérieure de McCallum (1983), Bernanke et Blinder ont renversé la relation de l'offre de monnaie par rapport aux taux d'intérêt en démontrant que les taux d'intérêt (taux des fonds fédéraux) étaient les principaux indicateurs clés de la politique monétaire. Ils ont montré que, tant dans les tests de

51. Bien entendu, cette opinion a été considérablement renforcée par la démonstration fondamentale de Kydland et Prescott (1982) selon laquelle les cycles économiques pouvaient s'expliquer par des chocs technologiques.

52. Romer, C. D. & Romer, D. H. (1989). Does Monetary Policy Matter? A New Test in the Spirit of Friedman and Schwartz. *NBER Macroeconomics Annual*, 4, 121-170, p. 134.

53. Dans ce contexte, voir la réponse de Romer et Romer (1997) à Leeper. Cf. Romer, C. D. & Romer, D. H. (1997). Identification and the Narrative Approach : A Reply to Leeper. *Journal of Monetary Economics*, 40(3), 659-665

causalité au sens de Granger que dans les décompositions des erreurs de prévision, le taux d'intérêt a été plus performant qu'à la fois de M1 et M2, ainsi que des bons du Trésor pour la plupart des variables.⁵⁴

Au cours des années 1990, de nombreuses études se sont penchées sur la question de la spécification correcte de la fonction de politique monétaire. Ces études s'appuyaient sur des informations préalables sur les procédures de fonctionnement de l'autorité monétaire pour préciser la fonction de la politique monétaire afin d'identifier correctement les chocs subis par celle-ci. Par exemple, Christiano et Eichenbaum (1992b) ont utilisé les réserves non empruntées, Strongin (1995) suggéré la part des réserves non empruntées par rapport aux réserves totales et Bernanke et Mihov (1998) ont généralisé ces idées en permettant des changements de régime dans le type d'instrument monétaire visé.⁵⁵ Une autre question qui s'est posée au cours de cette période a été celle d'une hausse momentanée du niveau des prix « *price puzzle* », un terme inventé par Eichenbaum (1992) pour décrire le résultat commun selon lequel un choc de contraction de la politique monétaire semblait relever le niveau des prix sur le court terme.⁵⁶ Sims (1992) a émis l'hypothèse que la réserve Fédérale a utilisé plus d'information sur les mouvements futurs de l'inflation que ce qui était généralement inclus dans le modèle VAR. Il a montré que le « *price puzzle* » était considérablement réduite si les prix des produits de base, qui sont souvent un signe précurseur de l'inflation future, étaient inclus dans le modèle VAR.

Christiano, Eichenbaum et Evans (1999) ont résumé et exploré les implications de nombreuses innovations des années 1990 en matière de l'étude des chocs de la politique monétaire. Leur modèle de référence utilisait une forme particulière de la décomposition de Cholesky dans laquelle le premier bloc de variables (composé de la production, des prix et des prix des produits de base) a été supposé de ne pas réagir aux chocs de politique mo-

54. Bernanke, B. S. & Blinder, A. S. (1992). The Federal Funds Rate and the Channels of Monetary Transmission. *The American Economic Review*, 82(4), 901-921.

55. Une partie importante de cette littérature a été consacrée au « *liquidity puzzle* », c'est-à-dire à l'incapacité de certaines mesures des chocs de masse monétaire à produire une corrélation négative à court terme entre l'offre de monnaie et les taux d'intérêt.

56. La hausse des prix résultant d'un choc restrictif de taux d'intérêt est un phénomène contraire aux anticipations théoriques. Cet effet est fréquemment identifié dans les études empiriques de type VAR et porte le nom de « *price puzzle* » ou « énigme des prix »

étaire durant un trimestre (ou un mois). Ils ont appelé cette hypothèse d'identification « hypothèse de récursivité ». D'autre part, ils ont fait en sorte que les valeurs contemporaines des variables du premier bloc influent sur les décisions de politique monétaire. La conclusion principale de Christiano, Eichenbaum et Evans (1999) était la robustesse de la constatation selon laquelle un choc contractionniste de la politique monétaire, qu'il soit mesuré à l'aide du taux des fonds fédéraux ou des réserves non empruntées, avait des effets négatifs importants sur la production. Par ailleurs, le « *price puzzle* » a continué de surgir dans certaines spécifications.⁵⁷

1.2.2. Cadre illustratif

Afin d'examiner le problème de l'identification des chocs de politique monétaire et d'illustrer certaines des principales méthodes utilisées pour les identifier, nous considérons un modèle trivarié simple avec trois variables endogènes (Y_1 , Y_2 et Y_3) dans lequel la dynamique est importante.⁵⁸ Ces variables pourraient être le produit intérieur brut (PIB), l'indice des prix à la consommation et le taux directeur.⁵⁹ Soit $Y_t = [Y_{1t}, Y_{2t}, Y_{3t}]$, le vecteur des variables endogènes. Supposons que le comportement dynamique de Y_t soit décrit par le modèle structurel suivant :

$$Y_t = B(L)Y_t + \Omega_{\varepsilon t} \quad (1.24)$$

Où $B(L) = B_0 + \sum_{k=1}^p B_k L^k$ avec les éléments de B_0 sont tels que $b_{jj} = 0$ et $E[\varepsilon_t \varepsilon_s'] = D$ si $t = s$, sinon $E[\varepsilon_t \varepsilon_s'] = 0$, où D est une matrice diagonale. Les ε_s sont les chocs structurels. Vu qu'un choc structurel peut en principe affecter plus d'une variable, on autorise initialement Ω à avoir des éléments hors diagonale non-nuls.

La façon la plus simple d'aborder la dynamique est de reformuler le problème en termes

^{57.} Christiano, L. J., Eichenbaum, M. & Evans, C. L. (1999). Chapter 2 Monetary Policy Shocks : What Have We Learned and to What End? *Handbook of Macroeconomics* (Pages 65-148). Elsevier.

^{58.} Pour une analyse plus précise de l'identification des chocs de la politique monétaire, Cf. Stock, J. H. & Watson, M. W. (2016). Chapter 8 - Dynamic Factor Models, Factor-Augmented Vector Autoregressions, and Structural Vector Autoregressions in Macroeconomics. J. B. Taylor & H. Uhlig (Éditeurs). Elsevier

^{59.} Dans le contexte budgétaire, ils pourraient être le PIB, les dépenses publiques et les recettes fiscales.

d'innovations d'une forme réduite du modèle VAR :

$$A(L)Y_t = \eta_t \quad (1.25)$$

où $A(L)$ est un polynôme dans l'opérateur de retard et $A(L) = I - \sum_{k=1}^p A_k L^k$.

$\eta_t = [\eta_{1t}, \eta_{2t}, \eta_{3t}]$ sont les formes réduites des innovations du modèle VAR. Nous supposons que $E[\eta_t] = 0$, $E[\eta_t \eta_t'] = \Sigma_\eta$ et que $E[\eta_t \eta_s'] = 0$ pour $s \neq t$. Nous pouvons ensuite relier les innovations η dans l'équation (1.25) du modèle VAR sous forme réduite aux chocs structurels non observés (ε) dans l'équation structurelle (1.24) comme suit :

$$\eta_t = B_0 \eta_t + \Omega_{\varepsilon t} \quad (1.26)$$

$$\eta_t = B_0 \eta_t + \Omega_{\varepsilon t}, \quad \text{où } H = [I - B_0]^{-1} \Omega \quad (1.27)$$

L'équation (1.26) peut être écrite d'une manière explicite qui incorpore une hypothèse d'identification couramment utilisée et une normalisation. En effet, deux restrictions sont envisageables : Ω est la matrice d'identité (ce qui signifie que chaque choc n'entre que dans une seule équation) et les chocs structurels ont un effet unitaire (c'est-à-dire que les éléments diagonaux de la matrice H sont l'unité).⁶⁰ Le système peut alors être écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \eta_{1t} &= b_{12} \eta_{2t} + b_{13} \eta_{3t} + \varepsilon_{1t} \\ \eta_{2t} &= b_{21} \eta_{1t} + b_{23} \eta_{3t} + \varepsilon_{2t} \\ \eta_{3t} &= b_{31} \eta_{1t} + b_{32} \eta_{2t} + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (1.28)$$

Il nous faut au moins trois restrictions pour identifier trois chocs, et peut-être moins si nous voulons n'en identifier qu'un seul. Comme un certain nombre des méthodes d'identification couramment utilisées dépendent de restrictions contemporaines, nous utiliserons le système d'équations (1.28) pour en discuter.

⁶⁰. Une autre normalisation par rapport à la deuxième restriction est l'hypothèse que les chocs structurels ont un écart-type unitaire (c.-à-d. les variances de l'indice ε_s sont unitaires).

1.2.3. Méthodes d'identification des chocs

Les décompositions de Cholesky représentent la méthode d'identification la plus couramment utilisée en macroéconométrie.⁶¹ Elle a été introduite par Sims (1980b) et connue également sous le nom de « triangularisation ».⁶² Soit Y_1 la variable de politique monétaire⁶³ et η_1 son innovation de forme réduite. Ce schéma implique alors de mettre une contrainte de type $b_{12} = b_{13} = 0$ dans l'équation (1.28), ce qui équivaut à mettre en premier lieu la variable de politique monétaire dans l'ordre de Cholesky. Les autres variables endogènes ne réagissent pas au choc de politique monétaire au cours de la période. Cela pourrait être motivé par la lenteur des réactions des autres variables endogènes aux chocs subis par la variable de politique monétaire. Ce schéma consiste à imposer une contrainte de type $b_{21} = b_{31} = 0$, ce qui correspond à mettre en dernier ordre la variable de politique monétaire dans l'ordre de Cholesky. Par exemple, Bernanke et Blinder (1992) ont été les premiers à identifier les chocs de taux des fonds fédéraux comme des chocs de politique monétaire et ont utilisé ce type d'identification.⁶⁴

Une autre approche plus générale (qui englobe la décomposition de Cholesky) est ce qu'on appelle un modèle VAR structurel, ou SVAR, introduit par Blanchard et Watson (1986) et Bernanke (1986). Cette approche utilise soit la théorie économique, soit des estimations externes pour contraindre les paramètres.

La méthodes narratives, quant à elles, consistent à construire des séries de données à partir de documents historiques pour identifier la raison et/ou les grandeurs associées à un changement particulier dans une variable. Friedman et Schwartz (1963b) présentent un exemple classique de l'utilisation de données historiques pour déterminer les chocs de

61. Cette sous-section n'est pas destinée à être exhaustive, un traitement plus détaillé des différentes méthodes d'identifications des chocs est présenté par : Stock, J. H. & Watson, M. W. (2016). Chapter 8 - Dynamic Factor Models, Factor-Augmented Vector Autoregressions, and Structural Vector Autoregressions in Macroeconomics. J. B. Taylor & H. Uhlig (Éditeurs). Elsevier

62. Sims, C. A. (1980b). Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, 48(1), 1-48.

63. Nous utilisons la nomination « variable de politique monétaire » pour représenter toute variable à partir de laquelle on veut extraire une composante de choc.

64. Pour mettre en œuvre cette identification à l'aide de la méthode des moindres carrés ordinaire (MCO), il suffit de régresser le taux des fonds fédéraux sur les valeurs contemporaines des autres variables du système, ainsi que les retards p de toutes les variables. Le résidu de cette régression est appelé « choc de la politique monétaire ».

politique monétaire. Hamilton (1985) et Hoover et Perez (1994) ont utilisé des méthodes narratives pour identifier les chocs pétroliers, ils isolaient les événements politiques qui ont entraîné des perturbations sur les marchés pétroliers mondiaux. D'autres exemples de l'utilisation de méthodes narratives sont essentiellement les séries de chocs monétaires de Romer et Romer (1989) et Romer et Romer (2004) basées sur les « minutes » du FOMC⁶⁵ et les séries de modifications fiscales de Romer et Romer (2010) basées sur les documents législatifs.

Le modèle d'Équilibre Général Dynamique et Stochastique (DSGE)⁶⁶, introduit par Smets et Wouters (2003) et Smets et Wouters (2007), est une approche totalement différente de l'identification. Cette méthode consiste à estimer un modèle entièrement spécifié (un nouveau modèle keynésien comportant de nombreuses rigidités et frictions dans le cas de Smets et Wouters) et à extraire de ces estimations un ensemble complet de chocs implicites. Dans le cas de Smets et Wouters, de nombreux chocs sont estimés, y compris les chocs technologiques, les chocs monétaires, les chocs de dépenses publiques, les chocs de majoration des salaires et les chocs liés aux primes de risque. D'autres exemples de cette méthode figurent dans les travaux de Justiniano, Primiceri et Tambalotti (2010), 2011 et Schmitt-Grohé et Uribe (2012). Christiano, Eichenbaum et Evans (2005) adoptent une approche d'estimation différente en estimant d'abord les réponses impulsionnelles à un choc monétaire dans un modèle SVAR standard, puis en estimant les paramètres du modèle DSGE en faisant correspondre les réponses impulsionnelles du modèle à celles des données. Il convient de souligner que l'identification est moins simple dans ces types de modèles, car ils sont identifiés en imposant une structure d'identification basée sur la théorie.⁶⁷ Par ailleurs, ces modèles permettent de surmonter certains problèmes éventuels des modèles VAR non restreints mis en évidence par Fernández-Villaverde et al. (2007).

Le fait que les variables incluses dans le modèle VAR ne saisissent pas toute l'information pertinente constitue une préoccupation importante dans l'identification des chocs. La

65. C'est-à-dire, le procès-verbal des réunions régulières du FOMC (*Federal Open Market Committee*).

66. De l'anglais : *Dynamic Stochastic General Equilibrium*.

67. Les travaux de Canova et Pina (2005) et de Komunjer et Ng (2011), entre autres, mettent en lumière certains des problèmes liés à l'identification dans les modèles DSGE.

comparaison des réactions des prix dans les modèles VAR relatifs à la politique monétaire avec et sans prix des matières premières est un exemple de la différence qu’une exclusion d’une variable peut faire. Pour aborder cette question de façon plus générale, Bernanke, Boivin et Elias (2005) ont élaboré les modèles FAVAR (*Factor-Augmented VAR*) à partir de modèles à facteurs dynamiques précédemment élaborés, entre autres, par Stock et Watson (2002b).⁶⁸ Le modèle FAVAR, qui contient généralement plus de 100 séries, présente l’avantage d’être beaucoup plus susceptible de prendre en compte les informations pertinentes pour identifier les chocs. Cependant, dans la plupart des implémentations, ce modèle repose encore sur une décomposition de Cholesky. La nouvelle méthode d’Ahmadi et Uhlig (2015) utilisant des restrictions de signes dans les modèles FAVAR bayésiens est l’un des rares exemples qui ne repose pas sur les décompositions de Cholesky. L’un des inconvénients des modèles FAVAR est que toutes les variables doivent être transformées en une forme stationnaire, ce qui nécessite un pré-test et ses problèmes concomitants.⁶⁹

1.2.4. Méthodes d’estimation des réponses impulsionnelles

Après l’identification du choc de la politique monétaire, par l’une des méthodes évoquées précédemment, entre autres, la question qui se pose est de savoir comment peut-on mesurer les effets d’un choc de politique monétaire sur les variables d’intérêt. La façon la plus courante d’estimer les réponses impulsionnelles à un choc utilise les fonctions non linéaires de paramètres du modèle VAR estimé. Considérons la représentation en moyenne mobile de l’équation (1.25) :

$$Y_t = C(L) \eta_t \quad (1.29)$$

Où $C(L) = [A(L)]^{-1}$.

L’estimation du système, de forme réduite, fournit les éléments de la matrice de la

^{68.} Cf. Bernanke, B. S., Boivin, J. & Elias, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy : A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387-422.

^{69.} Voir par exemple, María Herrera, Gospodinov et Pesavento (2013).

représentation moyenne mobile $C(L) = [A(L)]^{-1}$ dans l'équation (1.29) et l'identification fournit les éléments de B_0 . Rappelant que $D(L) = C(L)H$, nous écrivons $D(L) = D_0 + D_1L + D_2L^2 + D_3L^3 + \dots$ et en dénotant $D_h = d_{ijh}$, nous pouvons exprimer la réponse impulsionnelle de la variable Y_i à l'horizon $t + h$ à un choc ε_{jt} comme suite :

$$\frac{\partial Y_{i,t+h}}{\partial \varepsilon_{j,t}} = d_{ijh} \quad (1.30)$$

Les paramètres de d_{ijh} sont des fonctions non linéaires des paramètres du modèle VAR de forme réduite.

Si le modèle VAR capture adéquatement le processus générateur des données, cette méthode est optimale à tous les horizons. Toutefois, si le modèle VAR est mal spécifié, les erreurs de spécification seront aggravées à chaque horizon. Pour résoudre ce problème, Jordà (2005) a introduit une méthode de projection locale pour estimer les réponses impulsionnelles.⁷⁰ Dans le contexte de la prévision, on peut prévoir les valeurs futures d'une variable à l'aide d'une régression spécifique à l'horizon (prévision « directe ») ou d'une itération sur un modèle estimé à une période d'avance (prévision « itérative »). La méthode de Jordà est analogue à la méthode de prévision directe, tandis que la méthode VAR standard est analogue à la méthode de prévision itérative. Chang et Sakata (2007a) introduisent une méthode apparentée qu'ils appellent l'autorégression longue et montrent son équivalence asymptotique avec la méthode de Jordà.⁷¹ En effet, pour voir comment fonctionne la méthode de Jordà, supposons que ε_{1t} ait été identifié par l'une des méthodes décrites précédemment. La réponse impulsionnelle de Y_i à l'horizon h peut être estimée à partir de la régression suivante :

$$Y_{i,t+h} = \theta_{i,h} \varepsilon_{1t} + \text{variables de contrôle} + \xi_{t+h} \quad (1.31)$$

$\theta_{i,h}$ est l'estimation de la réponse impulsionnelle de Y_i à l'horizon h à un choc ε_{1t} . Les

70. Jordà, Ò. (2005). Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projections. *American Economic Review*, 95(1), 161-182.

71. Chang, P.-L. & Sakata, S. (2007a). Estimation of Impulse Response Functions Using Long Autoregression. *The Econometrics Journal*, 10(2), 453-469.

variables de contrôle n'ont pas besoin d'inclure les autres Y tant que ε_{1t} est exogène à ces autres Y . Généralement, les variables de contrôle comprennent des termes déterministes (constante et tendances temporelles), les retards du Y_i et les retards d'autres variables.⁷² On estime une régression distincte pour chaque horizon et les variables de contrôle ne doivent pas nécessairement être les mêmes pour chaque régression. Il est à noter qu'à l'exception de l'horizon $h = 0$, le terme d'erreur ξ_{t+h} sera corrélé en série car il s'agira d'une moyenne mobile des erreurs de prévision de t à $t+h$. Par conséquent, les écart-types doivent incorporer des corrections pour la corrélation sérielle, comme une correction de Newey-West (1987).

Comme la méthode de Jordà impose moins de restrictions pour calculer les fonctions de réponse impulsionnelle, les estimations sont souvent moins précises et sont parfois erratiques. Néanmoins, cette procédure est plus robuste que les méthodes standard, elle peut donc être très utile comme contrôle heuristique des méthodes standard. On peut étendre la méthode de Jordà de plusieurs façons qui incorpore une partie de la nouvelle méthodologie. D'une côté, on peut incorporer les avantages du modèle FAVAR en incluant les facteurs estimés comme variables de contrôle. D'autre côté, on peut incorporer les informations provenant du modèle VAR structurel d'instrument externe (*proxy SVAR*). Pour cela, il s'agit de remplacer le choc ε_{1t} par $Y_{1,t}$ dans l'équation (1.31), comme suit :

$$Y_{i,t+h} = \theta_{i,h}.Y_{1,t} + \text{variables de contrôle} + \zeta_{t+h} \quad (1.32)$$

Si Y_1 est corrélé avec ζ_{t+h} , une régression par la méthode des moindres carrés ordinaire (MCO) de Y_i sur Y_1 ne peut pas saisir l'effet structurel. Nous pouvons toutefois traiter cette question facilement en estimant cette équation à l'aide de l'instrument externe Z_t comme instrument pour $Y_{1,t}$. Par exemple, si Y_i est la production réelle et $Y_{1,t}$ est le taux des fonds fédéraux, nous pouvons utiliser la série de chocs monétaires narratifs de Romer et Romer (2004) comme instrument.

72. La spécification peut être choisie en utilisant des critères d'information (AIC, BIC ou HQC).

1.3. Modélisations récentes des chocs de la politique monétaire

Les recherches sur les chocs de politique monétaire n'ont pas toutes été menées à l'aide des modèles classiques comme des modèles SVAR linéaires invariants dans le temps. En effet, certains auteurs généralisent les modèles linéaires classiques ou utilisent des méthodes complètement différentes comme des modèles de politique monétaire à changement de régime.

1.3.1. Modèles de politique monétaire à changement de régime

L'idée des modèles de politique monétaire à changement de régime est que la politique monétaire n'est pas dictée uniquement par les chocs, mais aussi par les modifications de ses paramètres. Dans une première contribution à cette littérature, Owyang et Ramey (2004) ont estimé un modèle de changement de régime dans lequel les paramètres de préférence de la Réserve fédérale pourraient basculer entre deux régimes : le faucon (*hawk*) et la colombe (*doves*).⁷³ Ils ont constaté que l'apparition d'un régime de colombe entraîne une hausse constante des prix, suivie d'une baisse de la production après environ un an.⁷⁴ Primiceri (2005) s'est intéressé au rôle des modifications de la politique monétaire systématique par rapport aux chocs subis par la politique monétaire dans les résultats obtenus au cours des 40 dernières années. Bien qu'il ait trouvé des éléments probants à l'appui de modifications systématiques de la politique monétaire, il a conclu qu'elles ne constituent pas un élément important de l'explication des fluctuations de l'inflation et de la production.⁷⁵ Sims et Zha (2006b) ont également examiné les modèles à changement de régime et ont trouvé

⁷³. On parle de « *hawk* » (faucon) pour désigner un banquier central qui se montrera exclusivement préoccupé par la stabilité des prix, voyant la croissance économique comme l'affaire de l'Etat via sa politique budgétaire. Un « *dove* » (colombe) se montre au contraire plus conciliant en adoptant des positions de « consensus » dans le dilemme inflation/croissance, débouchant sur des politiques synonymes de plus d'inflation mais plus de croissance également.

⁷⁴. Owyang, M. T. & Ramey, G. (2004). Regime Switching and Monetary Policy Measurement. *Journal of Monetary Economics*, 51(8), 1577-1597.

⁷⁵. Primiceri, G. E. (2005). Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy. *The Review of Economic Studies*, 72(3), 821-852.

des preuves de changements de régime qui correspondent étroitement aux changements intervenus dans la présidence de la Réserve fédérale. Néanmoins, ils ont également conclu que les changements apportés aux régimes de politique monétaire n'expliquent pas une grande partie des fluctuations économiques.⁷⁶

1.3.2. Effets variables dans le temps de la politique monétaire

Boivin, Kiley et Mishkin (2010) s'intéressent à la variation dans le temps des effets estimés de la politique monétaire.⁷⁷ En utilisant la méthode d'identification de Cholesky, deux séries de résultats ressortent de leur estimation d'un modèle FAVAR. Premièrement, ils confirment certains résultats antérieurs selon lesquels les réponses du PIB réel ont été plus importantes au cours de la période antérieure au troisième trimestre de 1979 qu'au cours de la période postérieure au premier trimestre de 1984.⁷⁸ Par exemple, ils constatent que, pour la période antérieure, une hausse de 100 points de base du taux des fonds fédéraux entraîne une baisse de la production industrielle de 1,6 % à 8 mois. Au cours de la dernière période, la même hausse du taux des fonds entraîne une baisse de 0,7 % à 24 mois. La deuxième série de résultats concerne le « *price puzzle* », ils constatent que dans un modèle VAR standard, les résultats pour les prix sont très sensibles à la spécification. L'inclusion d'un indice des prix des produits de base ne résout pas le problème des prix, mais l'inclusion d'une mesure de l'inflation attendue le résout après le premier trimestre 1984. En revanche, les résultats de leur estimation du modèle FAVAR ne posent aucun problème de prix. Boivin, Kiley et Mishkin (2010) discutent des différentes raisons pour lesquelles le mécanisme de transmission monétaire aurait pu changer, tels que les modifications de l'environnement réglementaire touchant le crédit et l'ancrage des attentes.

Barakchian et Crowe (2013) estiment plusieurs modèles standards, comme ceux de

⁷⁶. Sims, C. A. & Zha, T. (2006b). Were There Regime Switches in U.S. Monetary Policy? *American Economic Review*, 96(1), 54-81.

⁷⁷. Cf. Boivin, J., Kiley, M. T. & Mishkin, F. S. (2010). Chapter 8 - How Has the Monetary Transmission Mechanism Evolved Over Time? B. M. Friedman & M. Woodford (Éditeurs), *Handbook of Monetary Economics* (Pages 369-422). Elsevier.

⁷⁸. Voir, Barth et Ramey (2002) et Boivin et Giannoni (2006b) entre autres.

Bernanke et Mihov (1998), Christiano, Eichenbaum et Evans (1999), Romer et Romer (2004) et Sims et Zha (2006a), en divisant l'échantillon estimé dans les années 1980 et en montrant que les fonctions de réponse impulsionnelle se changent considérablement. En particulier, la plupart des spécifications estimées de 1988 à 2008 montrent qu'un choc positif sur le taux des fonds fédéraux fait augmenter la production et les prix dans la plupart des cas.⁷⁹

Les effets des chocs monétaires sur l'économie sont une autre source de variation temporelle. Cover (1992) a été l'un des premiers à démontrer que les chocs négatifs de politique monétaire avaient des effets plus importants (en valeur absolue) que les chocs monétaires positifs.⁸⁰ Tenreyro et Thwaites (2016) constatent que les chocs de la politique monétaire semblent moins puissants pendant les récessions. De même, Angrist, Jordà et Kuersteiner (2018) montrent que la politique monétaire est plus efficace pour ralentir l'activité économique que pour la stimuler.⁸¹

Olivei et Tenreyro (2007) estiment une saisonnalité importante dans les effets des chocs monétaires qui s'explique bien par des modèles de salaires rigides. En effet, ils constatent que les chocs monétaires qui se produisent au cours des deux premiers trimestres de l'année ont des effets importants, mais temporaires, sur la production, tandis que les chocs qui surviennent aux troisième et quatrième trimestres de l'année ont un faible effet sur celle-ci. Ils expliquent ces résultats à l'aide de preuves de l'étalement inégal des contrats de travail au cours de l'année : un choc qui se produit vers la fin de l'année a peu d'effet car la majeure partie des contrats salariaux est alors réinitialisée, de sorte que les salaires peuvent s'ajuster immédiatement.⁸²

Depuis l'automne 2008 jusqu'à la fin de 2015, le taux des fonds fédéraux se situe près de la limite inférieure de zéro. Ainsi, une question clé qui s'est posée est de savoir

79. Barakchian, S. M. & Crowe, C. (2013). Monetary Policy Matters : Evidence from New Shocks Data. *Journal of Monetary Economics*, 60(8), 950-966.

80. D'autres études, comme celles de Thoma (1994) et Weise (1999), ont donné des résultats similaires.

81. Angrist, J. D., Jordà, Ò. & Kuersteiner, G. M. (2018). Semiparametric Estimates of Monetary Policy Effects : String Theory Revisited. *Journal of Business & Economic Statistics*, 36(3), 371-387, Cf.

82. Olivei, G. & Tenreyro, S. (2007). The Timing of Monetary Policy Shocks. *American Economic Review*, 97(3), 636-663.

comment mesurer les chocs à la lumière de cette contrainte non linéaire. Wu et Dora Xia, Fan (2016) utilisent un modèle multifactoriel « *Multifactor Shadow Rate Term Structure Model* » pour estimer un taux « fantôme » (*shadow rate*) des fonds fédéraux.⁸³ Ce taux « fantôme » peut englober des caractéristiques supplémentaires, comme l'assouplissement quantitatif (*Quantitative Easing*). Wu et Xia constatent que la politique monétaire non conventionnelle a un impact notable sur la macroéconomie.⁸⁴

1.3.3. Études de cas historiques sur la politique monétaire

Étant donné l'importance de l'étude de cas sur la politique monétaire menée par Friedman et Schwartz (1963b) pendant la Grande Dépression, il est surprenant qu'il n'y ait pas eu plus d'études de cas. La première analyse monétaire narrative de Romer et Romer (1989) a été conçue pour être une quasi-étude de cas dans l'esprit de Friedman et Schwartz. Leur série de variables muettes a été attribuée à des épisodes où la Réserve fédérale a décidé de risquer de déclencher une récession afin de réduire l'inflation.⁸⁵

Velde (2009a) présente l'une des études de cas les plus marquantes sur la non-neutralité de la politique monétaire, basée sur un épisode de 1724 en France. Cette année-là, le gouvernement français a réduit la masse monétaire à trois reprises, soit une baisse cumulée de 45%. Cette mesure a été prise pour diverses raisons, comme le ciblage à long terme des prix et la crainte que les soldats et les créanciers de l'État ne soient lésés par la hausse des prix au cours des six années précédentes. Velde constate que si les prix sur les marchés des changes se sont ajustés instantanément, les autres prix se sont ajustés lentement et de manière incomplète et que la production industrielle a baissé de 30%. Les circonstances de cet épisode sont exceptionnellement propres pour une étude de cas historique, de sorte que sa preuve de non-neutralité de la politique monétaire est très convaincante.⁸⁶

83. Le « *shadow rate* » est un taux théorique basé sur une modélisation de la courbe des taux intégrant un taux de court terme pouvant être inférieur ou égal à zéro.

84. Wu, J. C. & Dora Xia, Fan. (2016). Measuring the Macroeconomic Impact of Monetary Policy at the Zero Lower Bound. *Journal of Money, Credit and Banking*, 48(2-3), 253-291.

85. *Op. cit.*, Romer et Romer (1989).

86. Velde, F. R. (2009a). Chronicle of a Deflation Unforetold. *Journal of Political Economy*, 117(4), 591-634.

1.4. Chocs de politique monétaire dans les pays en voie de développement

1.4.1. Spécificité de la politique monétaire dans les pays en voie de développement

Les modèles économiques qui tentent à identifier une fonction de réaction pour l'autorité monétaire se concentrent sur les activités des Banques centrales dans les pays développés. En revanche, les activités des Banques centrales dans pays en voie de développement ne reçoivent pas la même attention, car on suppose que les Banques centrales de ces pays ont été créées avec le principal objectif de financer le déficit public. Toutefois, l'analyse de la politique monétaire dans les pays en voie de développement suscite un intérêt croissant. Des recherches récentes ont examiné plusieurs dimensions susceptibles d'influencer sur l'efficacité de la politique monétaire.⁸⁷ En effet, les auteurs ont établi une distinction entre deux types de politiques monétaires : accommodante et stabilisatrice. Une politique monétaire accommodante est définie comme une politique qui fournit un approvisionnement régulier en crédit à une économie en expansion. Une politique monétaire stabilisatrice, en revanche, est une politique qui sert à atténuer ou à compenser les changements non désirés qui touchent l'économie. Dans le premier scénario accommodant, la croissance monétaire tient compte de la croissance de la production et de l'inflation des prix. Dans le second scénario stabilisateur, les autorités monétaires font varier la croissance monétaire afin de contrer les effets des autres chocs, en fonction des objectifs de la politique monétaire.

De nombreuses Banques centrales dans les pays en voie de développement manquent d'indépendance dans leurs opérations : il se peut donc que les objectifs de la politique monétaire ne soient pas clairement définis.⁸⁸ La fonction stabilisatrice peut consister à

^{87.} Par exemple, la rentabilité de la Banque centrale (Buiter, 2008) et l'union monétaire (Kamar et Naceur, 2007).

^{88.} Par exemple, Behrman (1981) et Crockett (1981) ont affirmé que les retards, les rigidités et l'analyse des déséquilibres sont les fondements de la compréhension macroéconomique à court terme dans les pays en voie de développement. Porter et Ranney (1982) sont concentrés sur une analyse plus élaborée des différences structurelles entre les pays en voie de développement et les pays développés.

cibler la croissance économique. Par conséquent, la banque centrale accroît la liquidité afin d'accroître l'expansion du crédit et de stimuler l'économie en période de ralentissement. Dans un scénario extrême, le gouvernement pourrait jouer un rôle de premier plan dans le développement structurel, économique et social. En effet, la Banque centrale peut être obligée d'accorder des crédits pour financer l'augmentation des dépenses publiques.

Toutefois, un problème se pose si l'augmentation des dépenses publiques, en limitant le crédit disponible, écarte les dépenses privées.⁸⁹ De plus, l'augmentation des dépenses ne peut pas être correctement orientée vers l'expansion de la capacité productive. Par conséquent, des dépenses publiques plus élevées peuvent s'avérer inflationnistes. Le financement de l'augmentation des dépenses publiques par la monétisation épuise le stock de réserves de change dans une petite économie ouverte. En conséquence, la dévaluation de l'économie nationale peut s'avérer nécessaire, ce qui accroît le risque d'un cercle vicieux de dépréciation et d'inflation.

Étant donné les préoccupations que suscite l'augmentation des dépenses publiques, les Banques centrales peuvent avoir recours à des points d'ancrage nominaux qui orientent la conception de la politique monétaire. Dans une petite économie ouverte, des priorités peuvent être établies pour défendre un ancrage du taux de change. Par conséquent, l'indépendance de la politique monétaire est gravement compromise, car les fluctuations des taux d'intérêt peuvent contredire l'objectif fixé pour le taux de change et le niveau de soutien des réserves de change.

Certains pays en voie de développement peuvent toutefois décider que l'ancrage du taux de change n'est pas le point d'ancrage optimal de la politique monétaire s'ils souffrent d'une inflation élevée. Par conséquent, la poursuite d'une cible d'inflation peut constituer un meilleur point d'ancrage nominal pour la conception de la politique monétaire. En effet, les autorités monétaires établissent une variété d'indicateurs qui orientent le processus d'inflation. La masse monétaire réagit aux variations de ces indicateurs afin de maîtriser

89. Pour plus de détails, voir Bean et Buiter (1989). Certaines études se sont penchées sur des facteurs précis qui déterminent l'effet d'éviction des dépenses publiques. La première est l'incidence des dépenses publiques sur le taux d'intérêt (voir, par exemple, Evans (1987)). Un deuxième volet de la littérature porte sur la sensibilité de la demande d'investissement à la variation du taux d'intérêt (voir, par exemple, Chirinko (1993)).

l'inflation. Ce scénario retire de l'autorité monétaire d'une grande indépendance.

Dans un scénario qui implique un degré plus élevé d'indépendance, la Banque centrale peut adopter une approche plus discrétionnaire. Par conséquent, des priorités peuvent être établies, et pas nécessairement annoncées, en réaction au développement économique. La conception de la politique monétaire peut viser la stabilité du taux de change, du niveau des prix ou de la croissance de la production.

Quels que soient les objectifs fixés pour la politique monétaire, le résultat final des fluctuations de la masse monétaire sera absorbé par la croissance économique et l'inflation des prix. Le mécanisme de transmission de la politique monétaire à l'économie réelle est la demande globale. L'ampleur du déplacement de la demande globale dépend de l'effet de liquidité attribué à une variation de la masse monétaire et de la sensibilité de la demande globale à cette variation. Toutefois, l'éviction peut survenir si les anticipations inflationnistes se développent et/ou si les sorties de capitaux augmentent.

En supposant que la politique monétaire stimule efficacement la croissance de la demande, la répartition de la variation de la demande entre la croissance de la production et l'inflation des prix dépend des contraintes du côté de l'offre de l'économie. Les contraintes de capacité ne manqueront pas d'accélérer l'inflation des prix. Néanmoins, la rigidité des salaires et/ou des prix peut renforcer l'effet réel et modérer les effets nominaux des fluctuations de la masse monétaire.

1.4.2. Efficacité de la politique monétaire

Théoriquement, une augmentation de la masse monétaire augmente l'offre de crédit.⁹⁰ Pour ramener le marché monétaire à l'équilibre, une réduction du taux d'intérêt est nécessaire pour stimuler la demande de monnaie.⁹¹ Sur le marché des biens, les dépenses globales augmentent en réponse à une baisse du taux d'intérêt. Un revenu plus élevé stimule la demande de monnaie, modérant ainsi la baisse nécessaire du taux d'intérêt.

^{90.} Voir, par exemple, Friedman (1968), Cagan (1972), Mishkin (1981), Tanzi (1984) et Mishkin (1988).

^{91.} Coleman, Gilles et Labadie (1992), Leeper et Gordon (1992), Fama (1990), Mishkin (1992), Wallace et Warner (1993), Evans et Lewis (1995) et Soderlind (1997) et (1999) ont étudié l'effet de liquidité de la croissance monétaire.

L'efficacité de la politique monétaire pour stimuler la demande globale dépend donc de trois facteurs : (i) l'élasticité de la demande de monnaie par rapport à une variation du revenu, (ii) l'élasticité de la demande de monnaie par rapport à une variation du taux d'intérêt et (iii) l'élasticité des dépenses globales par rapport à une variation du taux d'intérêt.

L'efficacité de la politique monétaire diminue avec l'augmentation de la réaction de la demande de monnaie au revenu. Après une augmentation de la masse monétaire, une réponse plus forte de la demande de monnaie à une augmentation du revenu comble l'écart de déséquilibre et diminue la réduction nécessaire du taux d'intérêt. L'efficacité de la politique monétaire accroît la demande de monnaie moins sensible à une variation du taux d'intérêt. Par conséquent, une forte réduction du taux d'intérêt est nécessaire face à une augmentation de la masse monétaire. L'efficacité de la politique monétaire accroît également la sensibilité de la demande globale à une variation du taux d'intérêt. Par conséquent, l'ampleur des variations de la demande globale est maximisée en cas de chocs monétaires.

Le scénario ci-dessus est valable dans une économie fermée. Dans une économie ouverte, les fluctuations des taux d'intérêt peuvent influencer sur la mobilité des capitaux. Une réduction du taux d'intérêt induit des sorties de capitaux et réduit les entrées de capitaux. La réduction subséquente des réserves diminue la base monétaire, atténuant ainsi l'effet expansionniste de la politique monétaire. Les fluctuations du taux de change peuvent également être pertinentes dans ce contexte.⁹² Dans l'hypothèse d'un taux de change flottant, une augmentation des sorties nettes de capitaux entraîne une dépréciation du taux de change, ce qui accroît la compétitivité commerciale. L'augmentation des exportations nettes qui en résulte renforce l'effet expansionniste de la politique monétaire.

Les conditions du côté de l'offre de l'économie influent également sur les effets de la politique monétaire.⁹³ Plus les salaires et les prix sont flexibles, plus l'effet inflationniste

92. Une réduction des réserves internationales incite les autorités monétaires à ralentir la croissance du crédit intérieur afin de relever le taux d'intérêt intérieur et d'attirer des fonds étrangers.

93. Lane et Perotti (1996), par exemple, ont mis l'accent sur les conditions du marché du travail pour évaluer les contraintes liées à l'offre.

de la politique monétaire est important et plus l'expansion de la production est faible. Les contraintes de capacité peuvent également limiter la réaction de la production à l'expansion monétaire, ce qui nécessite un ajustement plus rapide de l'inflation des prix. La hausse plus rapide des prix réduit les encaisses monétaires réelles et relève le taux d'intérêt, compensant ainsi l'effet positif de la politique monétaire sur la demande globale. L'ampleur de la hausse des prix détermine l'effet d'éviction attribué aux conditions du marché des produits.

D'autres facteurs peuvent compliquer davantage l'analyse de l'efficacité de la politique monétaire. Les objectifs de la politique monétaire sont également d'une certaine pertinence. Si la croissance monétaire s'accompagne d'une augmentation du déficit budgétaire du gouvernement, la banque centrale peut épuiser son stock limité de réserves de change pour financer l'augmentation des dépenses publiques. En outre, il est probable que les anticipations inflationnistes se développeront, entraînant une baisse de la demande de monnaie et une accélération de l'inflation des prix. Comme la confiance dans la stabilité du taux de change est ébranlée, une dépréciation (dévaluation) est inévitable, ce qui peut stimuler davantage les attentes inflationnistes et nuire à l'efficacité de la politique monétaire.⁹⁴

Étant donné les canaux d'interaction de la macroéconomie, une étude de l'efficacité de la politique monétaire nécessite une évaluation des paramètres qui mesurent la flexibilité et identifient les contraintes du côté de l'offre et de la demande de l'économie.

1.4.3. Politique monétaire et croissance économique : revue empirique de littérature

Des travaux approfondis ont été réalisés pour tenter d'établir l'impact de la politique monétaire sur la croissance économique, mais sans grand consensus jusqu'à présent. Certaines études ont confirmé que l'impact de la politique monétaire était limité, voire nul. Cyrus et Elias (2014), en appliquant la méthodologie VAR récursif sur des données de

⁹⁴. Pour une revue, voir par exemple, Caballero et Pyndick (1996). Dans une économie ouverte, l'incertitude réduit l'investissement direct étranger et encourage les sorties de capitaux.

séries chronologiques de 1997 à 2010, ont estimé l'impact des chocs de politique monétaire et budgétaire sur la croissance économique au Kenya. Ils ont révélé que la politique monétaire (à la fois la masse monétaire et les taux d'intérêt à court terme) n'avait qu'une influence négligeable sur la production réelle. Ils affirment que la faiblesse du lien est attribuée à la faiblesse du cadre structurel, institutionnel et réglementaire.⁹⁵ En utilisant l'analyse du modèle de régression économétrique sur une approche monétariste, Lashkary et Kashani (2011) ont étudié l'impact des variables monétaires sur la croissance économique en Iran pendant la période 1959-2008 et n'ont trouvé aucune relation significative entre le volume monétaire et les variables économiques réelles, la croissance économique et l'emploi.⁹⁶

Cependant, un certain nombre d'études empiriques confirment que la politique monétaire est cruciale pour la croissance économique. Havi et Enu (2014) examinent l'importance relative de la politique monétaire et de la politique budgétaire sur la croissance économique au Ghana sur la période de 1980 à 2012. Les résultats de l'estimation des moindres carrés ordinaires (MCO) ont révélé que la politique monétaire, en tant que mesure de la masse monétaire, a eu un impact positif significatif sur l'économie ghanéenne.⁹⁷ Vinayagathan (2013) estime l'impact de la politique monétaire sur l'économie réelle à l'aide d'un modèle VAR structurel à sept variables en utilisant des données de séries chronologiques mensuelles du Sri Lanka couvrant la période de janvier 1978 à décembre 2011. L'étude a montré que les chocs de taux d'intérêt avaient un impact significatif sur la production, conformément à la théorie économique. Elle constate également qu'un choc monétaire positif donne des résultats significatifs mais incohérents sur la production. La production diminue plutôt qu'elle n'augmente (Vinayagathan, 2013).

Rasaki et al. (2013) ont utilisé la méthode des MCO et la matrice de corrélation pour examiner l'impact des politiques budgétaires et monétaires sur la croissance économique

95. Cyrus, M. & Elias, K. (2014). Monetary and Fiscal Policy Shocks and Economic Growth in Kenya : VAR Econometric Approach. *Journal of World Economic Research*, 3(6), 95.

96. Lashkary, M. & Kashani, B. (2011). The Impact of Monetary Variables on Economic Growth in Iran : A Monetarists' Approach. *World Applied Sciences Journal*, 15, 449-456.

97. Havi, E. & Enu, P. (2014). The Effect of Fiscal Policy and Monetary Policy on Ghana's Economic Growth : Which Policy Is More Potent ? *International Journal of Empirical Finance*, 3, 61-75.

du Nigeria, en se référant plus particulièrement à la période comprise entre 1998 et 2008. Ils ont constaté que les variables monétaires de la monnaie au sens étroit et de la monnaie au sens large sont des variables politiques importantes qui ont un effet positif sur la croissance économique (taux de croissance du PIB réel) au Nigeria.⁹⁸

Davoodi, Dixit et Pinter (2013) ont utilisé trois variantes de modèles VAR structurels sur des bases de données mensuelles de 2000 à 2010 pour déterminer les mécanismes de transmission monétaire dans la Communauté d'Afrique de l'Est. L'étude a révélé que le mécanisme de transmission monétaire tend à être généralement faible lorsqu'on utilise des inférences statistiques standard, mais un peu plus fort lorsqu'on utilise des méthodes d'inférence non standard. Une politique monétaire expansionniste (un choc positif sur les réserves de monnaie) augmente la production de manière significative au Burundi, au Rwanda et en Ouganda. Toutefois, ils ont également constaté qu'une politique monétaire expansionniste (un choc négatif sur le taux directeur) augmente la production au Burundi, au Kenya et au Rwanda.⁹⁹ Berg et al. (2013) ont utilisé l'approche narrative lancée par Romer et Romer (1989) pour examiner les mécanismes de transmission monétaire en se concentrant sur quatre pays d'Afrique de l'Est (Ouganda, Kenya, Tanzanie et Rwanda). Ils ont constaté qu'il existait des preuves évidentes de l'existence d'un mécanisme de transmission efficace : après une forte hausse du taux d'intérêt à court terme induite par la politique monétaire, les taux d'intérêt débiteurs et autres augmentent, le taux de change a tendance à s'apprécier et la croissance de la production a tendance à diminuer.¹⁰⁰

Fasanya, Onakoya et Agboluaje (2013) ont examiné l'impact de la politique monétaire sur la croissance économique au Nigeria en utilisant le modèle à correction d'erreur (ECM) sur des données de séries temporelles couvrant la période 1975 à 2010. Ils ont révélé qu'une relation à long terme existe entre les variables et que le taux d'inflation, le taux de change et les réserves extérieures sont des instruments de politique monétaire importants

98. Rasaki, K., Afolabi, A., Raheem, K. & Bashir, N. (2013). Analysis of Fiscal and Monetary Policies on Economic Growth : Evidence from Nigerian Democracy. *Current Research Journal of Economic Theory*, 5, 11-19.

99. Davoodi, H., Dixit, S. & Pinter, G. (2013). Monetary Transmission Mechanism in the East African Community : An Empirical Investigation. *IMF Working Papers*, 13.

100. Berg, A., Charry, L., Portillo, R. A. & Vlcek, J. (2013). The Monetary Transmission Mechanism in the Tropics ; A Narrative Approach (rapport technique Numéro 13/197). International Monetary Fund.

qui stimulent la croissance au Nigeria conformément aux attentes théoriques. La masse monétaire a été jugée insignifiante.¹⁰¹

Onyeiwu (2012), qui a examiné l'impact de la politique monétaire sur l'économie nigériane en utilisant la méthode des MCO pour analyser les données entre 1981 et 2008, a constaté que la politique monétaire représentée par la masse monétaire exerce un impact positif sur la croissance du PIB.¹⁰²

Milani et Treadwell (2012) ont utilisé un modèle DSGE à petite échelle pour démêler les chocs de politique monétaire imprévus et anticipés et étudier leurs effets. L'estimation a utilisé des méthodes bayésiennes basées sur les probabilités à partir de données américaines de 1960 :T1 à 2009 :T1 sur l'écart de production, l'inflation et le taux des fonds fédéraux comme variables observables. Elles ont montré que les chocs monétaires non anticipés ont un impact plus faible et de plus courte durée sur la production et un effet important, différé et persistant dû aux chocs politiques anticipés. La part globale des fluctuations économiques pouvant être attribuée à la politique monétaire est restée limitée.¹⁰³

Chaudhry, Qamber et Farooq (2012) ont étudié les relations à long et à court terme entre la politique monétaire, l'inflation et la croissance économique au Pakistan en utilisant la technique de cointégration et le modèle à correction d'erreur (ECM) pour la période allant de 1972 à 2010. Ils ont constaté que la variable de politique monétaire était insignifiante à court terme, mais positivement significative à long terme.¹⁰⁴

Coibion (2012) a estimé les effets des chocs monétaires sur l'économie américaine pour la période de 1970 à 1996, en utilisant le modèle VAR standard contre les effets importants de l'approche de Romer et Romer (2004). L'étude a montré qu'avec l'approche du modèle VAR standard, les chocs de politique monétaire semblent ne représenter qu'une très faible

101. Fasanya, I., Onakoya, A. & Agboluaje, M. A. (2013). Does Monetary Policy Influence Economic Growth in Nigeria? *Asian Economic and Financial Review*, 3(5), 635-646.

102. Fasanya, I., Onakoya, A. & Agboluaje, M. A. (2013). Does Monetary Policy Influence Economic Growth in Nigeria? *Asian Economic and Financial Review*, 3(5), 635-646.

103. Milani, F. & Treadwell, J. (2012). The Effects of Monetary Policy "News" and "Surprises". *Journal of Money, Credit and Banking*, 44(8), 1667-1692.

104. Chaudhry, I. S., Qamber, Y. & Farooq, F. (2012). Monetary Policy, Inflation and Economic Growth in Pakistan : Exploring the Co-Integration and Causality Relationships. *Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences (PJCSS)*, 6(2), 332-347.

part des fluctuations de l'économie réelle, mesurées soit par la production industrielle soit par le chômage. Il a également été constaté que les récessions de 1980-1982 et de 1990 ne pouvaient pas être expliquées par le modèle VAR standard.¹⁰⁵ Les estimations d'un modèle DSGE de Smets et Wouters (2007) ont pris en compte les effets de taille moyenne des chocs monétaires sur les variables réelles, y compris la production.¹⁰⁶

Jawaid, Qadri et Ali (2011) ont étudié l'effet de la politique monétaire, fiscale et commerciale sur la croissance économique au Pakistan, en utilisant les données des séries chronologiques annuelles de 1981 à 2009. Ils ont utilisé la cointégration et le modèle à correction d'erreur (ECM), révélant l'existence d'une relation positive significative à long et court terme entre la politique monétaire (masse monétaire) et la croissance économique.¹⁰⁷

Amarasekara (2009) a utilisé la méthodologie VAR récursif et VAR semi-structurel sur des données mensuelles pour la période de 1978 à 2005 afin d'évaluer les effets de la politique monétaire sur la croissance économique et l'inflation dans la petite économie ouverte en développement du Sri Lanka. Les résultats du modèle VAR récursif étaient cohérents avec les résultats du modèle VAR semi-structurel et ont révélé un impact négatif significatif des taux d'intérêt sur la croissance. Les innovations positives ont réduit la croissance du PIB. Cependant, lorsque la croissance monétaire et le taux de change sont utilisés comme indicateurs politiques, l'impact sur la croissance du PIB contraste les résultats obtenus avec la théorie.¹⁰⁸ Muhammad et al. (2009) ont utilisé le test de cointégration de Johnson pour étudier la relation à long terme entre la masse monétaire (M2), les dépenses publiques et la croissance économique au Pakistan en utilisant des données annuelles pour la période 1977-2007. Ils ont trouvé une relation positive entre la masse

105. Coibion, O. (2012). Are the Effects of Monetary Policy Shocks Big or Small? *American Economic Journal : Macroeconomics*, 4(2), 1-32.

106. Smets, F. & Wouters, R. (2007). Shocks and Frictions in US Business Cycles : A Bayesian DSGE Approach. *American Economic Review*, 97(3), 586-606.

107. Jawaid, S. T., Qadri, F. S. & Ali, N. (2011). Monetary-Fiscal-Trade Policy and Economic Growth in Pakistan : Time Series Empirical Investigation. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 1(3), 133-138.

108. Amarasekara, C. (2009). The Impact of Monetary Policy on Economic Growth and Inflation in Sri Lanka. *Staff Studies*, 38(1), 1-44.

monétaire (M2) et la croissance économique à long terme.¹⁰⁹

Rafiq et Mallick (2008) ont examiné les effets des chocs de politique monétaire sur la production dans trois économies de la zone euro (Allemagne, France et Italie) en appliquant une nouvelle procédure d'identification des modèles VAR. Les résultats ont montré que les innovations en matière de politique monétaire sont les plus puissantes en Allemagne. Toutefois, à l'exception de l'Allemagne, il est resté ambigu de savoir si une hausse des taux d'intérêt coïncidait avec une baisse de la production, ce qui montre un manque d'homogénéité dans les réponses. Ils ont conclu que les innovations en matière de politique monétaire jouent un rôle modeste dans la génération de fluctuations de la production pour l'Union Monétaire Européenne.¹¹⁰

Balogun (2007) a examiné la perspective de stabilité monétaire et macroéconomique des pays de la zone monétaire ouest-africaine en utilisant un échantillon de données trimestrielles allant de 1991 :T1 à 2004 :T4. Les résultats de la régression indiquent que la politique monétaire, telle que saisie par la masse monétaire et le crédit au gouvernement, a nui à la production intérieure réelle de ces pays. L'étude montre également que la politique des taux d'intérêt a eu des effets négatifs sur le PIB contrairement à l'attente théorique d'une relation inverse et que les dévaluations des taux de change n'ont aucun effet sur la production.¹¹¹

Smets et Wouters (2007) ont développé et estimé un modèle DSGE avec des prix et des salaires collants pour la zone euro. Le modèle a été estimé à l'aide de techniques bayésiennes en utilisant sept variables macroéconomiques clés : Le PIB, la consommation, l'investissement, les prix, les salaires réels, l'emploi et le taux d'intérêt nominal. En outre, ils ont introduit dix chocs structurels orthogonaux (y compris des chocs de productivité, d'offre de travail, d'investissement, de préférence, de pression sur les coûts et de politique

109. Muhammad, S. D., Wasti, S. K. A., Lal, I. & Hussain, A. (2009). An Empirical Investigation between Money Supply Government Expenditure, Output & Prices : The Pakistan Evidence (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 2164277). Social Science Research Network. Rochester, NY.

110. Rafiq, M. S. & Mallick, S. K. (2008). The Effect of Monetary Policy on Output in EMU3 : A Sign Restriction Approach. *Journal of Macroeconomics*, 30(4), 1756-1791.

111. Balogun, E. D. (2007). Monetary Policy and Economic Performance of West African Monetary Zone Countries (rapport technique Numéro 4308). University Library of Munich, Germany.

monétaire) qui ont permis une étude empirique des effets de ces chocs et de leur contribution aux fluctuations du cycle économique dans la zone euro. Ils ont constaté que les chocs de politique monétaire jouent un rôle important dans les variations de la production de la zone euro.¹¹²

Khabo et Harmse (2014) ont estimé l'impact de la politique monétaire sur l'Afrique du Sud, en utilisant les MCO sur les séries de données annuelles de 1960 à 1997 et ont constaté que la masse monétaire (M3) et l'inflation étaient significativement liées à la croissance économique, conformément à la théorie économique.¹¹³

112. Smets, F. & Wouters, R. (2007). Shocks and Frictions in US Business Cycles : A Bayesian DSGE Approach. *American Economic Review*, 97(3), 586-606.

113. Khabo, V. & Harmse, C. (2014). The Impact of Monetary Policy on the Economic Growth of a Small and Open Economy : The Case of South Africa. *South African Journal of Economic and Management Sciences* ; Vol 8, No 3 (2005) DO - 10.4102/sajems.v8i3.1201.

Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons passé en revue sur la relation théorique entre la politique monétaire et la croissance économique. Bien qu'il existe un large éventail d'études sur la relation entre la politique monétaire et la croissance économique, le lien entre les deux demeure peu concluant. Le présent chapitre a offert donc une vue d'ensemble de l'évolution théorique de cette relation et des résultats empiriques récents qui s'y rapportent. Certains auteurs montrent que la politique monétaire est pertinente pour soutenir la croissance économique, principalement dans les économies financièrement développées dotées de Banques centrales relativement indépendantes. La relation a tendance à être plus faible dans les économies en voie développement qui présentent des faiblesses structurelles et dont les marchés financiers sont peu développés et faiblement intégrés aux marchés mondiaux. On conclut, sur le plan théorique, que la politique monétaire est importante pour la croissance économique, tant à court terme qu'à long terme, malgré la relation ambiguë qui existe entre les deux.

La littérature macroéconomique fait ressortir l'existence donc d'un débat ayant trait à l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique. Ce débat va se prolonger sur le plan empirique par plusieurs études qui utilisent des modèles économétriques pour évaluer et mesurer les effets des chocs de politique monétaire sur l'économie réelle en général et la croissance économique en particulier. En effet, de nouvelles méthodes de mesure des chocs de la politique monétaire ont été élaborées à l'aide de riches bases de données. Les modèles à facteurs dynamiques (tels que les modèles FAVAR et FECM) ont fourni des bonnes alternatives aux modèles économétriques traditionnels (VAR, SVAR, etc).

Que devons-nous donc conclure au sujet des effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique ? Nous disons que les meilleures preuves demeurent les modèles économétriques de séries temporelles estimés sur des grandes bases de données, comme nous le verrons dans les chapitres suivants.

Modèles à facteurs dynamiques et analyse des chocs structurels

Introduction

Les principaux objectifs de la politique monétaire sont la stabilisation des prix, la promotion du plein emploi et de la croissance économique ainsi que la modération des taux d'intérêt à long terme. En raison de la difficulté d'atteindre les objectifs mentionnés instantanément, il est nécessaire que les décideurs politiques des banques centrales précisent les objectifs intermédiaires et à court terme, comme le contrôle de la masse monétaire ou l'adoption d'un objectif d'inflation. Il semble donc qu'on se soit toujours interrogé sur les effets de la politique monétaire sur l'économie réelle.

Dans ce contexte, le débat ouvert entre les économistes a fourni la preuve empirique de l'estimation de l'influence des chocs de la politique monétaire sur les variables économiques.¹ Dans l'analyse des chocs de politique monétaire sur les variables économiques, l'approche vectorielle autorégressive (VAR) est utilisée comme un outil standard qui a été suggéré pour la première fois par Sims (1980b) et a été développé par d'autres comme Bernanke et Blinder (1992), Sims (1992), Christiano et Eichenbaum (1992a), Gordon et Leeper (1994), Strongin (1995), Leeper (1997), Bernanke et Mihov (1998), Christiano, Eichenbaum et Evans (1999) et Mojon et Peersman (2001).

L'analyse des effets des chocs de politique monétaire à l'aide d'un modèle VAR standard pose un certain nombre de problèmes. La première question cruciale est qu'il est difficile de déterminer l'indicateur le plus approprié de l'orientation de la politique monétaire. La deuxième question fondamentale est le fait qu'il est difficile d'identifier les chocs de la

1. Cf. Walsh, C. (2017). *Monetary Theory and Policy*. MIT Press

politique monétaire et de déterminer le modèle correct, qui est limité par un petit nombre de variables dans le cadre du modèle VAR. Une solution à ces problèmes consiste à utiliser l'analyse factorielle et de la combiner avec le cadre économétrique des modèles standards, ce qui aboutit à une approche dite modèles à facteurs. La méthode d'analyse factorielle est généralement utilisée pour réduire un grand nombre de variables en un petit nombre de facteurs.²

Dans ce chapitre, nous passons en revue sur les travaux classiques ainsi que les plus récents de l'analyse factorielle des grandes bases de données macroéconomiques. Pour ce faire, nous commençons par une présentation des formes dynamiques et statiques des modèles à facteurs (section 1). Ensuite, nous présentons les principales méthodes d'extraction des facteurs de grandes et de petites bases de données (section 2) ainsi que celles d'estimation des modèles à facteurs dynamiques (section 3). Nous soulignons également les méthodes de la détermination du nombre de facteurs dynamiques et statiques (section 4). En dernier lieu, l'accent est mis sur l'analyse des chocs structurels dans les modèles à facteurs dynamiques (section 5).

2. Cf. Stock et Watson (2002a) et Bernanke et Boivin (2003).

2.1. Modèles à facteurs : formes dynamique et statique

2.1.1. Rétrospective sur les modèles à facteurs dynamiques

Les modèles à facteurs dynamiques sont la première méthode de « big data » en économie empirique, plus précisément en macroéconométrie. La boîte à outils pour le traitement de grands ensembles de données s'est énormément développée au cours des 20 dernières années, mais les modèles à facteurs dynamiques restent la méthode dominante pour le traitement d'un grand nombre de séries macroéconomiques.

Le point de départ des modèles à facteurs dynamiques est qu'un petit nombre de facteurs peut expliquer les co-mouvements dynamiques de nombreuses séries. Bien que la formalisation des modèles à facteurs dynamiques soit issue de Geweke (1977) et de Sargent et Sims (1977), l'idée que de nombreuses séries présentent des co-mouvements qui découlent de fondamentaux cycliques communs est très ancienne et remonte à Burns et Mitchell (1946).³ Sargent et Sims (1977), dans leur article pionnier, ont montré qu'un modèle à facteur unique explique plus des trois quarts de la variance des principales variables d'activité mensuelles.⁴ Comme l'explique Watson (2004), ce fait de base a été remarquablement stable et constitue un résultat robuste en utilisant des méthodes d'espace-état, des composantes principales ou des méthodes hybrides.⁵

La limitation du modèle à facteurs dynamiques pour un petit nombre de facteurs latents est conforme aux théories macroéconomiques d'équilibre simple. Sargent et Sims (1977) citent Lucas (1975) pour avoir fourni un modèle macroéconomique à facteur unique motivé par la théorie. Sargent (1989) prend explicitement un modèle macroéconomique à un seul

3. En effet, Burns et Mitchell (1946) adoptent la perspective que le cycle économique est défini par les co-mouvements de nombreuses séries. Il présente les cycles économiques comme un consensus entre les expansions de "nombreuses" activités économiques, suivies de récessions, de contractions et de reprises "tout aussi générales". Seule l'observation empirique permet de savoir dans quelle mesure ces mouvements sont "généraux", quels types d'activités y participent ou non, comment le consensus diffère d'une phase cyclique à l'autre et d'un cycle économique à l'autre" (Burns et Mitchell, 1946, p. 6).

4. Sargent, T. & Sims, C. A. (1977). Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much a Priori Economic Theory. *New Methods in Business Cycle Research : Proceedings From a Conference*, 45-109.

5. Watson, M. W. (2004). [Monetary Policy in Real Time] : Comment. *NBER Macroeconomics Annual*, 19, 216-221.

facteur et montre, lorsque les données sont mesurées avec erreur, comment cela implique un modèle à facteurs dynamiques qui peut être estimé en utilisant des méthodes d'espace-état. Boivin et Giannoni (2006a) prolongent les travaux de Sargent (1989) et montrent qu'un modèle d'équilibre général dynamique stochastique log-linéarisé implique un modèle à facteurs dynamiques avec des restrictions de suridentification, puis ils estiment le MFD qui en résulte.

Les techniques développées au cours des 20 dernières années, permettent d'estimer les MFD en utilisant de grandes bases de données. Comme on le sait maintenant, la principale conclusion qui permet d'étendre les MFD à des données de grande dimension est que si le fait d'avoir de nombreuses séries dans les applications de régression classiques est un inconvénient, dans les MFD c'est une opportunité. En effet, cela permet d'exploiter la dimension transversale pour améliorer l'estimation des facteurs non observés. Geweke (1993) a fourni une première articulation de l'intuition derrière cette idée.⁶ Connor et Korajczyk (1986), Stock et Watson (2002a), Forni, Hallin et al. (2005), et Bai et Ng (2006a) ont fait des démonstrations formelles de ce point sous différentes hypothèses. Aujourd'hui, les applications des MFD avec des centaines de séries sont courantes, bien que l'expérience ait montré que dans certaines applications, les avantages de la moyenne transversale peuvent être obtenus avec moins de séries.

Les MFD fournissent un cadre souple et efficace pour les tâches pratiques des macroéconomistes telles que le suivi en temps réel des indicateurs économiques et la construction d'indices d'activité. De nombreuses applications nécessitent le traitement de multiples séries temporelles présentant des irrégularités de données, comportant des valeurs manquantes ou elles ont des fréquences mixtes. Les MFD de forme espace-état, qui s'appuient sur les premiers travaux de Harvey et ses co-auteurs, résumés dans Harvey (1991), sont bien adaptés au traitement de ces irrégularités de données.⁷

Comme les MFD peuvent traiter des ensembles de données volumineux, les prévisions

6. Voir, Quah, D. & Sargent, T. J. (1993). A Dynamic Index Model for Large Cross Sections. *NBER Chapters* (Pages 285-310). National Bureau of Economic Research, Inc, pp. 306-309.

7. Les développements récents dans ce domaine sont étudiés par : Bańbura, M., Giannone, D., Mo-dugno, M. & Reichlin, L. (2013). Chapter 4 - Now-Casting and the Real-Time Data Flow. G. Elliott & A. Timmermann (Éditeurs), *Handbook of Economic Forecasting* (Pages 195-237). Elsevier.

basées sur les MFD peuvent comporter des ensembles d'informations riches tout en produisant des modèles de prévision bien estimés. En ce sens, elles apportent une solution au problème des prévisions de grandes bases de données, dans lequel le nombre de prédicteurs peut dépasser le nombre d'observations (séries chronologiques). En outre, selon les hypothèses du MFD, les prévisions sont cohérentes dans la mesure où la différence entre la prévision utilisant le facteur estimé et le facteur réel passe à zéro en moyenne carrée lorsque le nombre de séries augmente.⁸

Les MFD offrent la capacité de résoudre certains problèmes délicats de la macroéconomie empirique qui se posent lors de l'utilisation des modèles VAR structurels. Il est bien connu qu'une condition d'identification clé pour l'analyse VAR structurelle est que l'espace des innovations VAR couvre le ou les chocs structurels d'intérêt, de sorte que le choc structurel puisse être récupéré sous la forme d'une combinaison linéaire des innovations VAR. Mais cette condition se heurte au problème pratique que l'espace des innovations dépend des variables qui sont incluses dans le modèle VAR. On pourrait penser à faire en sorte que les innovations couvrent le choc structurel en incluant de très nombreuses variables dans le modèle VAR, mais cela introduit le problème de la prolifération des paramètres du modèle VAR. Une solution à ce problème est d'adopter des méthodes de MFD structurels à haute dimension qui, grâce à leurs nombreuses variables, améliorent la capacité des innovations par rapport à l'espace du choc structurel. Comme le montrent Forni, Hallin et al. (2000), dans certaines conditions, les méthodes de MFD permettent de répondre à cette exigence de couverture et de résoudre ainsi au moins certains des problèmes associés aux modèles VAR structurels non inversibles. Outre le problème de l'invertibilité, comme le soulignent Bernanke, Boivin et Elias (2005), les MFD structurels fournissent un cadre simple et cohérent pour l'estimation des fonctions de réponse impulsionnelle structurelles pour un grand nombre de variables.⁹

8. Plus généralement, les restrictions imposées par les MFD sont en accord avec la longue histoire de l'expérience économique empirique développée par les chercheurs depuis Burns et Mitchell (1946).

9. Comme l'expliquent Stock et Watson (2016), les schémas d'identification des modèles VAR structurels se reportent de manière simple aux MFD structurels.

2.1.2. Forme dynamique des modèles à facteurs

Le modèle à facteurs dynamiques représente l'évolution d'un vecteur de N séries temporelles observées (X_t) en termes d'un nombre réduit de facteurs communs non observés qui évoluent dans le temps, ajoutés aux perturbations non corrélées qui représentent l'erreur de mesure et la dynamique idiosyncratique des séries individuelles. Il y a deux façons d'écrire le modèle à facteurs dynamiques : la forme dynamique représente la dépendance de X_t aux retards (et éventuellement aux avances) des facteurs de manière explicite, tandis que la forme statique représente ces dynamiques de manière implicite. En effet, les deux formes conduisent à des méthodes d'estimation différentes ainsi que la forme qui est le mieux adaptée dépend de son application.

Le modèle à facteurs dynamiques est un exemple de la classe beaucoup plus large des modèles sous une forme espace-état ou modèle de Markov caché¹⁰, dans lesquels les variables observables sont exprimées en termes de variables non observées ou latentes, qui à leur tour évoluent selon une certaine dynamique décalée avec une dépendance finie.¹¹ Ce qui caractérise le modèle à facteurs dynamiques, pour les applications macroéconomiques, est que les co-mouvements d'un nombre important de séries observables sont résumés par un petit nombre de facteurs communs qui déterminent les fluctuations communes de toutes les séries.

Le modèle à facteurs dynamiques représente un vecteur X_t , de dimension $N \times 1$, de séries chronologiques observées en fonction d'un nombre réduit q de facteurs non observés ou latents f_t et d'une composante idiosyncratique e_t de moyenne nulle, dont les facteurs latents et les termes idiosyncratiques sont en général corrélés en série. On définit alors le modèle à facteurs dynamiques de la manière suivante :

$$X_t = \lambda(L)f_t + e_t \quad (2.1)$$

$$f_t = \Psi(L)f_{t-1} + \eta_t \quad (2.2)$$

10. « *Hidden Markov model* »

11. C'est-à-dire que la loi de mouvement des variables latentes est de Markov.

Les matrices polynomiales de retard $\lambda(L)$ et $\Psi(L)$ sont respectivement de dimensions $N \times q$ et $q \times q$. η_t est le vecteur $q \times 1$ des innovations de moyenne nulle (non corrélées en série) des facteurs. On suppose que les perturbations idiosyncratiques ne sont pas corrélées avec les innovations des facteurs à tous les avancements et retards, c'est-à-dire $E e_t \eta'_{t-k} = 0$ pour tous les k . En général, e_t peut être corrélé en série. La $i^{\text{ème}}$ ligne de $\lambda(L)$ qui correspond au polynôme de retard $\lambda_j(L)$ est appelée le poids de facteur (*factor loading*) pour la $i^{\text{ème}}$ série X_{it} .

Le terme $\lambda_i(L)f_t$ dans l'équation (2.1) est la composante commune de la $i^{\text{ème}}$ série. Tout au long de ce chapitre, nous traitons le polynôme de retard $\lambda(L)$ comme unilatéral. Ainsi, la composante commune de chaque série est un décalage distribué des valeurs actuelles et passées de f_t .

La perturbation idiosyncratique e_t dans l'équation (2.1) peut être corrélée en série. Si c'est le cas, les modèles (2.1) et (2.2) sont incomplètement spécifiés. Pour certains objectifs, tels que l'estimation de forme espace-état, il est souhaitable de spécifier un modèle paramétrique pour la dynamique idiosyncrasique. Un modèle simple et applicable consiste à supposer que la $i^{\text{ème}}$ perturbation idiosyncratique e_{it} suit une autorégression univariée¹², où ν_{it} n'est pas corrélé en série.

$$e_{it} = \delta_j(L)e_{it-1} + \nu_{it} \quad (2.3)$$

– *Modèle à facteurs dynamiques exact :*

Lorsque les perturbations idiosyncratiques e_t ne sont pas corrélées entre elles, c'est-à-dire $E e_{it} e_{js} = 0$ pour tous les t et s avec $i \neq j$, le modèle à facteurs est appelé « modèle à facteurs dynamiques exact »¹³.

Dans le modèle à facteurs dynamiques exact, la corrélation d'une série avec une autre ne se produit que par le biais des facteurs latents f_t . Pour être précis, supposons que les perturbations (e_t , η_t) soient gaussiennes, alors les équations (2.1) et (2.2) impliquent

^{12.} Cf. Équation (2.3).

^{13.} On parle aussi du modèle à facteurs dynamiques « strict ».

cela :

$$\begin{aligned}
E[X_{it}|X_t^{-i}, f_t, X_{t-1}^{-i}, f_{t-1}, \dots] &= E[\lambda_j(L)f_t + e_{it}|X_t^{-i}, f_t, X_{t-1}^{-i}, f_{t-1}, \dots] \\
&= E[\lambda_j(L)f_t|X_t^{-i}, f_t, X_{t-1}^{-i}, f_{t-1}, \dots] \\
&= \lambda_j(L)f_t
\end{aligned} \tag{2.4}$$

Le caractère « $-i$ » indique toutes les séries autres que i . Ainsi, la composante commune de X_{it} correspond à la valeur attendue de X_{it} compte tenu des facteurs et de toutes les autres variables. Les autres séries X_t^{-i} n'ont aucun pouvoir explicatif pour X_{it} par rapport au facteur.

De même, dans le modèle à facteurs dynamiques exact avec les perturbations gaussiennes, les prévisions de la $i^{\text{ème}}$ série en tenant compte de toutes les variables et des facteurs se réduisent à des prévisions en considérant les facteurs et X_{it} . Supposons que e_{it} suit l'autorégression de l'équation (2.3) et que (ν_β, η_t) sont normalement distribués. Sous le modèle à facteurs dynamiques exact, $E\nu_{it}\nu_{jt} = 0$ pour $i \neq j$. Dans ce cas :

$$\begin{aligned}
E[X_{it+1}|X_t, f_t, X_{t-1}, f_{t-1}, \dots] &= E[\lambda_i(L)f_{t+1} + e_{it+1}|X_t, f_t, X_{t-1}, f_{t-1}, \dots] \\
&= \alpha_i^f(L)f_t + \delta_j(L)X_{it}
\end{aligned} \tag{2.5}$$

Avec $\alpha_i^f(L) = \lambda_{i0}\Psi(L) - \delta_i(L)\lambda_i(L) + L^{-1}(\lambda_i(L) - \lambda_0)$.¹⁴

Si les perturbations (e_t, η_t) satisfont le modèle à facteurs dynamiques exact mais ne sont pas gaussiennes, alors les équations en (2.4) et (2.5) sont interprétées comme des prédicteurs linéaires.

Les équations (2.4) et (2.5) résument les propriétés clés de réduction des dimensions du modèle à facteurs dynamiques exact dans le but d'expliquer les mouvements contemporains et pour faire des prévisions. De plus, une fois les valeurs des facteurs sont connues,

14. En remplaçant les équations (2.2) et (2.3) dans l'équation (2.1) on obtient : $X_{it+1} = \lambda_{i0}(\Psi(L)f_t + \eta_{t+1}) + \sum_j \lambda_{ij}f_{t-j+1} + \delta_i(L)e_{it} + \nu_{it+1}$.

Notons également que : $\sum_j \lambda_{ij}f_{t-j+1} = L^{-1}(\lambda_i(L) - \lambda_{i0})f_t$ et que $\delta_i(L)e_{it} = \delta_i(L)(X_{it} - \lambda_i(L)f_t)$.

Alors : $X_{it+1} = \lambda_{i0}(\Psi(L)f_t + \eta_{t+1}) + L^{-1}(\lambda_i(L) - \lambda_{i0})f_t + \delta_i(L)(X_{it} - \lambda_i(L)f_t) + \nu_{it+1}$. L'équation (2.5) s'obtient en recueillant les termes et en prenant les anticipations.

les autres séries ne fournissent aucune information utile supplémentaire.

– **Modèle à facteurs dynamiques approximatif :**

L'hypothèse selon laquelle e_t n'est pas corrélé en série est irréaliste dans de nombreuses applications empiriques. Par exemple, les données issues d'une même enquête peuvent avoir une erreur de mesure corrélée. De même, les séries temporelles pour un secteur donné peuvent avoir une dynamique sectorielle non modélisée. Le « modèle à facteurs dynamiques approximatif » de Chamberlain et Rothschild (1983) permet modéliser une telle corrélation.¹⁵

Dans le cadre du modèle à facteurs dynamiques approximatif, les équations (2.4) et (2.5) contiendraient des termes supplémentaires reflétant cette corrélation limitée. En effet, l'équation de prévision (2.5) pourrait contenir quelques variables observables supplémentaires pertinentes pour la prévision de la série X_{it} .¹⁶

2.1.3. Forme statique des modèles à facteurs

La forme statique du modèle à facteurs réécrit la forme dynamique des équations (2.1) et (2.2) pour dépendre de r facteurs statiques F_t , au lieu de q facteurs dynamiques f_t , telle que $r \geq q$. Cette réécriture permet d'adapter le modèle à l'analyse en composantes principales (ACP) et aux autres méthodes des moindres carrés.

Considérons que p est le degré de retard de la matrice polynomiale de retard $\lambda(L)$ et que $F_t = (f'_t, f'_{t-1}, \dots, f'_{t-p})'$ désignent un vecteur, de dimension $r \times 1$, de facteurs dits « statiques », par opposition aux facteurs « dynamiques » f_t . Considérons également que $\Lambda = (\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_p)$, telle que λ_h est la matrice de dimension $N \times q$ des coefficients sur le $h^{\text{ème}}$ décalage dans $\lambda(L)$. De même, considérons que $\Phi(L)$ est la matrice composée des 1, des 0 et des éléments de $\Psi(L)$ de telle sorte que le vecteur autorégressif dans (2.2) soit

15. Pour une discussion des conditions techniques limitant la dépendance aux perturbations dans le modèle à facteurs dynamiques approximatif, voir : Bai, J. & Ng, S. (2008b). Large Dimensional Factor Analysis. *Foundations and Trends® in Econometrics*, 3(2), 89-163.

16. Dans les applications empiriques, il est préférable d'aborder cette corrélation potentielle de manière individuelle.

réécrit en termes de F_t . Avec cette notation, les modèle à facteurs dynamiques (2.1) et (2.2) peuvent être réécrits de la façon suivante :

$$X_t = \Lambda F_t + e_t \quad (2.6)$$

$$F_t = \Phi(L)F_{t-1} + G\eta_t \quad (2.7)$$

Avec : $G = [I_q 0_{q \times (r-q)}]'$.

Considérons, par exemple, qu'il existe un seul facteur dynamique f_t (c.à.d $q = 1$), que tous les X_{it} dépendent uniquement des valeurs actuelles et des premières valeurs décalées de f_t et que le modèle VAR pour f_t dans l'équation (2.2) a deux décalages. En effet, $f_t = \Psi_1 f_{t-1} + \Psi_2 f_{t-2} + \eta_t$. La correspondance entre les formes dynamique et statique pour X_{it} est donc comme suit :

$$X_{it} = \lambda_{i0}f_t + \lambda_{i1}f_{t-1} + e_{it} = [\lambda_{i0}\lambda_{i1}] \begin{bmatrix} f_t \\ f_{t-1} \end{bmatrix} + e_{it} = \Lambda_i F_t + e_{it} \quad (2.8)$$

$$F_t = \begin{bmatrix} f_t \\ f_{t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi_1 & \Psi_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{t-1} \\ f_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \eta_t = \Phi F_{t-1} + G\eta_t \quad (2.9)$$

La première expression dans (2.8) donne l'équation pour X_{it} sous la forme dynamique (2.1) avec $\Lambda_i = [\lambda_{i0}\lambda_{i1}]$ est la $i^{\text{ème}}$ ligne de Λ . La dernière expression dans (2.8) est l'équation pour X_{it} sous la forme statique (2.6). La première expression de l'équation (2.9) est l'équation d'évolution du facteur dynamique dans (2.2) et la deuxième représente l'identité utilisée pour exprimer (2.2) sous la forme du premier ordre.

Dans la forme statique de le modèle à facteurs dynamiques, la composante commune de la $i^{\text{ème}}$ variable est $\Lambda_i F_t$, tandis que la composante idiosyncratique est e_{it} .

En partant de l'hypothèse supplémentaire que la perturbation idiosyncratique suit l'autorégression dans l'équation (2.3) et que les perturbations (ν_t, η_t) sont gaussiennes, la prévision à un pas d'avance de la $i^{\text{ème}}$ variable dans le modèle factoriel statique est donnée

par :

$$E[X_{it+1}|X_t, F_t, X_{t-1}, F_{t-1}, \dots] = \alpha_i^F(L)F_t + \delta_i(L)X_{it} \quad (2.10)$$

Avec $\alpha_i^F = \Lambda_i\Phi(L) - \delta_i(L)\Lambda_i$.¹⁷

L'équation de prévision (2.10) est la contrepartie du modèle factoriel statique (2.5). Dans les deux formes de modèle à facteurs dynamiques, la prévision utilisant toutes les séries se réduit à un décalage distribué des facteurs et des séries individuelles. Le VAR (2.7) pour F_t peut être écrit sous forme compagnon en empilant les éléments de F_t et ses retards, ce qui donne une représentation dans laquelle le facteur empilé suit un VAR(1), auquel cas seules les valeurs actuelles du vecteur de facteurs empilés entrent (2.10).

Les prévisions à plusieurs étapes peuvent être calculées soit par régression directe sur F_t et X_{it} actuels et passés, soit par itération du modèle AR pour e_{it} et du VAR pour F_t . (équations (2.3) et (2.7)).

En général, le nombre de facteurs statiques r dépasse le nombre de facteurs dynamiques q parce que F_t est constitué de f_t statiques actuels et passés. Lorsque $r > q$, les facteurs statiques ont une singularité dynamique, c'est-à-dire que $q - r$ combinaisons linéaires de F_t sont parfaitement prévisibles à partir de F_t passé. Dans les exemples (2.8) et (2.9), il y a un seul facteur dynamique et deux facteurs statiques, et la combinaison linéaire parfaitement prévisible est $F_{2t} = F_{1t-1}$.

Lorsque le nombre de facteurs statiques et dynamiques est estimé à l'aide de données macroéconomiques, la différence entre les valeurs estimées de r et q est souvent faible. Par conséquent, certaines applications placent $r = q$ et $G = I$ dans (2.7). Par ailleurs, si $q < r$, la matrice de covariance résultante des innovations de facteurs statiques, c'est-à-dire $F_t - \Phi(L)F_{t-1} = G\eta_t$, a un rang q .

¹⁷. En revanche, si les perturbations sont non gaussiennes, l'expression est le prédicteur linéaire.

2.2. Extraction des facteurs de grandes et de petites bases de données

2.2.1. Petite ou grande base de données : que choisir ?

Les variables macroéconomiques et financières sont souvent considérées comme étant régies par quelques facteurs sous-jacents non observés. L'extraction de ces facteurs devient une question centrale qui intéresse les économétriciens, les praticiens et les décideurs politiques.¹⁸ Dans ce contexte, les modèles à facteurs dynamiques (MFD), introduits à l'origine par Geweke (1977) et Sargent et Sims (1977), représentent un instrument très populaire pour traiter les systèmes multivariés de variables macroéconomiques et financières.

La disponibilité de grandes bases de données a suscité un débat sur la question de savoir s'il fallait utiliser des modèles à facteurs dynamiques sur les petites ou sur les grandes bases de données pour obtenir des estimations plus précises des facteurs sous-jacents. La procédure la plus populaire pour les petites bases de données est basée sur les algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman (KFL) avec les paramètres estimés par le maximum de vraisemblance (ML).¹⁹ D'autre part, les procédures de traitement des grandes bases de données sont généralement basées sur des techniques de composantes principales (CP). En tenant compte des faibles corrélations croisées entre les bruits idiosyncratiques, les facteurs sont donnés par les quelques premiers composantes principales (classés selon leurs valeurs propres) des nombreuses variables du système.²⁰ Enfin, Doz, Giannone et Reichlin (2011), 2012 proposent des méthodes hybrides qui combinent les procédures de composantes principales (CP) et les algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman

18. Par exemple, Forni, Hallin et al. (2000), Forni, Hallin et al. (2005), Aruoba, Diebold et Scotti (2009) et Altissimo, Cristadoro et al. (2010) extraient des facteurs pour estimer le cycle économique. En outre, Bernanke, Boivin et Elias (2005) extraient des facteurs pour les incorporer dans les modèles FAVAR. Par ailleurs, Banerjee, Marcellino et Masten (2014) proposent d'incorporer des facteurs dans les modèles FECM.

19. Voir par exemple, Engle et Watson (1981).

20. Voir par exemple, Stock et Watson (2002a) et Forni, Hallin et al. (2005).

(KFS) en tirant parti du meilleur de chacune d'entre elles, de telle sorte qu'il est possible de traiter des systèmes de données volumineux ayant une efficacité similaire à celle des algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman. En particulier, Doz, Giannone et Reichlin (2011) proposent une procédure de filtre de Kalman à deux étapes (2SKF) qui est itérative jusqu'à la convergence dans l'algorithme de quasi-maximum de vraisemblance (QML) de Doz, Giannone et Reichlin (2012).

Pour illustrer les différentes méthodes, considérons le modèle à facteurs dynamiques suivant dans lequel les facteurs sont donnés par un modèle VAR(p) et les bruits idiosyncratiques sont supposés être un processus VAR(1) :

$$Y_t = PF_t + \varepsilon_t \quad (2.11)$$

$$F_t = \Phi_1 F_{t-1} + \dots + \Phi_p F_{t-p} + \eta_t \quad (2.12)$$

$$\varepsilon_t = \Gamma \varepsilon_{t-1} + a_t \quad (2.13)$$

Avec $Y_t = (y_{t1}, \dots, y_{tN})'$ est le vecteur de dimension $N \times 1$ des variables observées au temps t , $F_t = (f_{t1}, \dots, f_{tr})'$ est le vecteur $r \times 1$ des facteurs sous-jacents et ε_t est le vecteur $N \times 1$ des bruits idiosyncratiques. La perturbation η_t est un bruit blanc gaussien avec une matrice de covariance finie et positive Σ_η . Les bruits idiosyncratiques ε_t sont distribués indépendamment de $\eta_{t-\tau}$ pour toutes les valeurs passées et futures. Nous supposons également que toutes les matrices autorégressives Φ_i , avec $i = 1, \dots, p$, et Γ sont diagonales. Enfin, a_t est le bruit blanc gaussien avec Σ_a une matrice de covariance finie et définie positive de sorte que les bruits idiosyncrasiques sont faiblement corrélés.

2.2.2. Méthodes basées sur les composantes principales

Dans le contexte des grandes bases de données, les facteurs sont généralement extraits à l'aide de procédures basées sur les composantes principales (CP) qui sont intéressantes car elles sont simples à calculer. En outre, elles sont non paramétriques, et par conséquent, résistantes aux éventuelles erreurs de spécification de la dynamique des facteurs et

aux bruits idiosyncratiques. La contrepartie de cette robustesse est que l'extraction par composantes principales perd de son efficacité par rapport aux procédures basées sur une dynamique bien spécifiée.

Les procédures basées sur les composantes principales permettent d'estimer l'espace couvert par les facteurs.²¹ Par conséquent, afin d'extraire les facteurs individuels, il faut connaître r le nombre de facteurs dans le système. La matrice $T \times r$ des estimations des facteurs par composantes principales, $\hat{F} = (\hat{F}'_1, \dots, \hat{F}'_T)$ est donnée par $\sqrt{T}$ multiplié par les r vecteurs propres associés aux r plus grandes valeurs propres de YY' . Y est la matrice $T \times N$ donnée par $Y = (Y'_1, \dots, Y'_T)$. Les estimations des *loadings* sont données par $\hat{P} = \frac{Y'\hat{F}}{T}$.

Les propriétés de l'estimateur des facteurs par composantes principales sont basées sur des arguments asymptotiques lorsque les deux dimensions, transversale N et temporelle T , tendent simultanément vers l'infini. Stock et Watson (2002a) montrent que, si les corrélations croisées des bruits idiosyncratiques sont faibles et que la variabilité des facteurs communs n'est pas trop faible, les facteurs estimés sont cohérents.²² Dans des conditions générales qui permettent une corrélation croisée sérielle et contemporaine ainsi qu'une hétéroscédasticité en deux dimensions, Bai (2003) montre que les facteurs estimés peuvent être traités comme s'ils étaient observés tant que le nombre de facteurs est connu et fixé, car N et T croissent tous deux et $(\sqrt{T}/N) \rightarrow 0$ quand $N, T \rightarrow \infty$. Il en déduit également la distribution asymptotique suivante :

$$\sqrt{N}(\hat{F}_t - H'F_t) \xrightarrow{d} N(0, V^{-1}Q\Gamma_tQ'V^{-1}) \quad (2.14)$$

Où $H = \hat{V}^{-1}(\hat{F}'F/T)(P'P/N)$ avec $\hat{V}$ étant la matrice diagonale de dimension $r \times r$ des r premières plus grandes valeurs propres de la matrice $YY'/(TN)$ disposées en ordre décroissant. V est sa limite de probabilité. Q étant la limite $r \times r$ dans la matrice de

21. Nous décrivons ici la procédure basée sur les composantes principales selon Bai (2003).

22. Breitung et Choi (2013) ont un résumé intéressant des conditions de faibles bruits idiosyncratiques et de facteurs forts en corrélation croisée. Onatski (2012) décrit des situations dans lesquelles la méthode par composantes principales est inconsistante, tandis que Choi (2012) dérive la distribution asymptotique d'un estimateur par composantes principales généralisées avec une variance asymptotique plus faible.

probabilité de $(\hat{F}'F)/T$ et la matrice Γ_t de dimension $r \times r$ est définie comme suit :

$$\Gamma_t = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N E(p'_i p_j \varepsilon_{ti} \varepsilon_{tj}) \quad (2.15)$$

Avec p_i étant la $i^{\text{ème}}$ ligne de la matrice de chargement des facteurs P . Étant donné que les facteurs sont estimés selon la normalisation $(\hat{F}'\hat{F}/T) = I_r$, une estimation de Q est juste la matrice d'identité. Par conséquent, la variance asymptotique de $\hat{F}_t$ peut être estimée comme suit :

$$\text{var}(\hat{F}_t) = \frac{1}{N} \hat{V}^{-1} \hat{\Gamma}_t \hat{V}^{-1} \quad (2.16)$$

Avec $\hat{\Gamma}_t$ étant une estimation cohérente de Γ_t (ou plus précisément de $H^{-1}\Gamma_t H^{-1}$). Bai et Ng (2006a) proposent trois estimateurs différents de Γ_t en fonction des propriétés des erreurs idiosyncratiques.²³ Deux d'entre eux supposent des erreurs idiosyncratiques non corrélées transversalement mais n'exigent pas de stationnarité, tandis que le troisième est robuste à la corrélation transversale et à l'hétéroscédasticité mais exige une stationnarité de covariance. Bai et Ng (2006a) soutiennent que pour une petite corrélation transversale des erreurs, les contraindre à être nulles pourrait parfois être souhaitable car la variabilité d'échantillonnage résultant de leur estimation pourrait générer une perte d'efficacité non négligeable. Par conséquent, ils recommandent d'utiliser l'estimateur de Γ_t suivant :

$$\hat{\Gamma}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{p}'_i \hat{p}_i \hat{\varepsilon}_{ti}^2 \quad (2.17)$$

Où $\hat{\varepsilon}_t = (\hat{\varepsilon}_{t1}, \dots, \hat{\varepsilon}_{tN})'$ est obtenu comme $\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{P}\hat{F}_t$.

2.2.3. Filtrage et lissage de Kalman

Dans le contexte des petites bases de données, les facteurs sont généralement estimés à l'aide des algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman (KFS) avec les paramètres estimés par le maximum de vraisemblance (ML). L'exécution du filtre de Kalman nécessite de connaître la spécification et les paramètres du modèle à facteurs dynamiques dans les

²³ Bai, J. & Ng, S. (2006a). Confidence Intervals for Diffusion Index Forecasts and Inference for Factor-Augmented Regressions. *Econometrica*, 74(4), 1133-1150.

équations (2.11) et (2.13). Par conséquent, les facteurs extraits à l'aide des algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman (KFS) peuvent être non robustes en présence d'une mauvaise spécification du modèle. Cependant, si le modèle est correctement spécifié, l'extraction des facteurs à l'aide du filtre de Kalman est intéressante pour plusieurs raisons. Premièrement, elle permet de traiter les irrégularités des données comme les systèmes contenant des variables de fréquences différentes et/ou des observations manquantes.²⁴ Deuxièmement, la procédure de filtrage et de lissage de Kalman (KFS) n'est pas aussi affectée par les valeurs aberrantes que les procédures par composantes principales (CP) qui sont basées sur des matrices de covariance estimées. Troisièmement, elles fournissent un cadre pour l'incorporation de restrictions dérivées de la théorie économique.²⁵ Quatrièmement, la procédure de filtrage et de lissage de Kalman (KFS) est plus efficace que les procédures par composantes principales (CP) pour une gamme flexible de spécifications qui incluent le modèle à facteurs dynamiques non stationnaire et les bruits idiosyncratiques avec de fortes corrélations croisées. Enfin, elle permet d'obtenir des mesures d'incertitude associées aux facteurs estimés lorsque la dimension transversale est finie.²⁶ Cependant, le nombre de paramètres à estimer augmente avec la dimension transversale de telle sorte que l'estimation du maximum de vraisemblance (ML) peut être impossible pour les grands systèmes.

Le modèle à facteurs dynamiques dans les équations (2.11) et (2.13) est conditionnellement gaussien. Par conséquent, lorsque les bruits idiosyncratiques ne sont pas corrélés en série, les algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman (KFS) fournissent des estimations de l'erreur quadratique moyenne minimale²⁷ des facteurs sous-jacents qui sont données par les moyennes conditionnelles correspondantes. En indiquant par $f_{t|\tau}$ l'estimation de F_t obtenue avec les informations disponibles au moment τ , et par $V_{t|\tau}$ son erreur quadratique moyenne (MSE) correspondant, l'algorithmes de filtrage et de lissage de Kalman (KFS)

24. Voir Aruoba, Diebold et Scotti (2009), Jungbacker, Koopman et van der Wel (2011), Pinheiro, Rua et Dias (2013), Bańbura et Modugno (2014) et Brauning et Koopman (2014) pour quelques exemples.

25. Voir Bork, Dewachter et Houssa (2009) et Doz, Giannone et Reichlin (2012).

26. Voir Poncela et Ruiz (2015).

27. *Minimum Mean Square Error.*

fournit :

$$f_{t|\tau} = E[F_t|Y_1, \dots, Y_\tau] \quad (2.18)$$

$$V_{t|\tau} = E[(F_t - f_{t|\tau})(F_t - f_{t|\tau})'|Y_1, \dots, Y_\tau] \quad (2.19)$$

Avec $\tau = t - 1$, pour les prévisions à un pas d'avance, $\tau = t$ pour les estimations filtrées et $\tau = T$ pour les estimations factorielles lissées. Il est également important de souligner que les procédures de filtrage et de lissage de Kalman (KFS) fournissent des prévisions hors échantillon des facteurs ainsi que les erreurs quadratiques moyennes de prévision (MSFE) correspondantes.

Lorsque les bruits idiosyncratiques sont corrélés en série, le modèle à facteurs dynamiques peut être reformulé de deux manières différentes pour préserver les propriétés optimales de la procédure de filtrage et de lissage de Kalman (KFS). Premièrement, il est possible de l'exprimer sous forme d'espace-état comme suit :

$$Y_t = \Gamma Y_{t-1} + \begin{bmatrix} P & -\Gamma P & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_t \\ F_{t-1} \\ F_{t-2} \\ \vdots \\ F_{t-p+1} \end{bmatrix} + a_t \quad (2.20)$$

$$\begin{bmatrix} F_t \\ F_{t-1} \\ F_{t-2} \\ \vdots \\ F_{t-p+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 & \dots & \Phi_p \\ I & 0 & \dots & 0 \\ 0 & I & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ F_{t-2} \\ F_{t-3} \\ \vdots \\ F_{t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_t \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

Reis et Watson (2010), Jungbacker, Koopman et van der Wel (2011) et Pinheiro, Rua et Dias (2013) proposent des mises en œuvre du modèle dans l'équation (2.20). Il est également possible de traiter l'autocorrélation des bruits idiosyncratiques en augmentant

le vecteur d'état par ε_t .²⁸ Les deux formulations aboutissent aux mêmes résultats lorsque les problèmes d'initialisation sont correctement pris en compte. Cependant, il convient de noter que, dans la pratique, l'augmentation de l'espace-état pourrait n'être possible que pour des dimensions transversales relativement faibles.

Les paramètres sont généralement estimés par maximum de vraisemblance (ML) en maximisant la décomposition anticipée de la probabilité log-Gaussienne.²⁹ La maximisation de la log-vraisemblance implique une optimisation non linéaire qui limite le nombre de paramètres pouvant être estimés et, par conséquent, le nombre de séries pouvant être traitées lors de l'estimation des facteurs sous-jacents. Même si le nombre de facteurs est considéré comme fixe, le nombre de paramètres à estimer augmente très rapidement avec N . Bien que l'algorithme espérance-maximisation (EM) permette de maximiser la fonction de vraisemblance d'un modèle à facteurs dynamiques de grande dimension, il ne permet pas l'estimation des paramètres dans Γ .³⁰ Par ailleurs, Jungbacker, Koopman et van der Wel (2011) et Jungbacker et Koopman (2015) proposent de transformer l'équation d'observation en une dimension inférieure, ce qui conduit à une approche efficace sur le plan du calcul pour l'estimation des paramètres et des facteurs. Toutefois, si la dimension transversale est importante, cette procédure n'est réalisable que si les bruits idiosyncratiques sont sans corrélation en série. Fiorentini, Galesi et Sentana (2018) proposent également un autre algorithme espérance-maximisation (EM) spectral capable de traiter les grands systèmes.³¹

En ce qui concerne l'incertitude associée aux estimations de la procédure de filtrage et de lissage de Kalman (KFS), Poncela et Ruiz (2015) obtiennent des expressions de leur erreur quadratique moyenne (MSE) en régime permanent N et T fini lorsque les paramètres du modèle sont connus ou lorsqu'ils sont estimés à l'aide d'un estimateur cohérent. Ils montrent que, dans le premier cas, les erreurs quadratiques moyennes (MSE) sont des

28. Voir par exemple, Jungbacker, Koopman et van der Wel (2011), Bańbura et Modugno (2014) et Jungbacker et Koopman (2015).

29. Cf. Engle et Watson (1981) et Watson et Engle (1983)

30. Cf. Doz, Giannone et Reichlin (2012).

31. Cf. Fiorentini, G., Galesi, A. & Sentana, E. (2018). A Spectral EM Algorithm for Dynamic Factor Models. *Journal of Econometrics*, 205(1), 249-279

fonctions décroissantes de la dimension transversale, que les bruits idiosyncratiques soient faiblement ou fortement corrélés. En outre, si les bruits idiosyncratiques sont faiblement corrélés, les erreurs quadratiques moyennes minimales (MMSE) sont nulles pour les estimations filtrées et lissées. Tandis que si elles sont fortement corrélées, les MMSE sont différentes de zéro de sorte que les estimations des facteurs ne sont pas cohérentes. Toutefois, il est très important de noter que, dans tous les cas, le MSE est très proche du minimum lorsque le nombre de variables dans le système est relativement faible, environ 30 variables. Dans ce dernier cas, lorsque les paramètres sont estimés, si la taille de l'échantillon est fixe, le MSE peut même être une fonction croissante de la dimension transversale. Par conséquent, dans ce cas, qui est le plus courant lorsqu'on traite des données empiriques, on peut avoir plus d'incertitude sur les facteurs sous-jacents lorsque le nombre de séries utilisées pour les estimer augmente.

2.2.4. Méthodes combinées

Doz, Giannone et Reichlin (2011), 2012 proposent deux procédures pour estimer les facteurs en présence de systèmes de données volumineux basées sur la combinaison des approches de composantes principales et de filtrage et de lissage de Kalman (KFS).³²

La procédure de filtre de Kalman à deux étapes (2SKF) proposée par Doz, Giannone et Reichlin (2011) commence à extraire les facteurs par composantes principales (CP), en obtenant $\hat{F}_t^{(0)} = \hat{F}_t^{\text{PC}}$. Ensuite, la dynamique des facteurs est estimée après ajustement d'un modèle VAR(p) qui est estimé par les moindres carrés ce qui donne $\hat{\Phi}^{(0)}$. Les paramètres de la matrice de covariance des bruits idiosyncratiques, Σ_ε , sont estimés en utilisant la diagonale de la matrice de covariance de l'échantillon des résidus comme suit :

$$\hat{\Sigma}_\varepsilon^{(0)} = \text{diag} \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^{(0)} \hat{\varepsilon}_t^{(0)'} \right) \quad (2.21)$$

Avec $\hat{\varepsilon}_t^{(0)} = Y_t - \hat{P}^{(0)} \hat{F}_t^{(0)}$ et $\hat{P}^{(0)} = \hat{P}^{\text{PC}}$. En définissant $\Sigma_\eta = I$ à des fins d'identification, dans la deuxième étape, les facteurs sont estimés en exécutant l'algorithme de lissage du

32. Voir Giannone, Reichlin et Small (2008) pour des applications empiriques antérieures et Bańbura et Modugno (2014) pour une extension aux systèmes avec des données manquantes.

filtre de Kalman (KFS) mis en œuvre dans le modèle à facteurs dynamiques dans les équations (2.11) et (2.13) avec $\Gamma = 0$ et les paramètres restants remplacés par $\hat{P}^{(0)}$, $\hat{\Phi}^{(0)}$ et $\hat{\Sigma}_\varepsilon^{(0)}$, et en admettant que les bruits idiosyncratiques ne sont pas corrélés en série et simultanément. Les erreurs quadratiques moyennes (MSE) des facteurs sont directement obtenus à partir du filtre de Kalman.

Doz, Giannone et Reichlin (2012) proposent une procédure de quasi-maximum de vraisemblance (QML) basée sur l'itération du filtre de Kalman à deux étapes (2SKF). En fait, ceci est équivalent à l'estimation du maximum de vraisemblance (ML) mise en œuvre par l'algorithme espérance-maximisation (EM) lorsque les bruits idiosyncratiques sont des bruits blancs. Étant donné $\hat{F}_t^{(i)}$, obtenu à l'étape i , la procédure est itérée en réestimant les paramètres du modèle VAR, les poids des facteurs et la matrice de covariance diagonale du terme d'erreur dans l'équation (2.11) comme avec l'algorithme espérance-maximisation (EM). Compte tenu de ce nouvel ensemble de paramètres, les facteurs communs sont ré-estimés, en utilisant le lisseur de Kalman, à l'itération $i + 1$ ce qui donne $\hat{F}_t^{(i+1)}$. À chaque itération, l'algorithme assure des valeurs plus élevées de la log-vraisemblance. Le processus converge lorsque la pente entre deux valeurs consécutives de log-vraisemblance est inférieure à un seuil donné. Les erreurs quadratiques moyennes (MSE) des facteurs sont directement obtenues à partir du filtre de Kalman à la dernière étape.³³

2.3. Estimation des modèles à facteurs dynamiques

Les facteurs et les paramètres du modèle à facteurs peuvent être estimés par des méthodes non paramétriques liées à l'analyse par composantes principales, par des méthodes paramétriques de la représentation espace-état, par des méthodes bayésiennes ou par des l'utilisation combinée de ces méthodes d'estimation.

33. Voir Bańbura et Rünstler (2011) pour une application dans laquelle ils utilisent l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour calculer les poids des prédictions d'une variable d'intérêt.

2.3.1. Méthodes non paramétriques

Les méthodes non paramétriques estiment directement les facteurs statiques dans l'équation (2.6) sans spécifier de modèle pour les facteurs ou supposer des distributions spécifiques pour les perturbations. Ces approches utilisent la moyenne transversale pour éliminer l'influence des perturbations idiosyncratiques, ne laissant que la variation associée aux facteurs.

L'intuition de la moyenne transversale est plus facilement perceptible lorsqu'il y a un seul facteur. Dans ce cas, la moyenne transversale de X_t dans (2.6) est $\bar{X}_t = \bar{\Lambda}F_t + \bar{e}_t$, où $\bar{X}_t$, $\bar{\Lambda}$, et $\bar{e}_t$, désignent les moyennes transversales $\bar{X}_t = N^{-1} \sum_{i=1}^N X_{it}$, etc. Si la corrélation transversale entre $\{e_{it}\}$ est limitée, alors par la loi des grands nombres $\bar{e}_t \xrightarrow{p} 0$, c'est-à-dire $\bar{X}_t - \bar{\Lambda}F_t \xrightarrow{p} 0$. Ainsi, si $\bar{\Lambda} \neq 0$, $\bar{X}_t$ estime F_t jusqu'à l'échelle. Avec plus d'un facteur, cet argument se vérifie en utilisant des moyennes pondérées multiples de X_t . Plus précisément, supposons que $N^{-1}\Lambda'\Lambda$ ait une limite non singulière, alors la moyenne pondérée $N^{-1}\Lambda'X_t$ satisfait $N^{-1}\Lambda'X_t - N^{-1}\Lambda'\Lambda F_t \xrightarrow{p} 0$, de sorte que $N^{-1}\Lambda'X_t$ couvre asymptotiquement l'espace des facteurs. Les poids $N^{-1}\Lambda$ sont infaisables car Λ est inconnu, mais l'estimation des composantes principales calcule la version de l'échantillon de cette moyenne pondérée.

La méthode des composantes principales permet de contourner le problème des moindres carrés dans lequel Λ et F_t dans l'équation (2.6) sont traités comme des paramètres inconnus à estimer et faisant l'objet de la normalisation de l'équation (??).

$$\min_{F_1, \dots, F_T, \Lambda} V_r(\Lambda, F), \text{ où } V_r(\Lambda, F) = \frac{1}{NT} \sum_{t=1}^T (X_t - \Lambda F_t)'(X_t - \Lambda F_t) \quad (2.22)$$

Dans le cadre du modèle à facteurs exact avec variances idiosyncratiques homogènes et facteurs traités comme des paramètres, l'équation (2.22) est l'estimateur du maximum de vraisemblance gaussien.³⁴ S'il ne manque aucune donnée, la solution au problème des moindres carrés de l'équation (2.22) est l'estimateur en composantes principales (CP) des facteurs, $\hat{F}_t = N^{-1}\hat{\Lambda}'X_t$, où $\hat{\Lambda}$ est la matrice des vecteurs propres de la matrice de variance

34. Chamberlain, G. & Rothschild, M. (1983). Arbitrage, Factor Structure, and Mean-Variance Analysis on Large Asset Markets. *Econometrica*, 51(5), 1281-1304.

de l'échantillon de X_t , $\hat{\Sigma}_X = T^{-1} \sum_{t=1}^T X_t X_t'$, associée aux r plus grandes valeurs propres de $\hat{\Sigma}_X$.

Si les perturbations idiosyncratiques ont des variances différentes et/ou si certaines sont en corrélation croisée, alors par analogie aux moindres carrés généralisés, des gains d'efficacité devraient être possibles en modifiant le problème des moindres carrés de l'équation (2.22) pour une matrice de poids plus générale. Plus précisément, considérons que Σ_e désigner la matrice de variance des erreurs de e_t , l'analogie avec la régression des moindres carrés généralisés suggère que F_t et Λ fournissent une version pondérée de l'équation (2.22), où la matrice de pondération est Σ_e^{-1} :

$$\min_{F_1, \dots, F_T, \Lambda} T^{-1} \sum_{t=1}^T (X_t - \Lambda F_t)' \Sigma_e^{-1} (X_t - \Lambda F_t) \quad (2.23)$$

Une solution à l'équation (2.23) est l'estimateur en composantes principales quasi généralisé (*infeasible generalized PC estimator*) $\tilde{F}_t = N^{-1} \tilde{\Lambda}' X_t$, où $\tilde{\Lambda}$ sont les vecteurs propres à l'échelle correspondant aux r plus grandes valeurs propres de $\Sigma_e^{-1/2} \hat{\Sigma}_X \Sigma_e^{-1/2}$.³⁵

L'estimateur en composantes principales quasi généralisé (*infeasible generalized PC estimator*) remplace Σ_e qui est inconnu dans l'équation (2.23) par un estimateur $\hat{\Sigma}_e$. Choi (2012) montre que si $\hat{\Sigma}_e$ est consistant pour Σ_e , alors l'estimateur en composantes principales quasi généralisé de $\{F_t\}$ et Λ est asymptotiquement plus efficace que les composantes principales. Plusieurs estimateurs de Σ_e ont été proposés. La quantité limitée de preuves issues de simulations et de travaux empiriques comparant leurs performances suggère qu'une approche raisonnable consiste à utiliser l'approche de Boivin et Ng (2006) de matrice de pondération diagonale en deux étapes, dans laquelle la première étape est celle des composantes principales (c'est-à-dire la matrice de pondération d'identité) et la deuxième étape utilise une diagonale $\hat{\Sigma}_e$, où l'élément diagonal est la variance d'échantillon de la composante idiosyncratique estimée de la première étape.

Parmi les autres approches, on peut citer celle de Forni, Hallin et al. (2005), qui tient

35. Les séries en X sont généralement prétraitées pour avoir un écart-type unitaire, donc dans ce sens l'estimateur des composantes principales non pondérées (2.22) a aussi implicitement une pondération s'il est exprimé en termes de données non normalisées.

compte de la covariance contemporaine entre les termes idiosyncratiques mais ne tient pas compte de la corrélation sérielle, ainsi que celles de Stock et Watson (2005) et de Breitung et Tenhofen (2011), qui tiennent compte de la corrélation sérielle et de l'hétéroscédasticité de e_{it} mais pas de la corrélation croisée.³⁶

Les méthodes en composantes principales, décrites précédemment, s'appliquent au cas où Λ et F sont exactement identifiés en utilisant la normalisation des composantes principales. S'il existe des restrictions supplémentaires sur Λ , alors la méthode des composantes principales ne s'applique plus, mais le concept des moindres carrés le fait. Plus précisément, la minimisation peut se faire à l'aide de l'équation (2.23), mais Λ est paramétré davantage comme $\Lambda(\theta)$ et la minimisation se fait désormais sur θ , et non plus sur Λ sans restriction.

En général, cette minimisation par rapport à θ implique une optimisation non linéaire. Cependant, dans certains cas importants, des solutions de forme fermée au problème des moindres carrés sont disponibles. L'un de ces cas est un modèle à facteurs dynamiques hiérarchique dans lequel il existe des facteurs communs qui affectent toutes les variables, et des facteurs au niveau du groupe qui n'affectent que certaines variables. Par exemple, supposons que les groupes soient des pays, que les facteurs de groupe soient des facteurs de pays, et que les facteurs communs entre groupes soient des facteurs internationaux. Un autre cas est celui où les restrictions sont linéaires, de sorte que $\text{vec}(\Lambda) = R\theta$, où R est une matrice fixe connue. Dans ce cas, les formules de régression standard fournissent une représentation explicite du minimiseur $\hat{\theta}$ donné $\{\hat{F}_t\}$ et vice versa.

2.3.2. Méthodes paramétriques

L'estimation par la méthode espace-état consiste à spécifier un modèle paramétrique complet pour X_t , e_t , et f_t sous la forme dynamique du modèle à facteurs, de sorte que la probabilité puisse être calculée.

Pour l'estimation paramétrique, des hypothèses supplémentaires doivent être faites sur la distribution des erreurs et la dynamique de la composante idiosyncratique et dans le

36. Voir Choi (2012) pour une discussion supplémentaire.

modèle à facteurs dynamiques. Un traitement commun consiste à modéliser les éléments de e_t comme suivant les autorégressions univariées indépendantes (équation 2.3). En supposant en outre que les perturbations ν_{it} dans l'équation (2.3) sont indépendamment identiquement distribuées (i.i.d.) $N(0, \sigma_{\nu_i}^2), i = 1, \dots, N, \eta_t$ est indépendamment identiquement distribuée $N(0, \Sigma_\eta)$, et $\{\nu_t\}$ et $\{\eta_t\}$ sont indépendantes, les équations (2.1)-(2.3) constituent un modèle linéaire complet d'espace-état. Le modèle à facteurs statique peut également être écrite sous forme d'espace-état en utilisant les équations (2.6), (2.7) et (2.3).

Le filtre de Kalman peut être utilisé pour calculer la probabilité et le lisseur de Kalman peut être utilisé pour calculer les estimations de f_t par rapport aux données de l'échantillon complet sur $\{X_t\}$. La probabilité peut être maximisée pour obtenir des estimations de probabilité maximale des paramètres. Par ailleurs, avec l'ajout d'une distribution préalable, le filtre de Kalman peut être utilisé pour calculer la distribution postérieure des paramètres et des estimations postérieures des facteurs non observés peuvent être calculées à partir du lisseur de Kalman. Le fait que l'approche par espace-état utilise un lissage intertemporel pour estimer les facteurs, alors que les approches par composantes principales n'utilisent qu'un lissage contemporain (en calculant la moyenne des séries à la même date) est une différence importante entre les méthodes.

Les méthodes paramétriques d'espace -état présentent plusieurs avantages, notamment l'utilisation de l'estimation quasi-maximum de vraisemblance, la possibilité de réaliser des inférences bayésiennes, le traitement efficace des observations manquantes et l'utilisation du lissage intertemporel pour estimer les facteurs. Cependant, les méthodes d'espace-état présentent également des inconvénients. Historiquement, leur mise en œuvre devient numériquement difficile lorsque N est grand, car le nombre de paramètres augmente proportionnellement à N , ce qui rend trop difficile, voire impossible, l'estimation du vecteur de maximum de vraisemblance du paramètre.³⁷ En outre, les méthodes d'espace-état nécessitent de spécifier le degré du polynôme de retard des poids de facteurs (*factor loadings*) et des modèles pour les facteurs et pour les termes idiosyncrasiques. Ces choix de

³⁷. Durbin et Koopman (2012) discutent des formules de calcul efficaces pour le filtre de Kalman lorsque N est grand.

modélisation introduisent des erreurs de spécification potentielles qui ne se reflètent pas dans l'inférence basée sur le modèle, c'est-à-dire que les erreurs standard et les régions de couverture postérieure ne sont pas robustes à la mauvaise spécification du modèle.

2.3.3. Méthodes bayésiennes

Une autre approche pour estimer les modèles à facteurs dynamiques consiste à utiliser les méthodes de Bayes. Dans l'estimation bayésienne, les paramètres du modèle à facteurs dynamiques sont traités comme des tirages aléatoires d'une distribution antérieure. Comme les facteurs ne sont pas observés et sont multipliés par les coefficients, l'inférence bayésienne est plus compliquée que dans le modèle de régression standard avec des régresseurs observés. En effet, l'estimation bayésienne des modèles à facteurs dynamiques nécessite l'utilisation de techniques numériques modernes.

Les premiers traitements bayésiens des modèles à facteurs dynamiques sont ceux de Kim et Nelson (1998) et d'Otrok et Whiteman (1998), qui ont tous deux estimé un petit système monofacteur à l'aide des méthodes de Monte Carlo par chaîne de Markov. Kim et Nelson (1998) ont également incorporé la commutation de Markov dans le processus pour le facteur latent. Dans d'autres travaux précoces, Kose, Otrok et Whiteman (2003) étendent les travaux d'Otrok et Whiteman (1998) à un système à 180 variables avec des données macroéconomiques internationales, en utilisant une structure hiérarchique région/pays. Aguilar et West (2000) ont développé des méthodes bayésiennes pour estimer des modèles à facteurs dynamiques avec une volatilité stochastique, qu'ils appliquent à des séries chronologiques financières multivariées.

Un avantage théorique des méthodes bayésiennes est que l'erreur quadratique moyenne de certaines fonctions des paramètres estimés (comme dans les fonctions de prévision) peut être réduite par « *shrinkage* » (rétrécissement).³⁸ Koopman et Mesters (2017) adoptent une approche empirique de Bayes pour estimer le degré efficace de « *shrinkage* ». Leur algorithme oscille entre l'estimation des facteurs par extraction du signal gaussien (lissage

^{38.} On parle de « *shrinkage* » lorsqu'on rétrécit les plages de valeurs que peuvent prendre les paramètres estimés.

de Kalman) et l'estimation bayésienne des paramètres, compte tenu des facteurs estimés de manière consistante.

Actuellement, les méthodes dominantes utilisées dans les applications macro-économiques sont les méthodes dans le domaine fréquentielle, en particulier les méthodes de calcul simples basées sur les composantes principales. Toutefois, étant donné le grand nombre de paramètres figurant sur Λ , les méthodes de Bayes pour les modèles à facteurs dynamiques sont un domaine prometteur pour l'amélioration des performances des estimateurs et des prévisions.

2.3.4. Utilisation combinée des méthodes d'estimation

Une façon de traiter le problème de calcul de l'estimation du maximum de vraisemblance des paramètres de l'espace d'état est d'adopter une approche hybride en deux étapes qui combine la vitesse des composantes principales et l'efficacité du filtre de Kalman.³⁹ Dans la première étape, les estimations initiales des facteurs sont obtenues en utilisant les composantes principales, à partir desquelles les poids des facteurs (*factor loadings*) sont estimés et un modèle est adapté aux composantes idiosyncratiques. Dans la deuxième étape, les paramètres résultants sont utilisés pour construire un modèle espace-état qui peut ensuite être utilisé pour estimer F_t par le filtre de Kalman. Doz, Giannone et Reichlin (2011) montrent que, pour les grands N et T , l'estimateur des facteurs qui en résulte est cohérent pour l'espace factoriel et est robuste aux erreurs de spécification de la structure de corrélation des composantes idiosyncrasiques, et a donc une interprétation non paramétrique.

Jusqu'à présent, la discussion suppose que toutes les variables ont été choisies en fonction de connaissances a priori afin d'inclure des séries potentiellement utiles pour l'estimation des facteurs. Comme l'accent est mis sur l'utilisation de nombreuses variables, il est possible que certaines variables étrangères soient incluses et qu'il soit préférable de les éliminer. La question de savoir s'il s'agit d'un problème et, dans l'affirmative, comment

³⁹. Doz, C., Giannone, D. & Reichlin, L. (2011). A Two-Step Estimator for Large Approximate Dynamic Factor Models Based on Kalman Filtering. *Journal of Econometrics*, 164(1), 188-205.

le traiter, dépend de l'application empirique. S'il existe une raison a priori de modéliser les facteurs comme ne s'appliquant qu'à certaines variables (par exemple, il y a plusieurs pays et l'intérêt est d'obtenir certains facteurs spécifiques à un pays et certains facteurs internationaux), il est alors possible d'utiliser un modèle à facteurs dynamiques hiérarchique. En effet, cela permet d'élaguer les variables des autres pays lors de l'estimation des facteurs d'un pays donné. Une autre approche consiste à utiliser des méthodes de pré-sélection pour élaguer l'ensemble des données.⁴⁰ On peut aussi utiliser des méthodes de données éparses pour éliminer certaines variables, par exemple en utilisant un préalable d'éparcité dans une formulation d'espace-état.⁴¹

2.3.5. Estimation basée sur des données manquantes

Par ailleurs, certaines séries peuvent commencer plus tôt que d'autres, la date de l'observation finale sur différentes séries peut différer en raison du moment de la publication des données, et dans certaines applications, les séries peuvent avoir des fréquences d'échantillonnage différentes (par exemple, mensuelles et trimestrielles). Les détails du traitement des données manquantes diffèrent selon les composantes principales et les applications de la méthode d'espace-état. Toutes les procédures couramment utilisées adoptent l'hypothèse que les données sont manquantes au hasard. Selon cette hypothèse, le fait qu'une donnée soit manquante est indépendant des variables latentes (pas de sélection endogène de l'échantillon). L'hypothèse de données manquantes au hasard est sans doute une hypothèse raisonnable pour les principales sources de données manquantes dans les modèles à facteurs dynamiques dans la plupart des applications macroéconomiques actuelles.

La solution au problème des moindres carrés de l'équation (2.22) en termes de valeurs propres de $\hat{\Sigma}_X$ tient lorsque toutes les observations NT ne sont pas manquantes, c'est-à-dire lorsque le panel est équilibré. Lorsqu'il y a des observations manquantes, les moindres

40. Voir par exemple, Bai, J. & Ng, S. (2006a). Confidence Intervals for Diffusion Index Forecasts and Inference for Factor-Augmented Regressions. *Econometrica*, 74(4), 1133-1150

41. Voir par exemple, Kaufmann, S. & Schumacher, C. (2012). Finding Relevant Variables in Sparse Bayesian Factor Models : Economic Applications and Simulation Results (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 2796889). Social Science Research Network. Rochester, NY.

carrés peuvent toujours être utilisés pour estimer F_t et Λ , mais la solution doit être obtenue numériquement. Plus précisément, la modification de l'équation (2.22) lorsqu'il y a des données manquantes est la suivante :

$$\min_{F_1, \dots, F_T, \Lambda} \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T S_{it} (X_{it} - \Lambda_i F_t)^2 \quad (2.24)$$

Où $S_{it} = 1$ si une observation sur X_{it} est disponible et $S_{it} = 0$ sinon. Λ_i est la $i^{\text{ème}}$ ligne de Λ . La fonction objective dans l'équation (2.22) peut être minimisée par des itérations alternant avec Λ étant donné $\{F_t\}$ ensuite $\{F_t\}$ étant donné Λ . Chaque étape de la minimisation a une expression de forme réduite. Les valeurs de départ peuvent être obtenues, par exemple, grâce à une estimation en composante principale en utilisant un sous-ensemble des séries pour lesquelles il n'y a pas d'observations manquantes. Stock et Watson (2002b) proposent également un algorithme espérance-maximisation (EM)⁴² pour le traitement des observations manquantes.

Étant donné une estimation des poids des facteurs (*factor loadings*) et des facteurs basée sur les données manquantes, la composante commune estimée pour la $i^{\text{ème}}$ série reste $\hat{\Lambda}_i \hat{F}_t$ et la prévision d'un pas en avant est donnée par l'équation (2.10), où les paramètres de cette équation sont estimés en traitant $\hat{F}_t$ comme des données.

Le cadre de l'espace d'état peut être adapté aux données manquantes en permettant à l'équation de mesure (2.1) de varier en fonction des données disponibles à une date t donnée.⁴³ On peut également conserver la même dimension de l'équation de mesure en incluant une valeur de substitution pour l'observation manquante tout en ajustant les paramètres du modèle de sorte que le filtre de Kalman n'accorde aucun poids à l'observation manquante.⁴⁴

Pour un N important, l'un des problèmes de calcul consiste à maintenir la dimension du vecteur d'état à une faible valeur à mesure que N croît, ce qui est plus compliqué avec

42. En anglais, « *expectation-maximization algorithm* », souvent abrégé EM.

43. Voir Harvey (1991), p. 325.

44. Voir Giannone, Reichlin et Small (2008), Mariano et Murasawa (2010) et Marcellino et Sivec (2016) pour des variations sur cette dernière approche.

des observations manquantes qu’avec toutes les observations non manquantes.⁴⁵

Un avantage théorique de l’approche d’espace-état pour les fréquences mixtes est qu’elle permet de déterminer avec précision le moment où la mesure a lieu. Un deuxième avantage théorique de l’approche d’espace-état est qu’elle permet de différencier explicitement les variables de stock (observées à un moment donné, comme l’emploi) et les variables de flux (moyennes temporelles, comme le PIB). En pratique, le traitement des flux est cependant compliqué, car les identités d’agrégation des flux sont en niveaux, mais les variables mesurées, comme la production sectorielle, sont généralement mieux modélisées en taux de croissance. Ces complications nécessitent des approximations et peuvent augmenter considérablement la dimension de la variable d’état latent.⁴⁶

2.4. Détermination du nombre de facteurs

2.4.1. Détermination du nombre de facteurs statiques

Le nombre de facteurs statiques r peut être déterminé par une combinaison de connaissances a priori, d’une analyse visuelle du graphique des valeurs propres (appelé « éboulis des valeurs propres » ou « *scree plot* ») et de l’utilisation de critères d’information et d’autres mesures statistiques.

En effet, l’éboulis des valeurs propres « *scree plots* » permet de montrer la contribution marginale de la $k^{\text{ième}}$ composante principale à la moyenne R^2 des N régressions de X_t par rapport aux k premières composantes principales. Cette contribution marginale est la valeur explicative supplémentaire moyenne du $k^{\text{ième}}$ facteur. Lorsqu’il n’y a pas de données manquantes, le « *scree plot* » est un tracé des valeurs propres ordonnées de $\hat{\Sigma}_X$, normalisées par la somme des valeurs propres.

45. Voir Jungbacker, Koopman et van der Wel (2011) et Bańbura et Modugno (2014) pour une discussion et des propositions de solutions efficaces sur le plan du calcul.

46. Pour une application avec des fréquences d’échantillonnage mixtes et des variables de stock et de flux mixtes, voir Aruoba, Diebold et Scotti (2009). En plus, voir Foroni et Marcellino (2013) pour une étude des méthodes de traitement des données à fréquence mixte, y compris les modèles à facteurs dynamiques et les approches alternatives. Cependant, il semble que peu de recherches comparent les performances des approches paramétriques et non paramétriques aux données de fréquence mixte.

Quant aux critères d'information, comme celui d'Akaike, utilisent une fonction objective pénalisée pour compenser l'avantage de l'inclusion d'un paramètre supplémentaire par rapport au coût de la variabilité accrue de l'échantillonnage. Bai et Ng (2002) étendent cette idée à l'inclusion d'un facteur supplémentaire utilisant la somme des carrés pénalisés sous la forme suivante :⁴⁷

$$IC(r) = \ln V_r(\hat{\Lambda}, \hat{F}) + rg(N, T) \quad (2.25)$$

Avec $V_r(\hat{\Lambda}, \hat{F})$ est la fonction objective des moindres carrés dans l'équation (2.22) évaluée par composantes principales $(\hat{\Lambda}, \hat{F})$, avec $g(N, T)$ est un facteur de pénalité tel que $g(N, T) \rightarrow 0$ et $\min(N, T)g(N, T) \rightarrow \infty$ comme $N, T \rightarrow \infty$. Bai et Ng (2002) fournissent des conditions dans lesquelles la valeur de r qui minimise un critère d'information avec $g(N, T)$ satisfaisant ces conditions est cohérente pour la valeur réelle de r . Une fonction de pénalité couramment utilisée est la pénalité IC_{p2} de Bai et Ng (2002) dont $g(N, T) = [(N + T)/NT] \ln[\min(N, T)]$. Lorsque $N = T$, cette pénalité se simplifie pour atteindre deux fois la pénalité du critère d'information bayésien (*Bayesian Information Criterion*, en abrégé BIC), $T^{-1} \ln T$.

Onatski (2010) fournit un autre estimateur cohérent de r qui estime ce dernier comme la plus grande valeur de k .⁴⁸ De même, Ahn et Horenstein (2013) montrent qu'un autre estimateur cohérent de r est obtenu en tant que maximum du rapport entre la valeur propre k et la valeur propre $k + 1$. Leur estimateur correspond à la localisation de la plus grande « falaise » relative dans l'éboulis des valeurs propres.⁴⁹ Onatski (2009) adopte une approche différente et considère les tests par opposition à l'estimation de r par des critères d'information.⁵⁰

47. Cf. Bai, J. & Ng, S. (2002). Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Econometrica*, 70(1), 191-221.

48. Onatski, A. (2010). Determining the Number of Factors from Empirical Distribution of Eigenvalues. *The Review of Economics and Statistics*, 92(4), 1004-1016

49. Ahn, S. C. & Horenstein, A. R. (2013). Eigenvalue ratio test for the number of factors. *Econometrica*, 81(3), 1203-1227

50. Onatski, A. (2009). Testing Hypotheses About the Number of Factors in Large Factor Models. *Econometrica*, 77(5), 1447-1479

En pratique, l'expérience montre que les différentes méthodes donnent souvent des estimations différentes. Il existe peu de recherches comparant les performances des différentes méthodes. Cette sensibilité suggère qu'il est important de compléter les estimateurs statistiques par une analyse de l'éboulis des valeurs propres « *scree plots* » et par un choix éclairé par l'application en question.

2.4.2. Détermination du nombre de facteurs dynamiques

En principe, le nombre de facteurs dynamiques peut être inférieur au nombre de facteurs statiques et si tel est le cas, les facteurs statiques suivent un processus dynamique unique. Dans le cadre de l'équation (2.7), ces singularités sont dues au fait que la matrice de covariance des innovations à F_t (c'est-à-dire $C\eta_t$ dans l'équation (2.7)) est singulière avec un rang $q < r$. Cela implique que la matrice de densité spectrale de F_t est singulière. L'estimation de q , étant donné r , implique l'estimation du rang de cette singularité. Bien qu'en principe un critère d'information puisse être utilisé pour estimer le nombre de facteurs dynamiques en fonction de probabilité de la forme dynamique du modèle à facteurs, l'estimation de q , étant donné r , présente l'avantage qu'il n'est pas nécessaire de calculer cette probabilité.

Il existe trois méthodes connexes pour estimer de manière cohérente q étant donné r . Amengual et Watson (2007) calculent d'abord le résidu de la projection de X_t sur les valeurs décalées de l'estimateur par composantes principales de F_t , puis appliquent le critère d'information Bai et Ng (2002) à la matrice de covariance de ces résidus. Bai et Ng (2007) travaillent directement avec les facteurs et utilisent un critère d'information pour estimer le rang de la matrice de covariance des résidus d'un modèle VAR estimé à l'aide des r composantes principales. Contrairement à ces deux approches, Hallin et Liška (2007) proposent une procédure dans le domaine des fréquences qui utilise un critère d'information pour estimer le rang de la matrice de densité spectrale de X_t .⁵¹

51. Il semble qu'il y a peu de recherches comparant ces méthodes.

2.5. Identification des chocs structurels dans les MFD

Depuis longtemps, l'un des objectifs de la macroéconomie empirique est d'estimer l'effet des perturbations structurelles imprévues, communément appelées « chocs », sur l'économie. Parmi les exemples de chocs, on peut citer une hausse imprévue des taux d'intérêt par la banque centrale (choc de politique monétaire). Ces chocs induisent des changements inattendus dans les valeurs des variables économiques. Par exemple, un choc de politique monétaire de contraction augmente le taux d'intérêt à court terme. Comme ces chocs sont autonomes, ils ne sont pas corrélés avec d'autres chocs. En outre, vu que les chocs sont imprévus, ils ne sont pas corrélés en série.⁵²

Si une série chronologique de chocs était observée, il serait simple d'estimer l'effet de ce choc, comme par exemple l'effet de ε_{1t} sur une variable macroéconomique y_t en régressant y_t sur les valeurs actuelles et passées de ε_{1t} . Comme le choc ε_{1t} n'est pas corrélé avec les autres chocs subis par l'économie, cette régression n'aurait pas de biais de variable omise. Les coefficients de cette régression seraient l'effet causal dynamique de ce choc sur la variable dépendante, également appelée fonction structurelle de réponse impulsionnelle (SIRF).⁵³ Ainsi, si la série chronologique de chocs était observée, son effet dynamique pourrait être estimé d'une manière qui ne nécessiterait aucune hypothèse de modélisation supplémentaire. Malheureusement, une série chronologique complète de chocs est rarement, voire jamais, observée. En effet, une série chronologique construite de chocs comportera une erreur de mesure et/ou manquera certains événements. De sorte que cette régression idéale de y_t sur ε_{1t} actuel et passé est généralement irréalisable.

Comme l'observation directe d'une série complète de chocs sans erreur de mesure est généralement impossible, un grand nombre de méthodes ont été développées pour identifier les chocs dans les modèles de séries chronologiques avec un minimum d'hypothèses supplémentaires. Le cadre dominant pour cette identification, dû à Sims (1980b), est celui

52. Voir le chapitre 8 de Ramey (2016) pour une discussion approfondie sur les chocs dans les modèles VAR structurels.

53. La somme cumulée de ces coefficients serait l'effet causal cumulé au fil du temps de ce choc, appelé SIRF cumulée.

des modèles VAR structurels (SVAR). Le principe des modèles SVAR est que l'espace des innovations d'un vecteur de variables de séries chronologiques Y_t , c'est-à-dire le pas en avant des erreurs de prévision de Y_t sur la base d'une projection de Y_t sur ses valeurs passées, couvre l'espace des chocs structurels. Autrement dit, l'économétricien est supposé être aussi bon pour la prévision de l'économie à un pas d'avance qu'un agent qui observe directement les chocs structurels en temps réel. La tâche d'identifier le choc structurel d'intérêt se réduit donc à la tâche de trouver la combinaison linéaire des innovations qu'est le choc structurel. Sims (1980b) a proposé à l'origine de faire cette construction en utilisant des restrictions de « *timing* » à court terme. Par la suite, une multitude d'autres approches ont été développées pour identifier les chocs structurels, notamment les restrictions à long terme basées sur les SIRF cumulées, l'identification par hétéroscédasticité, l'identification partielle par des restrictions de signe sur les SIRF et plus récemment par l'utilisation d'instruments externes.

2.5.1. Modèles vectoriels autoregressifs structurels

Considérons d'abord que Y_t est un vecteur $n \times 1$ de séries temporelles stationnaires, supposé pour des raisons de commodité avoir une moyenne nulle. Un modèle VAR d'ordre p représente Y_t comme une fonction linéaire de ses p premières valeurs décalées plus une perturbation non corrélée en série η_t . Cette perturbation η_t , que l'on appelle l'innovation dans Y_t , a une moyenne conditionnelle nulle étant donné après Y . Ainsi η_t est l'erreur de prévision de la population un pas en avant sous perte d'erreur quadratique. Autrement dit, le modèle VAR(p) de Y_t est le suivant :

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \eta_t \text{ soit } A(L)Y_t = \eta_t \quad (2.26)$$

Où $A(L) = I - A_1 L - \dots - A_p L^p$ et L est l'opérateur de retard, tandis que la perturbation η_t est une séquence de différence de martingale avec la matrice de covariance Σ_η , de sorte que η_t n'est pas corrélé en série.

Dans la pratique, Y_t aura généralement une moyenne non nulle et le modèle VAR dans

l'équation (2.26) comprendra une constante.⁵⁴ Le modèle VAR de l'équation (2.26) est appelé la « forme réduite » du modèle VAR. La $i^{\text{ème}}$ équation de (2.26) est la régression de la population de Y_{it} sur les valeurs décalées de Y_t . Comme (2.26) est la régression de la population de Y_{it} sur ses retards, les paramètres $A(L)$ et Σ_η sont identifiés.

L'innovation dans Y_{it} est l'erreur de prévision d'un pas en avant, η_{it} , dans la $i^{\text{ème}}$ équation de (2.26). La représentation moyenne mobile vectorielle de Y_t , qui sera en général d'ordre infini, exprime Y_t en termes de valeurs actuelles et passées des innovations :

$$Y_t = C(L)\eta_t, \text{ où } C(L) = I + C_1L + C_2L^2 + \dots = A(L)^{-1} \quad (2.27)$$

Un modèle VAR structurel (SVAR) représente Y_t non pas en termes de ses innovations η_t , mais plutôt en termes d'un vecteur de chocs structurels sous-jacents ε_t , où ces chocs structurels représentent des perturbations exogènes inattendues des relations économiques structurelles telles que les fonctions de production (chocs de productivité), les fonctions de réaction de la banque centrale (chocs de politique monétaire) ou les fonctions d'approvisionnement en pétrole (chocs d'approvisionnement en pétrole).⁵⁵ Le modèle SVAR suppose que les innovations sont une combinaison linéaire des chocs structurels non observés :

$$\eta_t = H\varepsilon_t \quad (2.28)$$

On suppose que les chocs structurels ne sont pas corrélés :⁵⁶

$$E\varepsilon_t\varepsilon_t' = \Sigma_\varepsilon = \begin{pmatrix} \sigma_{\varepsilon_1}^2 & \dots & 0 \\ 0 & & \sigma_{\varepsilon_n}^2 \end{pmatrix} \quad (2.29)$$

54. L'hypothèse d'une moyenne nulle et d'absence d'une constante dans le modèle VAR est faite sans perte de généralité pour simplifier la notation.

55. Ramey (2016) considère que les chocs structurels présentent trois caractéristiques : (1) ils sont exogènes et imprévisibles, (2) ils ne sont pas corrélés avec d'autres chocs, et (3) ils représentent soit des mouvements imprévus de variables exogènes, soit des nouvelles sur les mouvements futurs de variables exogènes.

56. Cette hypothèse, selon laquelle la matrice Σ_ε est diagonale, est une partie naturelle de la définition d'un choc structurel autonome. Par exemple, si l'on postule que deux chocs structurels sont corrélés, on peut supposer qu'il existe une raison ou un lien structurel, mais si c'est le cas, l'un des chocs (ou les deux) réagit à l'autre de manière endogène, ce qui ne constitue pas un choc structurel exogène. Voir Ramey (2016) pour une discussion de cette hypothèse.

En remplaçant (2.28) par (2.26) et (2.27), on obtient le modèle VAR structurel et la représentation moyenne mobile structurelle des variables observables en termes de chocs structurels :

$$A(L)Y_t = H\varepsilon_t \text{ et } B(L)Y_t = \varepsilon_t, \text{ où } B(L) = H^{-1}A(L) \text{ (VAR Structurel)} \quad (2.30)$$

$$Y_t = D(L)\epsilon_t, \text{ où } D(L) = C(L)H, \text{ (MA Structurel)} \quad (2.31)$$

Où la deuxième expression dans (2.30) est valable si H^{-1} existe.

Comme $A(L)$ et $\sum_\eta$ sont identifiés à partir de la projection de Y_t sur son passé, les paramètres du modèle VAR structurel (équation 2.30) et du modèle MA structurel (équation 2.31) sont identifiés si H et $\sum_\eta$ sont identifiés. Le problème de l'identification de H et $\sum_\eta$ est connu sous le nom de problème d'identification des modèles SVAR. À proprement parler, le concept d'identification fait référence à des paramètres ou à des fonctions non aléatoires, mais comme $D(L)$ est la projection de Y_t sur les chocs actuels et passés, le problème d'identification des modèles SVAR est également appelé le problème d'identification des chocs structurels.

Le modèle MA structurel (équation 2.31) résume l'effet causal dynamique des chocs sur Y_t actuel et futur. En outre, il fournit directement deux objets clés dans l'analyse SVAR : la SIRF et la décomposition de Y_t en chocs structurels. Avec l'hypothèse supplémentaire (équation 2.29) que les chocs structurels ne sont pas corrélés, la représentation de la moyenne mobile structurelle fournit également la décomposition de la variance des erreurs de prévision structurelle (FEVD).

2.5.2. Modèles à facteurs dynamiques structurels

Les modèles à facteurs dynamiques structurels offrent la possibilité de résoudre trois lacunes reconnues dans les modèles VAR structurels (SVAR). Premièrement, l'inclusion

de nombreuses variables augmente la capacité des innovations à couvrir l'espace des chocs structurels, ce qui permet de résoudre le problème des variables omises. Deuxièmement, comme les chocs concernent les facteurs communs, les MFD fournissent un cadre approprié pour tenir compte des erreurs de mesure ou des variations idiosyncratiques dans les séries individuelles, ce qui permet de résoudre le problème des erreurs sur les variables. Troisièmement, les MFD structurels à haute dimension permettent d'estimer les fonctions structurelles de réponses impulsionnelles (SIRF), les décompositions historiques et les décompositions de la variance des erreurs de prévision (FEVD) qui sont cohérents entre de nombreuses variables observées arbitrairement. Bien que ces objectifs puissent être atteints en utilisant des modèles VAR à haute dimension, car le nombre de paramètres VAR augmente avec n^2 , ces VAR à grand n nécessitent se doter de préalables informations qui sont généralement de nature statistique. En revanche, étant donné que dans les modèles à facteurs dynamiques le nombre de paramètres augmente proportionnellement à n , les MFD ne nécessitent pas de fortes restrictions, au-delà des restrictions testables de la structure factorielle, pour estimer les paramètres.

Dans un MFD structurel, tous les facteurs ne sont pas observés. Avec une modification mineure, un ou plusieurs des facteurs peuvent être traités comme observés, dans ce cas le DFM devient un modèle FAVAR. La clé du maillage direct de l'identification des modèles SVAR avec les modèles DFM est constituée de deux normalisations : la normalisation « facteur nommé » pour les MFD et la normalisation « effet unitaire » pour les modèles SVAR. La normalisation par facteur nommé attribue le nom de la première variable, par exemple au premier facteur, de sorte que l'innovation dans le premier facteur soit égale à l'innovation dans la composante commune de la première variable. La normalisation par effet unitaire indique que le choc structurel d'intérêt, disons le premier choc, a un effet unitaire sur l'innovation au niveau du premier facteur.

Globalement, ces normalisations relient une innovation dans un facteur à l'innovation dans une composante commune d'une variable (facteur nommé) et fixent l'échelle du choc structurel (effet unitaire). Par exemple, un choc d'offre monétaire positif d'un point de pourcentage augmente l'innovation dans le facteur des taux d'intérêts d'un point de pour-

centage, ce qui augmente l'innovation dans la composante commune du taux d'intérêt d'un point de pourcentage, ce qui augmente le taux d'intérêt d'un point de pourcentage. Ces normalisations n'identifient pas le choc de politique monétaire, mais tout schéma qui permettrait d'identifier le choc de politique monétaire dans un modèle SVAR peut maintenant être utilisé pour identifier le choc de politique monétaire à partir des innovations de facteurs.

Dans la littérature, plusieurs approches ont été adoptées pour étendre les modèles SVAR aux MFD structurels. La structure originale des modèles FAVAR est due à Bernanke, Boivin et Elias (2005). Stock et Watson (2005) proposent une approche avec différentes normalisations. La méthode de traitement des MFD structurels exactement identifiés est la même que celle de Stock et Watson (2012a).⁵⁷

Le MFD structurel ajoute aux MFD statiques des équations (2.6) et (2.7) l'hypothèse (2.28) selon laquelle les innovations factorielles η_t sont des combinaisons linéaires des chocs structurels ε_t . On définit alors le modèle de la manière suivante :

$$X_t^{n \times 1} = \Lambda^{n \times r} F_t^{r \times 1} + e_t^{n \times 1} \quad (2.32)$$

$$\Phi(L)^{r \times r} F_t^{r \times 1} = G^{r \times q} \eta_t^{q \times 1} \quad \text{où} \quad \Phi(L) = I - \Phi_1 L - \dots - \Phi_p L^p \quad (2.33)$$

$$\eta_t^{q \times 1} = H^{q \times q} \varepsilon_t^{q \times 1} \quad (2.34)$$

D'après (2.7), il y a r facteurs statiques et q facteurs dynamiques, avec $r \geq q$. Dans cette équation, les q chocs structurels ε_t ont un impact sur les facteurs communs mais pas sur les termes idiosyncratiques. En outre, nous supposons que la matrice H de dimension $q \times q$ est inversible (de sorte que les chocs structurels peuvent être récupérés à partir des innovations de facteurs) et que les chocs sont mutuellement non corrélés, c'est-à-dire que la matrice Σ_ε est diagonale.

La fonctions structurelles de réponses impulsionnelles (SIRF) est obtenue en substituant l'équation (2.34) à l'équation (2.33) et le résultat obtenu dans l'équation (2.32),

^{57.} Les autres traitements les plus proches dans la littérature sont Forni et Gambetti (2010), Bai et Ng (2013) et Bai et Wang (2014).

nous obtenons :

$$X_t = \Lambda \Phi(L)^{-1} G H \varepsilon_t + e_t \quad (2.35)$$

L'effet causal dynamique sur l'ensemble des n variables d'une augmentation unitaire dans ε_t est la fonctions structurelles de réponses impulsionnelles (SIRF), qui est $\Lambda \Phi(L)^{-1} G H$. De même, le premier terme à droite de l'équation (2.35) est la représentation moyenne mobile de la composante commune de X_t en termes de chocs structurels.

Si on ne s'intéresse qu'à un seul choc, disons le premier choc, alors la fonction structurelle de réponses impulsionnelles (SIRF) pour ce choc est $\Lambda \Phi(L)^{-1} G H_1$.

La fonction structurelle de réponses impulsionnelles (SIRF) généralise le modèle SVAR en autorisant plus de variables que les chocs structurels, et en permettant à chaque variable d'avoir une dynamique idiosyncratique et/ou une erreur de mesure. Dans le cas particulier où il n'y a pas de terme d'erreur idiosyncratique (donc $e_t = 0$), $r = q = n$, $\Lambda = I$ et $G = I$, le MFD structurel (2.35) est simplement la représentation MA structurel de l'équation (2.31), où $\Phi(L) = A(L)$.

Il existe différentes manières de calculer les erreurs types pour les fonctions structurelles de réponses impulsionnelles (SIRF) et pour d'autres statistiques d'intérêt telles que les décompositions de la variance des erreurs de prévision (FEVD). La méthode couramment utilisée est le *bootstrap* paramétrique, qui (comme les autres méthodes *bootstrap* standard) ne s'applique que lorsqu'il y a une forte identification.

Le *bootstrap* paramétrique se déroule comme suit :

1. Estimer Λ , F_t , $\Phi(L)$, G , et Σ_η et calculer le résidu idiosyncratique $\hat{e}_t = X_t - \hat{\Lambda} \hat{F}_t$.
2. Estimation des processus autorégressifs univariés pour $\hat{e}_t$, $\hat{e}_{it} = d_i(L) \hat{e}_{it-1} + \zeta_{it}$.
3. Générer un tirage *bootstrap* des données en :

- (a) Tirant indépendamment $\tilde{\eta}_t \sim N(0, \hat{\Sigma}_\eta)$ et $\zeta_{it} \sim N(0, \hat{\sigma}_{\zeta_i}^2)$;
- (b) Utilisant les tirages de ζ_{it} et les coefficients d'autorégression $\hat{d}_i(L)$ pour générer des erreurs idiosyncrasiques $\tilde{e}_t$;

- (c) Utilisant de $\hat{\Phi}(L)$, $\hat{G}$ et $\tilde{\eta}_t$ pour générer des facteurs F_t ;
 - (d) Générant des données *bootstrap* comme $\tilde{X}_t = \hat{\Lambda}\tilde{F}_t + \tilde{e}_t$.
4. En utilisant les données *bootstrap*, estimer Λ , F_t , $\Phi(L)$, G et H pour obtenir une estimation *bootstrap* de la fonction structurelle de réponses impulsionnelles (SIRF) $\Lambda\Phi(L)GH$. Pour l'identification d'un sous-ensemble de chocs, remplacer H par les colonnes de H correspondant au(x) choc(s) identifié(s).
 5. Répétez les étapes 3 et 4 pour le nombre souhaité de tirages *bootstrap*, puis construisez les erreurs types *bootstrap*, les intervalles de confiance et/ou les tests.

Des variantes de cette approche sont possibles, par exemple les erreurs normales tirées à l'étape 3 pourraient être remplacées par un rééchantillonnage *bootstrap* en bloc des résidus du facteur VAR et de l'autorégression idiosyncratique.

Des travaux sont en cours pour améliorer l'inférence dans les MFD, les MFD structurels et les modèles FAVAR en utilisant le *bootstrap*. Par exemple, Yamamoto (2016) développe une procédure *bootstrap* pour les modèles FAVAR sous la normalisation de l'écart-type des unités. Corradi et Swanson (2014) envisagent le *bootstrap* pour les tests de stabilité des poids de facteurs et des coefficients de régression augmentés de facteurs (FAVAR). Gonçalves et Perron (2014) établissent la validité asymptotique du *bootstrap* pour les paramètres dans les régressions à coefficients augmentés de facteurs (FAVAR). Gonçalves, Perron et Djogbenou (2016) développent des intervalles de prédiction *bootstrap* pour les MFD pour les prévisions à l'avance de la période h .

2.5.3. Modèle vectoriel autorégressif augmenté de facteurs

Développés à l'origine par Bernanke, Boivin et Elias (2005), les modèles FAVAR modélisent certains des facteurs comme des variables observées alors que les autres facteurs ne sont pas observés. Le modèle FAVAR impose donc des restrictions au modèle à facteurs dynamiques, à savoir qu'un ou plusieurs des facteurs soient mesurés sans erreur par une ou plusieurs des variables observables. En conséquence, les méthodes d'identification des

modèles SVAR avec normalisation de l'effet unitaire sont directement reportées sur les modèles FAVAR.

Le modèle FAVAR peut être représenté de deux façons. La première est celle d'un modèle à facteurs dynamique avec des restrictions paramétriques imposées. Pour plus de simplicité, considérons le cas d'un seul facteur observé $\tilde{F}_t$ qui est mesuré sans erreur par la variable Y_t , r facteurs non observés F_t et la variable observée $\tilde{F}_t$. Le modèle FAVAR structurel est le suivant :

$$\begin{pmatrix} Y_t \\ X_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0_{1 \times r} \\ & \Lambda \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{F}_t \\ F_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ u_t \end{pmatrix} \quad (2.36)$$

$$F_t^+ = \Phi(L)F_{t-1}^+ + G\eta_t \text{ où } F_t^+ = \begin{pmatrix} \tilde{F}_t \\ F_t \end{pmatrix} \quad (2.37)$$

$$\eta_t = H\varepsilon_t \quad (2.38)$$

Ainsi, le modèle FAVAR combine la normalisation de l'effet unitaire sur les poids des facteurs avec l'hypothèse qu'il n'y a pas de composante idiosyncratique pour la variable observant $\tilde{F}_t$.

La deuxième représentation, plus commune, du modèle FAVAR fait la substitution $Y_t = \tilde{F}_t$ ⁵⁸, de sorte que Y_t est inclus directement comme facteur :

$$X_t = \Lambda \begin{pmatrix} Y_t \\ F_t \end{pmatrix} + u_t \quad (2.39)$$

$$F_t^+ = \Phi(L)F_{t-1}^+ + G\eta_t, \text{ où } F_t^+ = \begin{pmatrix} Y_t \\ F_t \end{pmatrix} \quad (2.40)$$

$$\eta_t = H\varepsilon_t \quad (2.41)$$

Avec cette substitution, le problème d'identification des modèles à facteurs dynamiques structurels devient le problème d'identification des modèles SVAR, où le modèle VAR est

⁵⁸. À partir de la première ligne de l'équation (2.36).

désormais exprimé en termes de $Y_t F'_t$. Les facteurs et les poids de facteurs peuvent être estimés par les moindres carrés. S'il existe des restrictions de suridentification sur Λ , elles peuvent être imposées en utilisant les moindres carrés restreints.

À titre d'illustration, considérons l'application de Bernanke, Boivin et Elias (2005) du modèle FAVAR du schéma d'identification « *Lent/Rapide* » pour les chocs de la politique monétaire. Cette application originale du modèle FAVAR atteint deux objectifs. Premièrement, en incluant un grand nombre de variables, elle aborde le problème de variables omises des modèles VAR de faible dimension et vise en particulier à résoudre le « *price puzzle* » des modèles VAR monétaires.⁵⁹ Deuxièmement, la modélisation conjointe de ces nombreuses variables permet d'estimer des fonctions structurelles de réponses impulsionnelles (SIRF) consistants pour une liste arbitrairement large de variables d'intérêt.⁶⁰

59. Voir, Ramey, V. A. (2016). Chapter 2 - Macroeconomic Shocks and Their Propagation. J. B. Taylor & H. Uhlig (Éditeurs). Elsevier

60. Nous abordons en détail, dans la section 4 du chapitre suivant, le cadre économétrique de l'approche FAVAR en utilisant des données trimestrielles de l'économie marocaine

Conclusion

Dans ce chapitre, nous proposons un état des lieux sur les modèles à facteurs dynamiques et de plusieurs extensions de leur cadre de base. Récemment, ces modèles ont suscité un intérêt croissant chez les chercheurs parce qu'ils peuvent traiter de manière pertinente certains des défis rencontrés dans la pratique économétrique, particulièrement ceux liés à la disponibilité croissante de données. En effet, les modèles à facteurs prennent en compte l'information fournie par un grand nombre de variables qui sont résumées en un petit nombre de facteurs. Sous leur forme dynamique, ces modèles permettent une dépendance temporelle des facteurs et une dépendance des variables observées par rapport aux valeurs actuelles et décalées des facteurs.

Les modèles à facteurs dynamiques présentent deux principaux avantages. Premièrement, ils sont fondés sur la théorie macroéconomique dynamique. Deuxièmement, ils fournissent une bonne représentation des données macroéconomiques empiriques, dans la mesure où qu'un petit nombre de facteurs explique une grande partie de la variance de nombreuses séries macroéconomiques.

Les techniques de modélisation et d'estimation étudiées comprennent la représentation statique et dynamique des modèles à facteurs, les méthodes d'extraction de facteurs de petites et grandes bases de données, les différentes méthodes d'estimation, les tests du nombre de facteurs et de l'identification des chocs structurels.

La recherche économétrique théorique sur les modèles à facteurs dynamiques a beaucoup progressé au cours de la dernière décennie et diverses méthodes sont maintenant disponibles pour l'estimation des facteurs et du nombre de facteurs. De même, des travaux empiriques sont en cours dans de nombreux domaines connexes, notamment la prévision et l'analyse de l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique comme nous le verrons dans les prochains chapitres de cette thèse.

CHAPITRE 3

Mécanismes de transmission de la politique monétaire : approche par modèle FAVAR

Introduction

Le mécanisme de transmission de la politique monétaire est l'un des domaines les plus étudiés de l'économie monétaire essentiellement pour deux raisons. Premièrement, il est important de comprendre l'impact de la politique monétaire sur l'économie pour évaluer l'orientation de la politique monétaire à un moment donné. Deuxièmement, pour décider de la façon d'établir les instruments de la politique monétaire. Les responsables de la politique monétaire doivent disposer donc d'une évaluation précise du moment et de l'effet de leurs politiques sur l'économie. Pour ce faire, ils doivent comprendre les mécanismes par lesquels la politique monétaire influe sur l'activité économique réelle.

Au cours des dernières années, la conduite de la politique monétaire a changé de manière remarquable en mettant davantage l'accent sur la réalisation de la stabilité des prix. Par ailleurs, la recherche en économie monétaire a encouragé une nouvelle réflexion sur la manière dont la politique monétaire peut affecter l'économie ce qui a conduit à une évolution dans la compréhension du mécanisme de transmission monétaire. De même, les données macroéconomiques et financières sont de plus en plus disponibles aussi bien en nombre qu'en longueur de séries. En effet, la conduite des politiques monétaires par les Banques centrales se mène dans un environnement riche en informations. Pour ce qui est de l'outil économétrique, les méthodes utilisées dans l'analyse des chocs de la politique monétaire font référence généralement aux modèles VAR standard ou à leurs variantes telles les VEC (modèles vectoriels à correction d'erreurs) ou et les SVAR (modèles VAR structurels). On sait toutefois que dans ces modèles l'utilisation d'une grande quantité d'information est accompagnée de problème de dimensionnalité. Dans ce contexte, l'ap-

proche en termes de modèles FAVAR (VAR augmentés de facteurs) tente d'apporter une solution à ce problème. En outre, l'information contenue dans les facteurs est importante pour la bonne identification des chocs de politique monétaire et elle aide à corriger les anomalies empiriques habituellement rencontrées dans les travaux empiriques.

Dans la première section de ce chapitre, nous commençons notre analyse en passant en revue sur les différents canaux de transmission de la politique monétaire. Nous discutons, dans la deuxième section, la manière dont la conduite de la politique monétaire et l'évolution des marchés financiers peuvent avoir provoqué un changement de les mécanismes de transmission de la politique monétaire. En effet, nous passons en revue sur les résultats théoriques et empiriques existants sur la question qui consiste à déterminer si l'effet de la politique monétaire sur l'économie, en particulier l'activité économique réelle, a changé de façon significative au fil du temps et, le cas échéant, de quelle manière. Dans la troisième section nous présentons un état des lieux sur le cadre stratégique, l'indépendance et la mise en œuvre de la politique monétaire au Maroc, tout en s'intéressant également à la motivation conduisant à l'adoption des contrôles de capitaux et aux modifications du régime de change. Dans la dernière section, nous allons utiliser le modèle FAVAR pour analyser l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc. Le modèle utilisé permet d'obtenir les fonctions de réponse impulsionnelles pour tous les indicateurs dans l'ensemble de données macroéconomiques utilisées (117 séries à fréquence trimestrielle allant de 1985 : T1 à 2018 : T4) pour avoir une représentation plus réaliste et plus complète de l'impact des chocs de la politique monétaire sur l'économie marocaine. Toutefois, dans notre analyse, nous nous intéressons seulement par les principaux indicateurs de la croissance économique au Maroc.

3.1. Canaux de transmission de la politique monétaire

La transmission de la politique monétaire peut être classée en deux grandes catégories : les canaux néoclassiques dans lesquels les marchés financiers sont parfaits et les canaux non néoclassiques qui comportent des imperfections des marchés financiers, que l'on appelle généralement les canaux du crédit « *credit view* ».

Nous supposons que l'instrument de politique monétaire implique un contrôle direct sur un taux d'intérêt à court terme.¹ Nous supposons également que les rigidités nominales des salaires et des prix impliquent que les variations du taux directeur nominal influent directement sur le taux d'intérêt réel. Notre analyse des effets de la formulation de la politique monétaire sur l'activité réelle porte donc sur la façon dont la variation du taux directeur nominal à court terme se répercute sur le taux d'intérêt réel et les autres prix des actifs, influençant ainsi les dépenses. Les tableaux (3.1) et (3.2) présentent un résumé des canaux dont nous discutons.²

Tableau 3.1 : Canaux néoclassiques de transmission de la politique monétaire

Canal	Description
Taux d'intérêt / coût du capital / q de Tobin	Les modifications des taux directeurs à court terme ont une incidence sur le coût d'utilisation du capital pour les investissements des consommateurs et des entreprises.
Effets de richesse	Les variations des taux d'intérêt à court terme ont une incidence sur les valeurs actualisées et/ou le q de Tobin pour divers types d'actifs, et ces variations de la valeur marchande des actifs induisent des modifications de la consommation.
Substitution inter-temporelle	Les variations des taux d'intérêt à court terme ont une incidence sur la pente du profil de consommation.
Effets du taux de change	Les modifications des taux d'intérêt directeurs à court terme induisent des modifications du taux de change par le biais d'effets de parité sur les intérêts non couverts et/ou de solde du portefeuille.

Source : Tableau élaboré par nos soins.

Une caractéristique importante de beaucoup des mécanismes de transmission dont nous

1. Par exemple, le taux des fonds fédéraux aux États-Unis (*Federal Funds Rate*). Ce taux d'intérêt est celui auquel les banques américaines prêtent des fonds qu'elles détiennent auprès de la réserve fédérale à d'autres banques américaines.

2. Mishkin (1995) a couvert un champ de recherche similaire, Taylor (1995) a mis l'accent sur les canaux néoclassiques et Bernanke et Gertler (1995) ont mis l'accent sur les canaux de crédit.

Tableau 3.2 : Canaux non-néoclassiques de transmission de la politique monétaire

Canal	Description
Effets de crédit induits par la réglementation	Les restrictions imposées aux institutions financières (plafonds de taux de dépôt, restrictions de crédit, par exemple) ont une incidence sur les dépenses.
Canaux bancaires	Les banques jouent un rôle particulier dans la résolution des problèmes d'information asymétrique. La diminution de la capacité de prêt des banques a donc un impact sur les dépenses.
Canal du bilan	Les variations de la valeur nette associées aux effets des actions monétaires sur les prix des actifs ont une incidence sur les primes de financement extérieures auxquelles sont confrontées les entreprises et les ménages.

Source : Tableau élaboré par nos soins.

discutons est que c'est le taux d'intérêt réel (plutôt que nominal) qui affecte les prix des autres actifs et les dépenses dans (de nombreux) canaux de transmission. En outre, la trajectoire attendue des taux d'intérêt, et pas seulement la valeur actuelle, influe sur les prix des actifs et les dépenses. Ces deux facteurs confèrent aux attentes un rôle important dans les effets des mesures de politique monétaire, car elles peuvent influencer à la fois sur l'évolution attendue des taux d'intérêt nominaux et sur les perspectives d'inflation et, partant, de taux d'intérêt réels.³

3.1.1. Canaux basés sur l'investissement

– *Canaux de taux d'intérêt :*

Le canal de transmission de la politique monétaire le plus traditionnel qui a été intégré dans les modèles macroéconomiques concerne l'impact des taux d'intérêt sur le coût du capital et donc sur les dépenses d'investissement des entreprises et des ménages (par exemple, les investissements résidentiels et les biens de consommation durables). Les modèles néoclassiques standard d'investissement montrent que le coût d'usage du capital est

3. Le fait que le taux d'intérêt réel, et non le taux nominal, affecte les dépenses constitue un mécanisme important pour que la politique monétaire puisse stimuler l'économie, même si les taux d'intérêt nominaux atteignent la « limite inférieure zéro » ou « limite inférieure effective », comme cela s'est produit lors d'épisodes de déflation persistants. Avec des taux d'intérêt nominaux à un plancher de zéro, un engagement en faveur d'une politique monétaire expansionniste future peut abaisser les taux d'intérêt à long terme et augmenter l'inflation attendue, abaissant les taux d'intérêt réels et stimulant les dépenses (voir par exemple, Eggertsson et Woodford, 2003).

un déterminant clé de la demande de capital, qu'il s'agisse de biens d'investissement, de logements résidentiels ou de biens de consommation durables.⁴ Le coût d'utilisation du capital (u_c) peut s'écrire comme suit :

$$u_c = p_c [(1 - \tau) i - \pi_c^e + \delta] \quad (3.1)$$

Avec p_c est le prix relatif du nouveau capital, i le taux d'intérêt nominal, π_c^e le taux attendu d'appréciation du prix de l'actif immobilisé et δ le taux d'amortissement. La formule du coût d'utilisation permet également la déductibilité du taux d'intérêt⁵ en ajustant le taux d'intérêt nominal au taux d'impôt marginal τ . En regroupant les termes, le coût d'utilisation du capital peut être réécrit en termes de taux d'intérêt réel après impôt, $(\tau - 1) i - \pi^e$ et de taux de croissance réel attendu de l'actif immobilisé, $\pi_c^e - \pi^e$, où π^e est le taux d'inflation attendu.

$$u_c = p_c [\{(\tau - 1) i - \pi^e\} - \{\pi_c^e - \pi^e\}] \quad (3.2)$$

Plusieurs facteurs jouent un rôle important dans la détermination des effets de la politique monétaire par l'intermédiaire de ces canaux directs de transmission des coûts d'usage. Le premier concerne l'horizon sur lequel les taux d'intérêt influent sur la dépense. Étant donné que les immobilisations ont une longue durée de vie et que l'ajustement de ces stocks entraîne des coûts (de planification, d'approvisionnement, d'installation, etc), les entreprises et les ménages adoptent une perspective à long terme lorsqu'ils tiennent compte des variations des taux d'intérêt dans leurs décisions de placements. Par conséquent, le taux d'intérêt réel et l'appréciation réelle prévue de l'immobilisation qui influent sur les dépenses seront généralement liés à la durée de vie prévue de l'actif, qui est souvent très longue. Dans les modèles économétriques traditionnels, ce lien est généralement formalisé par l'inclusion directe d'un taux d'intérêt à long terme dans la formule du coût d'usage, plutôt que par un taux d'intérêt à court terme. Dans la récente génération de modèles

4. Voir par exemple Jorgenson (1963).

5. Ce qui est particulièrement important aux États-Unis où les intérêts hypothécaires sont déductibles.

microfondé, souvent appelés modèles DSGE, ce lien découle généralement d'une condition dynamique d'optimalité intertemporelle de l'investissement qui fait dépendre la dépense de la séquence prévue des taux d'intérêt à court terme à venir.

Étant donné que l'instrument de politique monétaire est un taux d'intérêt à court terme, le mécanisme de transmission monétaire fait intervenir le lien entre les taux d'intérêt à court et à long terme au moyen d'une version quelconque de l'hypothèse des anticipations de la structure des taux. Lorsque la politique monétaire relève les taux d'intérêt à court terme, les taux d'intérêt à long terme ont également tendance à augmenter parce qu'ils sont liés aux taux à court terme futurs. Par conséquent, le coût d'usage du capital augmente et la demande de l'immobilisation diminue. La baisse de la demande d'immobilisations entraîne une diminution des dépenses d'investissement dans ces actifs, ce qui entraîne une baisse des dépenses globales et de la demande.

– *Coefficient q de Tobin :*

James Tobin (1969) propose également un cadre de réflexion pour les décisions d'investissement des entreprises et des ménages. Pour les investissements des entreprises, Tobin (1969) a défini q comme la valeur marchande des entreprises divisée par le coût de remplacement du capital. Lorsque q est élevé, le prix du marché des entreprises est élevé par rapport au coût de remplacement du capital, alors que le capital des nouvelles usines et des nouveaux équipements est moins coûteux par rapport à la valeur marchande des entreprises. Les entreprises peuvent alors émettre des actions et en obtenir un prix élevé par rapport au coût des installations et de l'équipement qu'elles achètent. Par conséquent, les dépenses d'investissement augmenteront, car les entreprises peuvent acheter beaucoup de nouveaux biens d'investissement avec seulement une petite quantité de stock. En principe, un raisonnement similaire pourrait être appliqué aux décisions d'investissement des ménages.⁶

La théorie q du Tobin peut être liée à l'approche du coût d'usage du capital, comme le

6. Cf. Tobin, J. (1969). A General Equilibrium Approach To Monetary Theory. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1(1), 15-29.

montre, par exemple, Hayashi (1982). En fait, la formulation q domine les efforts de modélisation microéconomique formelle et la littérature sur le modèle DSGE, en grande partie parce que les liens formels entre la théorie q et l'approche du coût d'usage dans l'approche du coût d'ajustement dynamique de Hayashi (1982), permettent des expressions analytiques pratiques dans ces modèles. En outre, l'approche q ajoute une certaine richesse, car elle souligne qu'il existe un lien direct entre les cours des actions et les dépenses d'investissement. En pratique, le q de Tobin conduit à un autre canal de transmission monétaire : lorsque la politique monétaire est assouplie et que les taux d'intérêt baissent, la demande d'actions augmente et les cours boursiers augmentent, ce qui entraîne une hausse des dépenses d'investissement et de la demande globale.

3.1.2. Canaux basés sur la consommation

– *Effets de richesse :*

Les applications standard de la théorie du cycle de vie en matière d'épargne et de consommation, développée pour la première fois par Modigliani et Brumberg (1954), puis complétée par Ando et Modigliani (1963), indiquent que les dépenses de consommation sont déterminées par les ressources des consommateurs tout au long de leur vie, ce qui inclut la richesse, qu'elle provienne d'actions, de biens immobiliers ou d'autres actifs. Une politique monétaire expansionniste sous la forme d'une baisse des taux d'intérêt à court terme stimulera la demande d'actifs tels que les actions ordinaires et les logements, ce qui fera augmenter leur prix. De manière équivalente, une baisse des taux d'intérêt fera baisser le taux d'actualisation appliqué aux flux de revenus et de services associés aux actions, aux logements et aux autres actifs, ce qui fera augmenter leur prix. L'augmentation de la richesse totale qui en résulte stimulera alors la consommation des ménages et la demande globale. Les effets de richesse sur le cycle de vie standard, qui se répercutent sur le prix des actifs, constituent donc un élément important du mécanisme de transmission monétaire.

– *Effets de substitution intertemporelle* :

Le deuxième canal basé sur la consommation reflète les effets de substitution intertemporels. En effet, ce canal est au cœur des modèles DSGE. Dans ce canal, les variations des taux d'intérêt à court terme modifient la pente du profil de consommation, de sorte que des taux d'intérêt plus bas induisent une consommation plus élevée aujourd'hui. Dans les modèles DSGE, ce canal se produit naturellement par l'utilisation de l'équation d'Euler standard de la consommation qui relie le taux marginal de substitution entre la consommation actuelle et future au taux d'intérêt réel.

3.1.3. Canaux du commerce extérieur

En baissant les taux d'intérêt par la banque centrale, le rendement des actifs nationaux diminue par rapport aux actifs étrangers. De ce fait, la valeur des actifs nationaux diminue par rapport aux autres actifs monétaires et la monnaie nationale se déprécie. La valeur inférieure de la monnaie nationale rend les biens nationaux moins chers que les biens étrangers, ce qui entraîne une réorientation des dépenses et une augmentation des exportations nettes. La baisse de la valeur de la monnaie nationale rend les biens nationaux moins chers que les biens étrangers, ce qui entraîne une réorientation des dépenses et une augmentation des exportations nettes. L'augmentation des exportations nettes contribue alors directement à la demande globale. Par conséquent, le canal du taux de change joue un rôle important dans la manière dont la politique monétaire affecte l'économie. À cet égard, deux facteurs sont importants. Premièrement, la sensibilité du taux de change aux fluctuations des taux d'intérêt est importante. Par exemple, il n'était pas rare que les modèles économétriques précédents estiment que les sensibilités soient faibles, ce qui implique un canal de faible ampleur. Par contre, les modèles qui imposent une parité d'intérêt non couverte ont tendance à trouver un rôle plus important pour ce canal. Deuxièmement, les économies plus petites et plus ouvertes ont tendance à voir des effets plus importants par ce canal.⁷

7. Par exemple, voir Bryant, Hooper et Mann (1993), Smets (1995) et Taylor (1993).

3.1.4. Canaux de transmission non néoclassiques

Les canaux qui découlent des imperfections du marché (autres que ceux associés aux rigidités nominales des salaires et des prix) sont appelés « mécanismes de transmission non néoclassiques ». Ces canaux peuvent résulter soit de l'ingérence des pouvoirs publics dans les marchés, soit d'imperfections des marchés privés, telles que l'asymétrie de l'information ou la segmentation des marchés qui entravent le fonctionnement efficace des marchés financiers. Ces canaux peuvent découler soit de l'intervention de l'État sur les marchés, soit d'imperfections des marchés privés, comme l'asymétrie de l'information ou la segmentation du marché qui entravent le bon fonctionnement des marchés financiers. En général, ces mécanismes de transmission non néoclassiques concernent les imperfections du marché de crédit et ont été baptisés « canal de crédit ».⁸ Nous examinons ici trois canaux non néoclassiques fondamentaux : les effets sur l'offre de crédit des interventions gouvernementales sur les marchés du crédit, les canaux bancaires (prêts et capitaux bancaires) et le canal du bilan (touchant à la fois les entreprises et les ménages).

– *Effets sur l'offre de crédit :*

Les gouvernements interfèrent souvent avec le libre fonctionnement des marchés du crédit afin d'atteindre certains objectifs politiques tels que la redistribution ou l'encouragement de types particuliers d'investissement. Aux États-Unis, l'intervention de l'État a été particulièrement importante dans le financement du logement afin d'encourager l'accession à la propriété.

Jusqu'aux années 1980, le gouvernement américain avait mis en place un système dans lequel les institutions d'épargne, notamment les associations d'épargne et de crédit, étaient les principaux émetteurs de prêts hypothécaires résidentiels. En raison de contraintes réglementaires, ces institutions ont principalement consenti des prêts hypothécaires à long terme et à taux fixe dans leur région en utilisant des fonds provenant de dépôts à terme

8. *Credit view.*

locaux.⁹ La réglementation gouvernementale visait également à aider ces institutions d'épargne à attirer le financement des dépôts, à leur permettre d'accorder davantage de prêts hypothécaires, en fixant des plafonds aux taux d'intérêt sur les dépôts en vertu de la Réglementation Q¹⁰ et à leur permettre de payer 25 points de base (0,25 point de pourcentage) de plus sur leurs dépôts que les banques commerciales.

Les exigences réglementaires en matière d'émission de prêts hypothécaires à long terme et les plafonds fixés par la Réglementation Q ont conduit à un canal important de transmission monétaire impliquant l'offre de crédit. Lorsque la Réserve fédérale a resserré sa politique et relevé les taux d'intérêt, deux effets ont entraîné une baisse de l'offre de crédit sur le marché hypothécaire. Tout d'abord, des taux à court terme plus élevés augmenteraient le coût des fonds pour les comptes d'épargne, tandis que les revenus des prêts hypothécaires à taux fixe sont lents à changer, ce qui entraîne une contraction du revenu net d'intérêt. L'affaiblissement des bilans d'épargne qui en résulterait se traduirait alors par une diminution de la volonté d'émettre des prêts hypothécaires, entraînant ainsi une contraction de l'offre de crédit.

Encore plus important, des taux à court terme plus élevés conduiraient souvent à des taux plus élevés que les plafonds des taux d'intérêt créditeurs, ce qui inciterait les déposants à retirer leurs fonds des banques d'épargne et des banques commerciales afin de les placer dans des titres à haut rendement. Cette perte de dépôts du système bancaire, appelée "désintermédiation", a limité le montant des fonds que les banques et les épargnants pouvaient prêter et a provoqué une forte contraction du crédit hypothécaire et donc de l'activité de construction résidentielle.

Le canal de rationalisation du crédit décrit ici était en effet important dans les modèles macroéconométriques antérieurs à 1980,¹¹ bien que leurs effets aient été déterminés en partie par le moment, plutôt que par l'ampleur globale, des effets des mesures de politique

9. Voir, par exemple, Peach, R. & McCarthy, J. (2002). Monetary Policy Transmission to Residential Investment. *Economic Policy Review*, 8(May), 139-158.

10. La Réglementation Q (*Regulation Q*) consiste en deux types de mesures : interdiction du versement d'intérêt sur les dépôts à vue et plafonnement des taux d'intérêt sur les dépôts à terme.

11. Par exemple la description du modèle MPS dans Brayton et Mauskopf (1985).

monétaire sur la dépense. Depuis le début des années 1980, les plafonds de taux des dépôts prévus par la Réglementation Q ont été progressivement éliminés et complètement abandonnés en 1986, de sorte que la désintermédiation de cette intervention gouvernementale sur les marchés du crédit n'est plus un canal important de transmission monétaire.

– *Canaux bancaires* :

Il existe deux canaux de transmission bancaires distincts. Dans les deux cas, les banques jouent un rôle particulier dans le processus de transmission parce que les prêts bancaires sont des substituts imparfaits aux autres sources de financement.

Premièrement, il s'agit du canal de prêt bancaire traditionnel. Dans cette optique, les banques jouent un rôle particulier dans le système financier car elles sont particulièrement bien placées pour résoudre les problèmes d'asymétrie d'information sur les marchés du crédit. En raison du rôle particulier d'une banque, certains emprunteurs n'auront pas accès aux marchés du crédit s'ils n'empruntent pas auprès des banques. Tant qu'il n'y a pas de substituabilité parfaite des dépôts des banques de détail avec d'autres sources de fonds, le canal de crédit bancaire fonctionne comme suit. La politique monétaire expansionniste, qui accroît les réserves et les dépôts bancaires, augmente la quantité de prêts bancaires disponibles. Étant donné que de nombreux emprunteurs dépendent des prêts bancaires pour financer leurs activités, cette augmentation des prêts entraînera une hausse des investissements et des dépenses de consommation.¹²

L'une des implications importantes du canal de prêt bancaire est que la politique monétaire aura un effet plus important sur les dépenses des petites entreprises, qui sont plus dépendantes des prêts bancaires, que sur celles des grandes entreprises, qui peuvent obtenir des fonds directement sur les marchés boursiers et obligataires (et pas seulement par les banques.) Bien que le canal de prêt bancaire ait été soutenu par des travaux

^{12.} Pour des revues de la littérature sur le canal de prêt bancaire, voir par exemple, Bernanke et Gertler (1995) et Peek et Rosengren (1995b).

empiriques,¹³ d'autres recherches ont soulevé des doutes sur le canal de prêt bancaire.¹⁴ Lown et Morgan (2002) ont fait état de résultats qui donnent à penser que les prêts bancaires peuvent jouer un rôle important dans les fluctuations macroéconomiques, mais ils ont aussi constaté que le canal de prêt des banques pour les changements de politique monétaire peut être assez restreint. Iacoviello et Minetti (2008) ont présenté des résultats qui suggèrent la présence d'un canal de prêt bancaire pour les ménages dans les pays où le financement hypothécaire est plus dépendant des banques. Dans l'ensemble, la littérature sur le canal de prêt bancaire s'est concentrée sur les preuves démontrant son importance potentielle, mais peu de travaux ont été réalisés pour fournir une évaluation globale de l'importance macroéconomique de ce canal, plutôt que son importance pour certaines catégories d'entreprises ou de banques, ou pour certains épisodes.

Un canal bancaire distinct s'appelle le canal du capital bancaire. Dans ce canal, la situation des bilans des banques et des autres intermédiaires financiers a un impact important sur le crédit. Une baisse des prix des actifs peut entraîner des pertes dans les portefeuilles de prêts des banques. Par ailleurs, une baisse de la qualité du crédit, parce que les emprunteurs sont moins en mesure ou moins disposés à rembourser leurs prêts, peut également réduire la valeur des actifs des banques. Les pertes d'actifs bancaires qui en résultent peuvent entraîner une diminution du capital des banques, comme ce fut le cas lors de la récente crise financière. La pénurie de capitaux bancaires peut alors conduire à une réduction de l'offre de crédit bancaire, car le financement externe des banques peut être coûteux, en particulier en période de baisse des prix des actifs, ce qui implique que le moyen le plus rentable pour les banques d'accroître leur ratio capital/actif est de réduire leurs actifs en réduisant les prêts. Ce processus de « désendettement » signifie que les emprunteurs tributaires des banques ne sont plus en mesure d'obtenir du crédit, de sorte qu'ils réduiront leurs dépenses et que la demande globale diminuera.¹⁵

Une politique monétaire expansionniste peut conduire à une amélioration du bilan des

13. Par exemple, Gertler et Gilchrist (1993), 1994, Kashyap et Stein (1995) et Peek et Rosengren (1995a), b, 1997.

14. Voir par exemple, Ramey, 1993 et Romer et Romer (1989).

15. Voir, Van den Heuvel (2002) et Peek et Rosengren (2012).

banques de deux façons. Premièrement, la baisse des taux d'intérêt à court terme tend à accroître les marges nettes d'intérêt et à accroître les bénéfices des banques, ce qui se traduit par une amélioration des bilans des banques avec le temps. Deuxièmement, une politique monétaire expansionniste peut faire monter les prix des actifs et entraîner des augmentations immédiates des fonds propres des banques. Dans le canal du capital bancaire, la politique monétaire expansionniste stimule le capital bancaire, le crédit et partant la demande globale, en permettant aux emprunteurs tributaires des banques de dépenser davantage.

Les canaux de prêt bancaire et de capital bancaire n'ont généralement pas été intégrés dans les modèles macroéconométriques à grande échelle ni dans les modèles DSGE utilisés dans l'analyse des politiques économiques. Malgré cela, la connaissance des circuits de crédit et de capitaux bancaires a joué un rôle important dans la conduite de la politique monétaire au cours des dernières années. C'était le cas au début des années 1990, lorsque Alan Greenspan a parlé de « vents contraires » dans l'économie en raison de la détérioration des bilans des banques.¹⁶ Bien que la recherche sur le processus d'élaboration des politiques demeure un sujet d'avenir, l'importance de ces canaux dans la récente crise a été soulignée par les décideurs et les auteurs.¹⁷ De plus, la recherche se concentre maintenant explicitement sur l'intégration de ces canaux dans les principaux modèles utilisés dans l'analyse des politiques économiques.¹⁸

– *Canal du bilan :*

Tout comme le canal du crédit bancaire, le canal du bilan résulte de la présence de problèmes d'asymétrie d'information sur les marchés du crédit. Lorsque la valeur nette d'un agent diminue, les problèmes de sélection adverse et d'aléa moral augmentent sur les marchés du crédit. Une valeur nette plus faible signifie que l'agent a moins de garanties,

16. Voir par exemple, l'analyse des canaux de crédit et du modèle MPS dans Mauskopf (1990) et la description du début des années 1990 dans Reifschneider, Stockton et Wilcox (1997).

17. Par exemple, Mishkin (2008) et Wessel (2009).

18. Par exemple, Angeloni et Faia (2009), Gerali et al. (2010), Gertler et Kiyotaki (2010) et Meh et Moran (2010).

ce qui augmente la sélection adverse et l'incitation à la prise de risque, exacerbant ainsi le problème de l'aléa moral. Par conséquent, les prêteurs seront plus réticents à consentir des prêts (soit en exigeant des primes de risque plus élevées, soit en réduisant la quantité prêtée), ce qui entraînera une baisse des dépenses et de la demande globale. Un modèle de ce type, particulièrement commode et largement adopté, est le cadre de l'accélérateur financier de Bernanke et Gertler (1989) et Bernanke, Gertler et Gilchrist (1999), dans lequel une valeur nette plus faible augmente les problèmes associés à une information asymétrique dans le financement par emprunt, augmentant la prime de financement externe.

La politique monétaire influe sur le bilan des entreprises de plusieurs façons. Comme nous l'avons vu, la contraction de la politique monétaire entraîne une baisse des prix des actifs, en particulier des actions, ce qui réduit la valeur nette des entreprises. La contraction de la politique monétaire entraîne donc une aggravation des problèmes de sélection adverse et d'aléa moral, ce qui entraîne une baisse des prêts, des dépenses et de la demande globale. Les flux de trésorerie, c'est-à-dire la différence entre les rentrées de fonds et les dépenses en espèces, constituent un autre moyen par lequel la politique monétaire peut influencer le bilan des entreprises. La politique monétaire contrastée, qui relève les taux d'intérêt, entraîne une hausse des paiements d'intérêts des entreprises, ce qui entraîne une baisse des flux de trésorerie. Avec moins de liquidités, l'entreprise dispose de moins de fonds internes et doit lever des fonds à l'extérieur. Étant donné que le financement externe est soumis à des problèmes d'asymétrie de l'information et, par conséquent, à une prime de financement externe, le recours supplémentaire à des fonds externes fait augmenter le coût du capital, ce qui réduit les prêts, les investissements et l'activité économique. Une caractéristique intéressante du canal des flux de trésorerie est que les taux d'intérêt nominaux affectent les flux de trésorerie des entreprises, contrairement au rôle du taux d'intérêt réel souligné dans les canaux néoclassiques. En outre, le taux d'intérêt à court terme joue un rôle particulier dans ce mécanisme de transmission, car les paiements d'intérêts sur la dette à court terme (plutôt qu'à long terme) ont généralement le plus grand impact sur les flux de trésorerie des entreprises. Différentes variantes du canal du bilan ont récemment été prises en considération dans l'étude de la politique

monétaire optimale en présence de frictions liées au crédit.¹⁹

Ces types de canaux de bilan affectent également les ménages. Par exemple, une hausse du prix des maisons peut donner lieu à un plus grand nombre de garanties potentielles pour le propriétaire, ce qui peut améliorer à la fois le montant et les modalités du crédit offert à ces ménages. En d'autres termes, la hausse des prix de l'immobilier peut réduire la prime de financement externe ou assouplir les contraintes sur la quantité de crédit disponible pour un ménage. En principe, d'autres actifs affectant la valeur nette des ménages pourraient également affecter le coût des fonds externes ou la quantité de crédit disponible pour les ménages. Un certain nombre d'études empiriques ont suggéré que les changements dans la valeur des maisons ont eu des effets importants sur l'accès des ménages au crédit et aux dépenses.²⁰ Certains travaux de modélisation et les travaux empiriques connexes ont également permis de constater que les mécanismes d'accélération financière liés au logement et aux dépenses des ménages bénéficient d'un soutien.²¹ L'importance de la hausse des prix des maisons pour assouplir les contraintes de crédit et stimuler les dépenses de consommation dépend clairement du coût du retrait de la valeur nette du logement et donc de l'efficacité des marchés hypothécaires qui permettent aux propriétaires de surmonter ces contraintes. Dans les pays où les marchés hypothécaires sont plus développés, les dépenses de consommation peuvent être plus sensibles à la hausse des prix des maisons.²² En effet, Calza, Monacelli et Stracca (2007) ont constaté que la corrélation entre la croissance de la consommation et les variations des prix de l'immobilier est plus forte dans les économies dotées de systèmes de financement hypothécaire plus développés. Iacoviello et Minetti (2008) ont montré que le canal du bilan qui affecte les ménages est plus fort dans les pays dotés de systèmes de financement hypothécaire

19. Par exemple, Cúrdia et Woodford (2010) et Carlstrom, Fuerst et Paustian (2009).

20. Benito et al. (2006) et Hatzius (2006).

21. Par exemple, Iacoviello (2005) et Iacoviello et Neri (2010).

22. Il existe des différences majeures entre les marchés hypothécaires dans les pays industrialisés avancés (Calza, Monacelli et Stracca, 2007). Les marchés hypothécaires aux États-Unis sont considérés comme étant parmi les plus développés. Dans d'autres pays, les prêts hypothécaires sont entravés par des lois relativement faibles en matière de faillite et des difficultés à saisir des garanties. En Italie, par exemple, où les procédures de reprise de garantie sont longues et coûteuses, le ratio prêt-valeur moyen des prêts hypothécaires est relativement faible (50 % contre 70 % pour les États-Unis) et le ratio dette hypothécaire/PIB est lui aussi faible (15 % contre 70 % pour les États-Unis).

moins développés.²³

3.2. Changement dans les mécanismes et les effets de transmission de la politique monétaire

L'étude des différents canaux de transmission de la politique monétaire met en évidence deux raisons principales pour lesquelles le mécanisme de transmission monétaire a pu évoluer au fil du temps : les changements structurels de l'économie, en particulier des marchés du crédit, et l'interaction entre les modifications des mesures de politique monétaire et la manière dont les anticipations sont formées.²⁴

23. Une autre façon d'examiner comment le canal du bilan peut affecter les dépenses de consommation consiste à examiner les effets de liquidité sur les dépenses de consommation durables et les dépenses de logement, qui se sont révélés être un facteur important influant sur la demande globale pendant la Grande Dépression (Mishkin, 1978). Du point de vue des effets de liquidité, les effets de bilan ont une incidence sur le désir des consommateurs à dépenser plutôt que sur le désir des prêteurs à prêter. En raison de l'asymétrie de l'information sur leur qualité, les biens de consommation durables et les logements sont très peu liquides (Mishkin, 1976). Si, à la suite d'un mauvais choc de revenu, les consommateurs doivent vendre leurs biens de consommation durables ou leur logement pour se procurer de l'argent, ils s'attendraient à une perte importante parce qu'ils n'obtiendraient pas la pleine valeur de ces actifs dans une vente en difficulté. C'est la manifestation du problème des "citrons" décrit par Akerlof (1970). Par contre, si les consommateurs s'attendent à une plus grande probabilité de se retrouver en difficulté financière, ils préfèrent détenir moins d'actifs de consommation durables ou de logements illiquides et plus d'actifs financiers liquides. Lorsque les consommateurs disposent d'un actif financier important par rapport à leurs dettes, leur estimation de la probabilité de détresse financière est faible et ils seront plus enclins à acheter des biens de consommation durables ou un logement. La politique monétaire expansionniste accroît la valeur des actifs financiers, les dépenses de consommation durables et les achats de logements augmentent ensuite parce que les consommateurs ont une situation financière plus sûre et une estimation inférieure des difficultés financières qu'ils connaissent. Les effets de liquidité conduisent donc à un autre canal du bilan des ménages pour la transmission monétaire.

24. L'accélération de la mondialisation et l'ouverture accrue des États-Unis et d'autres économies qui en découle constituent un facteur potentiellement important qui influe sur la transmission de la monnaie. Les biens échangés devenant un secteur de plus en plus important de l'économie, les fluctuations du taux de change peuvent avoir un effet plus important sur la dépense globale. Par conséquent, le canal de transmission du taux de change de la monnaie a peut-être pris de l'importance au fil du temps. De tels changements sont probablement encore plus importants pour les petites économies. Toutefois, ils sont probablement moins importants pour les États-Unis, malgré l'importance accrue du commerce, car l'effet net sur la demande globale du commerce international d'une innovation en matière de politique monétaire tend à être proche de zéro, car les mouvements des exportations induits par le taux de change sont généralement compensés, en net, par des variations des importations liées aux variations correspondantes de la demande intérieure.

3.2.1. Changements institutionnels sur les marchés du crédit

Les modifications de la structure institutionnelle des marchés du crédit sont susceptibles de modifier le mécanisme de transmission monétaire, en particulier en affectant les imperfections du marché qui sont à l'origine des canaux non néoclassiques.

L'un des principaux changements survenus sur les marchés du crédit au fil des ans a été l'élimination, dans les années 1980, d'un grand nombre de règlements restrictifs qui limitaient les prêts hypothécaires à taux fixe à long terme et le taux d'intérêt que les institutions financières pouvaient payer sur leurs dépôts avec des plafonds de taux de dépôt. Le résultat de cette libéralisation financière est que le processus de désintermédiation dans lequel la hausse des taux d'intérêt a entraîné une réduction de l'offre d'hypothèques des institutions d'épargne n'est plus opérationnel. Les fluctuations importantes de l'offre de crédit sur le marché hypothécaire résultant d'une hausse des taux d'intérêt qui a limité la capacité des institutions émettrices de prêts hypothécaires d'acquérir des fonds ne sont donc plus une caractéristique de l'économie. Comme ce canal de transmission de la politique monétaire était important avant 1980, son absence affaiblirait actuellement l'incidence de la politique monétaire sur la construction résidentielle.

Au cours de la période antérieure aux années 1980, la construction résidentielle a chuté très rapidement en réaction au resserrement de la politique monétaire, tandis que les taux hypothécaires ont réagi graduellement. Par contre, après les années 1980, les taux hypothécaires ont réagi plus rapidement et de façon plus persistante aux modifications de la politique monétaire. Par conséquent, la politique monétaire touche maintenant principalement le logement par le biais de la fixation des prix plutôt que par des restrictions de l'offre de crédit, comme c'était le cas avant 1980 (Mauskopf, 1990 ; McCarthy et Peach, 2002). Cela signifie que la réaction de la construction résidentielle est plus tardive qu'au cours des périodes précédentes et qu'elle est plus faible au départ. Toutefois, ces changements ne constituent des changements importants que dans le temps de réponse à court terme.

Le deuxième grand changement sur les marchés du crédit est que les progrès des tech-

nologies de l'information ont amélioré l'efficacité des marchés du crédit, permettant ainsi à un plus grand nombre d'institutions de s'engager dans l'octroi de crédit. À cet égard, il convient de souligner en particulier la croissance de la titrisation, c'est-à-dire la transformation d'actifs financiers illiquides²⁵ en titres négociables. La titrisation a conduit à l'expansion considérable du système bancaire dit « *shadow banking* », dans lequel les prêts bancaires ont été remplacés par des prêts sur le marché des titres. La croissance du système bancaire parallèle a eu deux répercussions énormes. Premièrement, elle a permis aux emprunteurs de contourner les banques pour obtenir du crédit. Il en a résulté une diminution de la part du crédit fournie par les banques. Deuxièmement, le système bancaire parallèle a permis, au moins jusqu'à la récente crise financière, d'élargir l'accès au crédit à un plus grand pourcentage de la population, ce que l'on appelle parfois la « démocratisation du crédit ».

Le premier impact, qui indique que le système bancaire joue un rôle moins important sur les marchés du crédit, suggère que les canaux de prêt et de capital bancaire pourraient être moins importants qu'auparavant. Par exemple, Miron, Romer et Weil (1994) ont examiné une longue période de l'histoire des États-Unis et ont trouvé peu de preuves que l'évolution de la nature des marchés financiers ait influé sur l'importance du canal des prêts bancaires, en partie parce qu'ils ne trouvent que très peu de preuves pour un tel canal. Toutefois, nous avons récemment assisté à un rétrécissement substantiel du système bancaire parallèle en raison de la récente crise financière ; il est certainement possible, et peut-être probable, que les canaux de prêt et de capitaux bancaires deviennent plus importants qu'ils ne l'ont été ces dernières années.

Le deuxième impact, la démocratisation du crédit, a permis un accès beaucoup plus facile au crédit. Par exemple, aux États-Unis, les exigences en matière d'acompte ont diminué, de même que les coûts de refinancement, et le recours à l'évaluation du crédit a élargi l'accès au logement et aux autres prêts.²⁶ Cette évolution a peut-être accru le rôle des canaux du bilan pour les ménages, ce qui a peut-être accru la sensibilité des dépenses

25. Tels que les prêts hypothécaires résidentiels, les prêts automobiles, les prêts aux petites entreprises et les créances sur cartes de crédit.

26. Voir, Edelberg (2006).

de consommation aux variations des prix des maisons.²⁷ Mais l'élargissement du canal du bilan pourrait être compensé par d'autres effets de l'accès accru au crédit. Par exemple, un meilleur accès des ménages au crédit pourrait réduire la sensibilité des dépenses de consommation aux chocs transitoires de revenu, comme le suggèrent Dynan, Elmendorf et Sichel (2006) qui ont constaté que la sensibilité de la consommation aux chocs transitoires de revenu a baissé aux États-Unis depuis le milieu des années 1980. Ce point de vue est également étayé par des données microéconomiques selon lesquelles les ménages ont recours au refinancement hypothécaire pour protéger leurs dépenses des chocs de revenu (Hurst et Stafford, 2004) et la propension au refinancement hypothécaire a augmenté en raison des changements structurels du marché hypothécaire, comme l'évolution de la notation du crédit (Bennett, Peach et Peristiani, 2001). Une telle diminution de la sensibilité aux chocs transitoires sur le revenu pourrait réduire indirectement la sensibilité des dépenses aux changements de politique monétaire en modifiant l'incidence sur la consommation de revenu.

3.2.2. Changements dans la formulation des attentes

L'un des changements les plus importants dans la pratique de la politique monétaire, et par conséquent dans sa transmission à l'activité économique et à l'inflation, est la manière dont la « gestion des anticipations » est devenue un outil important des autorités monétaires à travers le monde. Des changements dans le comportement de l'autorité monétaire peuvent avoir une incidence importante sur le mécanisme de transmission. Ces effets ont deux formes, qui sont toutes deux susceptibles d'avoir une importance quantitative. Premièrement, les dépenses dépendent directement de l'évolution attendue des taux directeurs sous l'influence de cette évolution sur les prix des actifs ; par exemple, si une hausse du taux directeur est censée être plus persistante, l'hypothèse des anticipations concernant la structure des taux indique que l'incidence sur les taux d'intérêt à long terme sera plus importante que si elle est censée être temporaire. Deuxièmement, la nature de la règle de conduite de la politique monétaire peut avoir d'importants effets de rétroaction en raison

27. Voir, Aoki, Proudman et Vlieghe (2002).

de son influence sur les dépenses attendues et l'inflation ; par exemple, un comportement politique qui réagit fortement aux écarts de la production par rapport au potentiel et aux écarts de l'inflation par rapport aux niveaux souhaités entraînera une stabilité accrue des attentes relatives au revenu et à l'inflation, et donc une meilleure stabilité des dépenses réelles et de l'inflation. De fait, certaines recherches ont souligné l'importance que peuvent avoir des changements de ce type dans le comportement de la politique monétaire pour modifier l'incidence globale des mesures de politique monétaire.²⁸

Bien que l'importance éventuelle du canal des anticipations soit particulièrement évidente dans les modèles néo-keynésiens simples²⁹ et leurs descendants (les modèles DSGE), le fait que les effets quantitatifs importants ne se limite pas à cette catégorie de modèles. Par exemple, l'approche de Taylor (1993), qui met l'accent sur les canaux d'attentes mais qui est moins étroitement liée à des problèmes d'optimisation microéconomique spécifiques, permet également d'obtenir des effets qui pourraient avoir une grande influence. De plus, l'approche de la forme réduite suivie dans la version la plus courante du modèle FRB/US (fondée sur de petits systèmes VAR pour la formation des anticipations) permet également de tenir compte d'effets potentiellement importants. En effet, Reifschneider, Tetlow et Williams (1999) ont indiqué que plus de la moitié de l'effet de la politique monétaire sur l'activité durant la première année de modification du taux des fonds fédéraux reflète le canal attendu, plutôt que les canaux directs de taux d'intérêt, de richesse ou du taux de change.

De manière générale, plusieurs événements auraient pu conduire à un changement dans la façon dont la politique monétaire se transmet à l'économie. Mais avant d'en étudier les causes, la première série de questions à examiner consiste à déterminer si l'effet de la politique monétaire sur l'économie, en particulier l'activité économique réelle, les prix et leurs composantes clés, a changé de façon significative au fil du temps et, le cas échéant, de quelle manière.

28. Voir par exemple, Boivin, J. & Giannoni, M. P. (2006b). Has Monetary Policy Become More Effective? *The Review of Economics and Statistics*, 88(3), 445-462.

29. Par exemple, Woodford, M. (2003). *Interest and Prices : Foundations of a Theory of Monetary Policy*. Princeton University Press.

3.2.3. Modélisation du mécanisme de transmission de la politique monétaire

Une façon grossière et simple de mesurer l'effet de la politique monétaire sur une variable d'intérêt consiste à régresser cette variable sur l'instrument de politique monétaire ainsi que, peut-être, d'autres variables de contrôle. Le coefficient estimé de l'instrument de politique monétaire est interprété comme la sensibilité de cette variable à la politique monétaire et les variations de cette sensibilité suggèrent un changement dans la transmission de la politique monétaire. Toutefois, comme, dans le contexte de telles régressions, les sources exogènes de changements de politiques ne sont pas clairement isolées et que la causalité n'est pas bien établie, ce ne sont pas les seules interprétations possibles. Par exemple, les coefficients estimés pourraient plutôt refléter la réaction de la politique monétaire à ces variables, plutôt que l'inverse, comme prévu.

Pour pouvoir aller au-delà de cette preuve de forme réduite et établir un lien de causalité, la principale stratégie générale utilisée dans la littérature consiste à utiliser ce que l'on croit être une source exogène de variation de l'instrument de politique monétaire et à en dégager l'effet sur les variables clés capturant le comportement global de l'économie. On y parvient généralement dans le contexte d'un système d'équations où juste assez de restrictions sont imposées pour identifier la source exogène des variations de la politique monétaire, mais où il n'y a pas d'hypothèses a priori sur la structure de l'économie. Cela a l'avantage de fournir des estimations robustes de l'effet de la politique monétaire, en ce sens qu'elles sont compatibles avec une vaste catégorie de modèles structurels linéaires. Toutefois, cela signifie aussi que si ces modèles sont utiles pour illustrer l'effet de la politique monétaire sur l'économie, leur utilisation pour déterminer la cause du changement est plus limitée.

La classe des modèles empiriques étudiés dans la littérature peut être considérée comme des cas particuliers d'un modèle FAVAR général.³⁰ Il est donc utile de commencer par

30. Voir, Bernanke, B. S., Boivin, J. & Elias, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy : A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387-422.

présenter d'abord cette classe générale de modèles empiriques. Dans sa forme générale, le modèle FAVAR a la représentation espace-état suivante :

$$X_t = \Lambda F + e_t \quad (3.3)$$

$$F_t = A(L) F_{t-1} + u_t \quad (3.4)$$

où X_t désigne un vecteur relativement long d'indicateurs macroéconomiques observés, F_t est un vecteur de variables potentiellement non observées régissant les composantes des variables macroéconomiques observables, e_t est une erreur d'observation spécifique variable, et enfin u_t sont des innovations qui sont des combinaisons linéaires des chocs structurels et macroéconomiques, dont l'une est le choc monétaire. L'équation (3.3) indique que les indicateurs macroéconomiques observables sont des mesures potentiellement imparfaites des forces macroéconomiques latentes. L'équation (3.4) indique que l'évolution des covariations, entre les indicateurs macroéconomiques, est régie par un ensemble de facteurs communs qui suivent un modèle VAR.

Cette structure empirique est attrayante parce qu'elle est compatible avec une grande classe de modèles structurels d'anticipations rationnelles linéaires et qu'elle peut tenir compte de diverses hypothèses sur l'ensemble des informations dont disposent les agents, les autorités monétaires ou les économétriciens.³¹ L'approche la plus courante dans la littérature consiste à supposer que l'ensemble des concepts macroéconomiques fondamentaux pertinents, tels que l'activité économique réelle, le taux d'inflation et le taux d'intérêt, est parfaitement observé par l'économétricien. Dans ce cas, l'équation (3.3) se résume à un ensemble d'identités, est observé, et le système (3.3)-(3.4) se décompose en équation (3.4), qui devient un modèle VAR standard en termes d'indicateurs macroéconomiques observables. Tous les modèles VAR qui ont été utilisés pour étudier l'effet de la politique monétaire peuvent donc être considérés comme un cas particulier de système (3.3)-(3.4).

31. Voir, Boivin, J. & Giannoni, M. (2008). Global Forces and Monetary Policy Effectiveness (rapport technique Numéro 13736). National Bureau of Economic Research, Inc.

Ils diffèrent selon les indicateurs macroéconomiques qu'ils choisissent d'inclure.

Pour découvrir le mécanisme de transmission monétaire dans ce cadre empirique, il faut imposer des restrictions pour identifier un choc structurel correspondant à une modification exogène de la politique monétaire. Dans le cas particulier des modèles VAR, ces restrictions se traduisent souvent dans la pratique par des restrictions sur les réponses contemporaines des variables. Dans un schéma d'identification, l'effet de la politique monétaire sur les variables d'un modèle VAR standard consiste à calculer, à partir du modèle estimé, l'effet dynamique d'un choc de politique monétaire identifié. Ceci peut être calculé pour n'importe quelle variable incluse dans un modèle VAR.

L'approche VAR standard suppose que la dynamique de la macroéconomie peut être effectivement résumée par une poignée d'indicateurs macroéconomiques observables. L'une des raisons pour lesquelles cela pourrait être irréaliste est que les véritables concepts d'intérêt, tels que l'activité réelle et l'inflation, pourraient ne pas être parfaitement mesurés par des indicateurs macroéconomiques observables. Dans ce cas, le fait d'affirmer à tort qu'une mesure donnée correspond à un concept théorique particulier pourrait conduire à des estimations biaisées de l'effet de la politique monétaire. Une estimation adéquate nécessiterait de reconnaître la présence de telles erreurs d'observation et, une fois qu'elle serait reconnue, un ensemble important d'indicateurs macroéconomiques pourrait fournir des informations utiles sur l'état réel de l'économie. C'est pourquoi Bernanke, Boivin et Elias (2005) ont proposé le cadre FAVAR plus général caractérisé par les équations (3.3) et (3.4).

Tout en conservant la splendeur du modèle VAR, le cadre général du modèle FAVAR permet d'assouplir les hypothèses selon lesquelles les concepts théoriques pertinents sont connus et parfaitement observés par les économètres. Il considère plutôt les variables observables comme des indicateurs bruyants de l'état réel mais non observable de l'économie. Le même schéma d'identification (généralement récursif) utilisé dans le cadre VAR standard peut être implémenté dans FAVAR. De plus, en élargissant la taille de ces indicateurs, on peut exploiter l'univers d'informations utiles et illustrer l'effet dynamique de la politique monétaire sur l'un ou l'autre de ces indicateurs.

3.2.4. Revue empirique de littérature

Un changement dans la transmission de la politique monétaire signifie que certains des paramètres du système (3.3) - (3.4) ont changé au fil du temps, ce qui pourrait se manifester, dans une perspective de forme réduite, par un changement dans la corrélation de l'instrument de politique monétaire et de la variable d'intérêt. Pour évaluer l'existence et l'importance des changements dans ce mécanisme de transmission, les études existantes ont utilisé l'une des trois stratégies suivantes :

- Estimer un modèle empirique sur différents sous-échantillons ;
- Estimer un modèle empirique traitant (certains sous-ensembles) des paramètres comme des processus latents variant dans le temps (généralement supposés évoluer selon la marche aléatoire) ;
- Estimer une version à changement de régime d'un modèle empirique où (certains sous-ensembles) des paramètres peuvent changer stochastiquement entre différentes valeurs dépendant du régime.

Boivin et Giannoni (2002) et Boivin et Giannoni (2006b) ont estimé un modèle VAR sur deux échantillons correspondant aux périodes précédant et suivant Volcker (avant et après 1979 :4) et ont identifié le choc de politique monétaire à l'aide d'un schéma d'identification récursif. Ils constatent que les modifications exogènes de la politique monétaire ont eu un effet moindre dans la période postérieure à l'arrêt Volcker. Par exemple, ils signalent que la réaction de la production après 1979 :4 est environ un quart de celle de la période précédente. Primiceri (2005), Galí et Gambetti (2009) et Canova et Gambetti (2009) ont utilisé des modèles VAR variables dans le temps avec des coefficients de marche aléatoire pour permettre une évolution beaucoup plus riche de la transmission de la politique monétaire. Galí et Gambetti (2009) ont également constaté que l'effet des chocs de demande sur l'activité réelle et l'inflation a diminué avec le temps, bien qu'ils ne distinguent pas l'effet des chocs de politique monétaire en soi. En revanche, Primiceri (2005), s'appuyant sur un VAR identifié de façon récursive, a signalé peu de changements dans la

transmission de la politique monétaire au cours des cinquante dernières années. Canova et Gambetti (2009) parviennent à une conclusion similaire en utilisant une stratégie similaire, sauf que les chocs de politique monétaire sont identifiés par des restrictions de signes. Toutefois, ils constatent également qu'au cours de la dernière décennie, l'activité réelle est devenue plus sensible aux chocs de politique monétaire.

Une analyse attentive de la relation entre la stratégie adoptée et les résultats obtenus fournit quelques indices qui sont utiles pour résoudre ce problème. Par exemple, les résultats de Canova et Gambetti (2009) selon lesquels l'activité économique réelle est devenue plus sensible aux chocs de la politique monétaire après 1990 contrastent fortement avec ceux de Boivin et Giannoni (2002) et Boivin et Giannoni (2006b), qui ont constaté le contraire après 1980. Cela pourrait s'expliquer en partie par le fait que l'évolution de la transmission de la politique monétaire est plus complexe que ce que permet de saisir la stratégie d'estimation de l'échantillon fractionné, avec une seule date de rupture, comme le supposent Boivin et Giannoni (2002) et Boivin et Giannoni (2006b), et que la façon dont le choc de politique monétaire est identifié joue également un rôle. Par exemple, Canova et Gambetti (2009) ont constaté que le principal changement dans l'effet de la politique monétaire se situe au niveau de l'impact, mais que cet effet est limité à zéro selon le schéma d'identification de Boivin et Giannoni (2002) et Boivin et Giannoni (2006b). Il est important de noter, cependant, que Canova et Gambetti (2009) ont laissé la réponse d'impact de l'activité réelle au prix d'une identification partielle seulement. En d'autres termes, étant donné que les restrictions de signes qu'ils ont utilisées n'ont produit qu'une identification d'ensemble, les fonctions de réponse impulsionnelle qu'ils ont signalées ne sont généralement pas liées à un choc purement politique, mais à une combinaison de chocs structurels qui incluent le choc politique. Enfin, ces études utilisent des modèles empiriques basés sur une multitude de variables macroéconomiques. Les informations omises peuvent, en principe, expliquer pourquoi les conclusions ne sont pas robustes à la façon dont la variation temporelle est modélisée ou dont le choc politique est identifié.

Cependant, nous voudrions souligner quelques études qui aident à éclairer ces questions. Il s'agit principalement des études de Gali, Lopez-Salido et Valles (2003) et Galí et

Gambetti (2009). Cette dernière étude utilise une approche VAR structurelle et constate que les effets des chocs de la « demande » sur l'activité dans la période postérieure à 1980 sont moins importants, comme l'ont constaté Boivin et Giannoni (2002) et Boivin et Giannoni (2006b) pour les chocs de politique monétaire. Les deux études ont également mis en évidence un effet plus important des innovations en matière de productivité. Boivin, Kiley et Mishkin (2010) trouvent des résultats très similaires dans l'approche structurelle du modèle DSGE, et leurs conclusions sont entièrement motivées par les changements de comportement de la politique monétaire et l'effet de ces changements sur la transmission des chocs à l'activité économique.

3.3. Politique monétaire au Maroc : état des lieux

Depuis la création de Bank Al-Maghrib en 1959,³² la conduite de la politique monétaire au Maroc a connu plusieurs changements pour répondre à l'évolution de l'économie nationale en général et du système financier en particulier. Avec le lancement du processus d'ouverture et de libéralisation économique dans les années 1980, les autorités monétaires ont progressivement abandonné l'intervention directe sur le marché. Ainsi, Bank Al-Maghrib a commencé à intervenir sur le marché monétaire pour réguler la liquidité et elle a entrepris des réformes pour dynamiser ce marché et diversifier les sources de financement des entreprises.

La conduite de la politique monétaire a connu un changement significatif au Maroc après l'entrée en vigueur en 2006 d'un nouveau Statut de Bank Al-Maghrib qui lui attribue la mission primordiale de préserver la stabilité des prix. En effet, BAM a adopté un nouveau cadre d'analyse similaire à celui des banques centrales ayant un cadre de ciblage de l'inflation (Voir le tableau 3.3).

Actuellement, Bank Al-Maghrib conduit sa politique monétaire dans un contexte de forte synchronisation du cycle économique national avec celui de la zone euro, le principal partenaire commercial du Maroc. Toutefois, la politique monétaire dispose d'une certaine

32. Elle a été créée par Dahir n° 1-59-233 du 23 hija 1378 (30 juin 1959), publié au bulletin officiel n° 2436 du 3 juillet 1959.

Tableau 3.3 : Missions des Banques centrales dans la zone Euro, le Royaume-Uni, les États-Unis et le Maroc

Banque centrale européenne	Banque d'Angleterre	Réserve fédérale	Bank Al- Maghrib
Objectifs			
- Stabilité des prix - Sans préjudice de la stabilité des prix, soutenir les politiques économiques générales de la Communauté	- Stabilité des prix - Sous réserve de la stabilité des prix, soutenir la politique économique du gouvernement, y compris ses objectifs de croissance et d'emploi	- Prix stables - Emploi maximum - Taux d'intérêt à long terme modérés	- Stabilité des prix, - Sans préjudice de l'objectif de la stabilité des prix, la BAM contribue à la réalisation des objectifs économiques et sociaux arrêtés par le gouvernement.
Objectif principal			
- Maintien de la stabilité des prix	- Maintien de la stabilité des prix	- Pas de priorité	- Maintien de la stabilité des prix
Spécification de l'objectif de stabilité des prix			
- Quantifié par la Banque centrale européenne	- Quantifié par le Trésor	- Spécification quantitative fournie par la Fed	- Quantifié par le conseil de BAM.

- **Source :** Tableau élaboré par nos soins.

autonomie compte tenu de la substituabilité imparfaite entre les marchés des capitaux nationaux et étrangers. Ainsi, le compte de capital est entièrement ouvert aux non-résidents mais partiellement aux résidents.

3.3.1. Cadre stratégique de la politique monétaire

En vue d'atteindre son objectif de la stabilité monétaire et implicitement la stabilité des prix, Bank Al-Maghrib, avant l'entrée en vigueur de son Statut de 2006, a ciblé la croissance monétaire sur la base de ses prévisions de prix et de la croissance économique. Cette approche a montré ses limites, principalement en raison des innovations financières qui provoquent une instabilité de la demande de monnaie. Compte tenu de la nature du régime de change, l'augmentation massive des réserves de change au début des années 2000 a réduit l'efficacité de la politique monétaire au Maroc, ce qui a conduit Bank Al-Maghrib à modifier son cadre de politique.

La loi n° 76-03 portant statut de Bank Al-Maghrib, en vigueur depuis février 2006, confère à Bank Al-Maghrib une indépendance qui se reflète notamment dans la composition de son conseil d'administration par des personnalités indépendantes reconnues pour

leur expertise en matière d'analyse économique et de finance.³³ En outre, cette indépendance se traduit également par la limitation du recours aux financements de la BAM par le Trésor.

Dans cette perspective, Bank Al-Maghrib a mis en place un nouveau cadre stratégique pour la politique monétaire dans la mesure où les décisions du conseil d'administration sont désormais fondées sur l'évaluation des pressions inflationnistes. Ces pressions sont mesurées en fonction de leur source (interne ou externe) et de leur nature (secteur réel ou monétaire) dans une approche prospective basée sur une analyse multicritère intégrant de nombreux indicateurs.

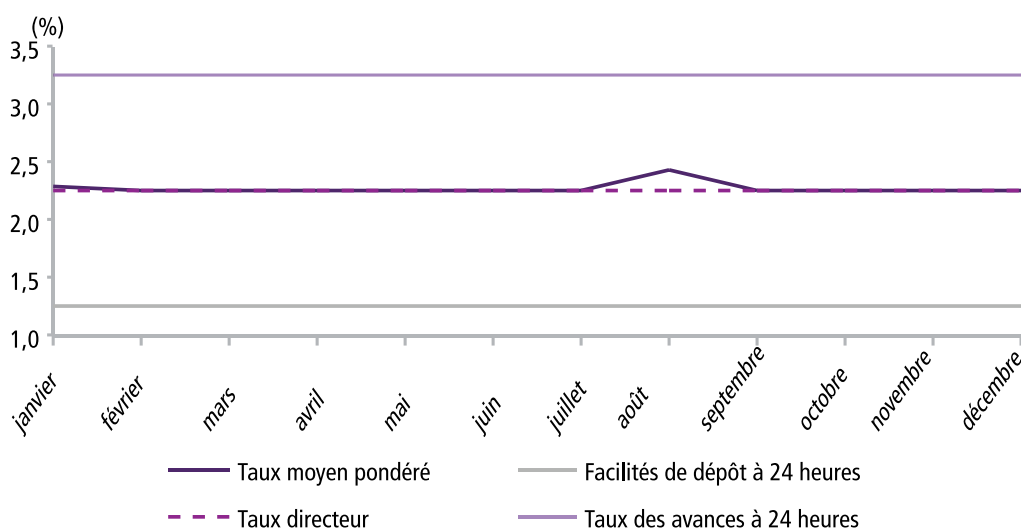
Pour maintenir l'inflation sur une trajectoire compatible avec l'objectif de stabilité des prix, la BAM dispose de deux instruments principaux, à savoir le taux directeur sur ses avances et les réserves obligatoires qui régulent la liquidité des banques en obligeant celles-ci à conserver sur leurs dépôts à vue auprès de Bank Al-Maghrib une partie de leur passif.

Pour assurer la transmission de ses décisions à l'économie réelle, Bank Al-Maghrib a pour objectif opérationnel le taux moyen pondéré interbancaire qui constitue une référence pour les autres marchés. Elle maintient ce taux proche du taux directeur grâce à des injections hebdomadaires répondant aux besoins de liquidités du système bancaire. À titre d'illustration, la figure (3.1) présente l'évolution du taux moyen pondéré sur le marché interbancaire en 2019.

Cette transmission est facilitée par la crédibilité que la BAM cherche à renforcer en permanence en assurant la transparence de son processus décisionnel. Après chaque réunion trimestrielle de son conseil d'administration, elle publie un communiqué de presse annonçant la décision de politique monétaire et ses fondements, organise une conférence de presse de son gouverneur et publie le rapport sur la politique monétaire.

Dans le même contexte, Bank Al-Maghrib entretient un dialogue constant avec le système bancaire par le biais de réunions trimestrielles pour expliquer les décisions de politique monétaire, ainsi que de réunions semestrielles entre le gouverneur et les PDG des

33. Voir l'organigramme de Bank Al-Maghrib dans l'annexe (1)



Source : Bank Al-Maghrib

Figure 3.1 : Évolution du taux moyen pondéré sur le marché interbancaire en 2019 (en %)

banques. Elle mène également une politique de proximité avec les entreprises en organisant des réunions pour communiquer sur les différentes mesures prises dans leur intérêt et assurer une meilleure prise en compte de leurs besoins. Les très petites, petites et moyennes entreprises (TPE/PME) font l'objet également d'une attention particulière de la part de la BAM. En effet, plusieurs mesures ont été prises à cet égard notamment la création d'un mécanisme de financement visant à encourager les banques à financer davantage ces entreprises.

3.3.2. Indépendance de la politique monétaire

Dès la création de Bank Al-Maghrib, le Maroc a combiné un taux de change fixe et un contrôle des capitaux pour conserver une certaine indépendance en matière de la politique monétaire. En effet, Bank Al-Maghrib a fixé le dirham par rapport à un panier de l'euro (EUR) et du dollar américain (USD) et limite les transactions sur le compte de capital afin de garder le contrôle des taux d'intérêt intérieurs à court terme et des autres instruments de la politique monétaire tels que les réserves obligatoires.³⁴

³⁴. En d'autres termes, le taux de change constitue un point d'ancrage nominal qui détermine le niveau global des prix et la croissance des salaires.

La combinaison de politiques susmentionnée reflète le constat empirique selon lequel aucun pays ne peut atteindre simultanément un taux de change fixe, une libre mobilité des capitaux et une politique monétaire indépendante consacrée à des objectifs intérieurs.³⁵ Cette trinité, dite impossible, fait valoir que pour garder le contrôle des taux d'intérêt à court terme, les autorités monétaires ont deux options. Premièrement, elles peuvent faire flotter le taux de change et identifier un autre point d'ancrage nominal tel qu'un objectif d'inflation.³⁶ L'arbitrage basé sur les flux de capitaux garantira que la dépréciation ou l'appréciation de la monnaie d'un pays par rapport à une autre reflètera le différentiel de taux d'intérêt nominal entre ces pays. Deuxièmement, les autorités monétaires peuvent continuer à ancrer le taux de change et suspendre la condition de parité des taux d'intérêt non couverte en limitant le flux de capitaux entrant et sortant du pays. Si les contrôles des capitaux sont suffisamment restrictifs, un écart entre les taux intérieurs et mondiaux peut persister sans que cela n'exerce de pression sur l'ancrage et les réserves internationales du pays.

La politique monétaire choisie par le Maroc a reflété la préférence des autorités monétaires en faveur d'un système économique relativement et étroitement contrôlé pour les flux de capitaux. Ce choix a clairement eu ses avantages et ses inconvénients. D'une part, l'approche a contribué à la stabilité macroéconomique globale. En effet, le Maroc a été largement isolé du cycle financier mondial, évitant les bulles financières, l'accumulation ou la non durabilité de la dette privée en devises étrangères et d'autres problèmes souvent observés dans les pays de marchés émergents avec des flux de capitaux non restreints.³⁷

35. Cf. Obstfeld, Shambaugh et Taylor (2005) et Rey (2014).

36. La plupart des pays avancés et émergents de ce groupe utilisent des objectifs d'inflation explicites comme points d'ancrage nominaux, tandis que la plupart des pays à faible revenu s'appuient sur une certaine forme de ciblage monétaire.

37. Reinhart et Reinhart (2008) soutiennent que les poussées d'entrées de capitaux ont été associées à une probabilité plus élevée de crises bancaires, inflationnistes et monétaires et elles ont contribué à l'instabilité économique et financière. Kaminsky, Reinhart et Vegh (2004) montrent que les entrées de capitaux sont une des principales raisons de la procyclicité des politiques macroéconomiques. D'une part, Rey (2014) soutient qu'un outil de gestion active des comptes de capitaux est nécessaire pour prévenir de tels résultats. Elle affirme que les politiques monétaires indépendantes sont possibles si et seulement si le compte de capital est contrôlé, étant donné que les flux de capitaux vers et depuis les marchés émergents sont principalement déterminés par des facteurs mondiaux. D'autre part, Klein et Shambaugh (2015) affirment qu'un pays ayant un compte de capital ouvert peut encore acquérir une autonomie monétaire considérable en laissant son taux de change flotter.

D'autre part, le régime actuel a limité la capacité du gouvernement à relever le défi de la compétitivité et à absorber les chocs externes. Les liens entre les instruments monétaires et les objectifs macroéconomiques ultimes ont été relativement faibles par rapport aux économies plus ouvertes. De même, les marchés financiers, bien qu'en expansion ces dernières années, sont restés faibles.

Le rôle stabilisateur de la politique monétaire au Maroc a été moins prononcé que dans les pays ayant un taux de change flottant et un compte de capital ouvert. Les politiques intérieures ont plutôt été axées sur la réalisation du double objectif extérieur de stabilité du taux de change et de réserves internationales durables. Bank Al-Maghrib a plutôt eu recours à des instruments de politique monétaire autres que les taux d'intérêt tels que les réserves obligatoires.

Le rattachement du dirham a limité l'éventail des options politiques dont disposaient les autorités pour répondre aux chocs réels. Les chocs des termes de l'échange et des taux d'intérêt réels entraînent des modifications du taux de change réel d'équilibre. Toutefois, dans le cadre d'un régime d'ancrage monétaire, l'ajustement du taux de change réel se fera par des modifications des prix nominaux intérieurs et des salaires intérieurs, associées à des contractions plus profondes et plus longues (Edwards et Levy Yeyati, 2005).³⁸ C'est ce que montre bien la période qui a suivi la crise financière mondiale. Les modifications du taux de change réel d'équilibre au Maroc ont nécessité une dépréciation d'environ 10 %. Cet ajustement s'est fait par le biais du processus de dévaluation interne : une croissance des prix et des salaires inférieure au taux des partenaires commerciaux du Maroc et une croissance du PIB réel inférieure à la moyenne.

Le mécanisme de transmission de la politique monétaire tend à être moins efficace dans le cas d'un contrôle des flux de capitaux et un régime de taux de change fixe que dans celui d'un régime de taux de change flexible et de libre circulation des capitaux. Les

38. Les recommandations politiques diffèrent souvent entre les régimes de changes fixes et flottants. Considérons une situation dans laquelle l'écart de production intérieur prévu devient négatif pendant la crise financière mondiale. Dans un régime de flottement, les autorités monétaires devront rapidement assouplir leur politique monétaire, ce qui favorisera la dépréciation nominale (et réelle) de la monnaie. Dans le cadre d'un ancrage, les autorités monétaires peuvent choisir de resserrer les conditions monétaires pour protéger l'ancrage. L'inflation diminue encore, ce qui déprécie le taux de change réel et améliore la compétitivité des prix.

interventions sur les marchés des changes laissent moins de place au fonctionnement du canal classique des taux d'intérêt et du canal des actifs, tandis que la partie nominale du canal des taux de change est entièrement fermée. En ce qui concerne le canal des actifs, les contrôles des capitaux sont susceptibles de ralentir le développement de marchés fonctionnant bien pour les titres à revenu fixe, les actions et l'immobilier. En outre, l'efficacité et la fiabilité du canal des prêts bancaires peuvent être limitées par la structure oligopolistique du secteur bancaire en raison des obstacles à l'entrée sur le marché national des capitaux.³⁹

3.3.3. Mise en œuvre de la politique monétaire

Depuis la fixation du taux interbancaire comme objectif opérationnel, Bank Al-Maghrib a mis en place des dispositifs spécifiques pour faire des projections sur les principaux facteurs autonomes de liquidité et comprendre leur impact sur la position structurelle de la liquidité des banques. BAM est ainsi parvenue à contrôler progressivement l'évolution de sa cible opérationnelle et à réduire significativement sa volatilité.

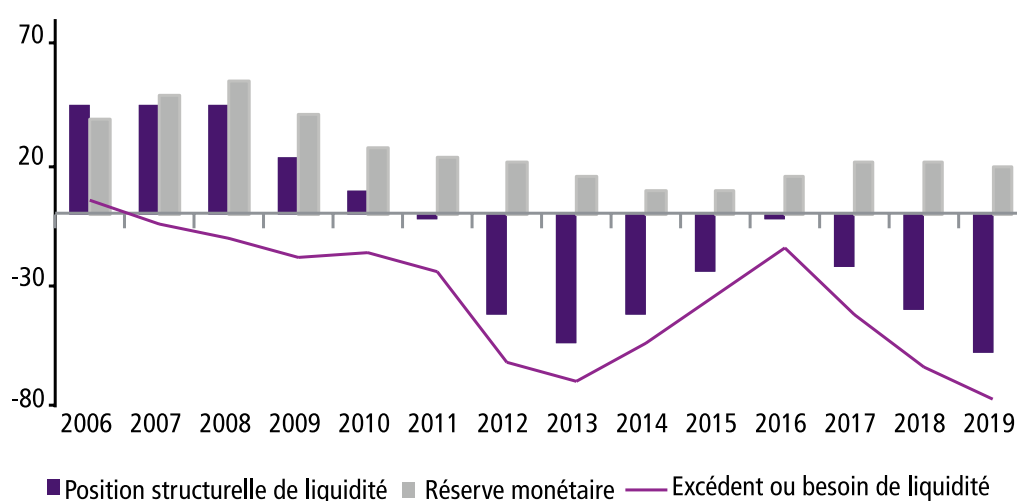
En effet, BAM intervient sur le marché monétaire par le biais de plusieurs instruments :

- Opérations principales de refinancement : avances à sept jours et retraits de liquidités.
- Opérations de réglage fin : avances et retraits de liquidité d'une durée inférieure à sept jours.
- Facilités permanentes à l'initiative des banques : avances et retraits de liquidité au jour le jour.
- Opérations à long terme : swaps de change, avances et retraits de liquidités pour une période supérieure à sept jours.
- Opérations structurelles : émission de titres de créance, achat/vente de titres sur le marché secondaire et réserves obligatoires.

39. Cf. Benazzi, S. & Rouiessi, I. (2017). Analyse de la concurrence bancaire au Maroc : Approche de Panzar et Rosse (Document de travail Numéro 2017-1). Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche

En fonction de la position structurelle de liquidité des banques, Bank Al-Maghrib ajuste constamment ses interventions sur le marché monétaire qui sont généralement effectuées par le biais de ses opérations principales, à savoir les avances de sept jours et les retraits de liquidité.

Après une période d'excès de liquidités où la BAM est intervenue sur le marché monétaire par des retraits de liquidités, la position structurelle de liquidité des banques⁴⁰ est entrée dans une phase de pénurie à partir de 2007 (figure 3.2).



Source : Bank Al-Maghrib

Figure 3.2 : Position structurelle de liquidité et montant de la réserve monétaire (moyennes des fins de semaine, en milliards de dirhams)

En réponse à l'ampleur des besoins de liquidités et à leur caractère durable, la BAM a dû augmenter le volume de ses injections de 24 milliards de dirhams en 2011 à 69,6 milliards de dirhams en 2013. En 2014, la réduction du déficit de liquidité des banques ainsi que l'amélioration des réserves de change ont conduit à une réduction du volume des interventions de la BAM à 54,7 milliards de dirhams, une amélioration qui s'est poursuivie progressivement en 2015. De même, Bank Al-Maghrib a relevé le volume de ses interventions, le portant de 42,8 milliards en moyenne en 2017 à 77,6 milliards en 2019.

Outre la poursuite de l'ajustement de ses interventions sur le marché monétaire et dans un contexte économique difficile, en lien avec les effets de la crise internationale

⁴⁰. La position structurelle de liquidité des banques est la somme des réserves de change de la Banque, de la position nette du Trésor et des autres facteurs nets, diminuée de la circulation fiduciaire.

sur l'économie marocaine, Bank Al-Maghrib a introduit plusieurs changements dans sa politique monétaire. En effet, la BAM a réduit à plusieurs reprises son taux directeur et le taux de réserves obligatoires. Par ailleurs, elle a initié une série de mesures visant à alléger la pression sur la liquidité des banques et à améliorer l'offre de crédit notamment pour les très petites, petites et moyennes entreprises (TPME).

Depuis décembre 2013, la BAM a utilisé des outils non conventionnels pour soutenir davantage le financement des PME. En effet, Bank Al-Maghrib a mis en place un programme permettant aux banques de bénéficier d'avances d'un an, égales au montant des prêts qu'elles entendent accorder aux TPME. Les banques peuvent également obtenir un refinancement supplémentaire égal au volume des prêts accordés aux TPME industrielles ou à vocation exportatrice.

Par ailleurs, la BAM a adapté sa méthode d'intervention sur le marché monétaire en adoptant une nouvelle règle pour la distribution des avances à sept jours, dans le but de favoriser les banques qui sont plus dynamiques sur le marché du crédit et qui contribuent davantage à la transmission des décisions de politique monétaire.

La transmission des décisions de politique monétaire au Maroc se fait dans un contexte marqué par la prépondérance des prêts à taux fixe et un faible niveau de désintermédiation, avec un marché obligataire dominé par les grandes entreprises. Malgré ces contraintes, l'orientation accommodante de la politique monétaire au cours des dernières années a eu des résultats globalement positifs, puisque les taux d'intérêt débiteurs sont passés de 6,38 % en 2011 à 2,28% en 2019. Depuis les deux baisses du taux directeur fin 2014 (de 3% à 2,75% et de 2,75% à 2,50%) le taux moyen pondéré global a diminué de 54 points de base. Cependant, malgré la baisse du taux directeur de 2,50% à 2,25% en 2016,⁴¹ le taux moyen pondéré sur le marché interbancaire, cible opérationnelle de la politique monétaire, est resté proche du taux directeur à 2,28% en 2019.

41. Voir l'annexe (2) pour les décisions de politique monétaire au Maroc depuis 2010.

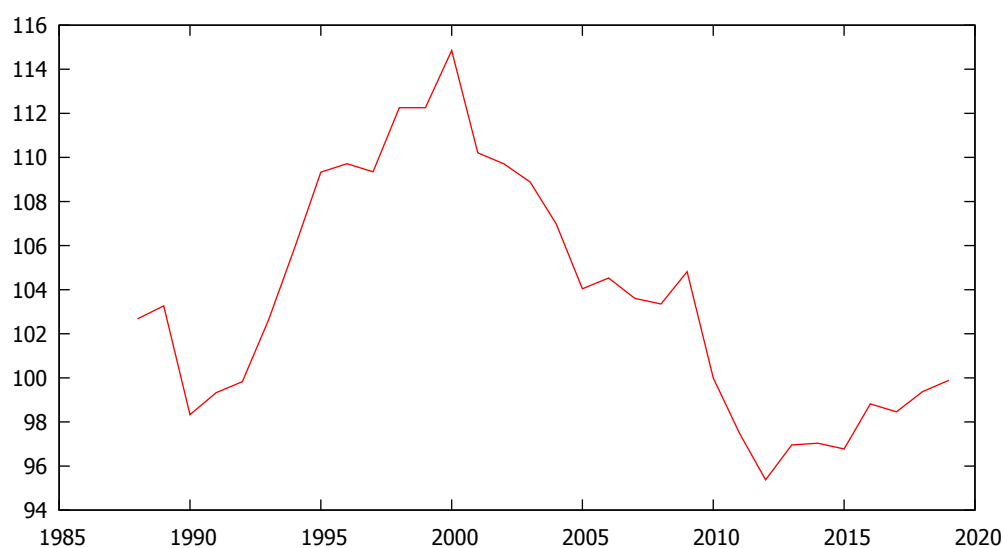
3.3.4. Contrôles des capitaux et régime de change

Le Maroc a commencé à assouplir son système global de contrôle des échanges extérieurs dans les années 1980. La plupart des barrières liées aux importations et aux exportations de biens et services ont été supprimées. En 2007, les transferts de capitaux à l'étranger ont été assouplis pour les résidents et les transferts de capitaux et de revenus connexes des non-résidents ont été libéralisés. Toutefois, les prêts libellés en devises étrangères doivent être autorisés par l'Office des Changes. En résumé, bien que les restrictions liées aux investissements étrangers ont été considérablement assouplies, les restrictions à la sortie restent contraignantes, comme le montre l'indice d'ouverture financière Chinn-Ito qui classe le Maroc au 112^{ème} rang sur 182 pays.⁴² Les restrictions existantes ont affecté la perception des investisseurs sur le Maroc, mais leur impact sur l'investissement global et la croissance potentielle est difficile à quantifier.

En ce qui concerne le régime de change, le dirham marocain a été rattaché au franc français depuis l'indépendance en 1956 jusqu'à l'effondrement du système de Bretton-Woods en 1973. Il a ensuite été rattaché à un panier de huit devises. Après une période de forte inflation dans les années 1970 et d'appréciation du dirham en termes réels, la monnaie a été dévaluée à plusieurs reprises au cours des années 1980 et au début des années 1990. Au début des années 2000, le panier a été réduit à l'euro et au dollar américain avec des pondérations respectives de 80 % et 20 %. En 2015, ces pondérations ont été modifiées respectivement à 60 % (EUR) et 40 % (USD). À partir du 15 janvier 2018, le Maroc a annoncé la transition vers un système de taux de change plus flexible, avec des marges de fluctuation de $\pm 2,5\%$ autour du cours central déterminé par BAM sur la base d'un panier de devises composé de 60% d'euros et 40% de dollars. En effet, cette décision est un premier pas vers la fin du régime de taux de change fixe instauré depuis l'indépendance du Maroc. De même, en 9 mars 2020, le Maroc passe à la deuxième phase de flexibilité du dirham en augmentant la marge de fluctuation du MAD de $\pm 2,5\%$ à $\pm 5\%$ par rapport au taux central fixé par Bank Al-Maghrib sur la base du même panier de devises. La figure

42. http://web.pdx.edu/~ito/Chinn-Ito_website.htm (*Consulté le : 13/11/2020*).

(3.3) présente l'évolution de l'indice du taux de change réel effectif du dirham (base 100 en 2010) au Maroc.

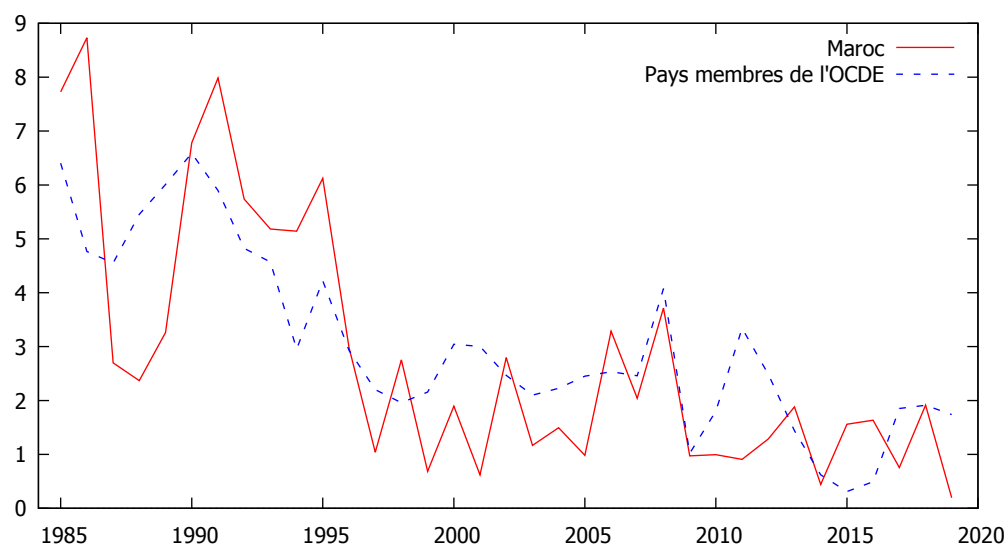


Source : L'auteur, d'après les données de FMI

Figure 3.3 : Évolution de l'indice du taux de change réel effectif au Maroc (base 100 en 2010)

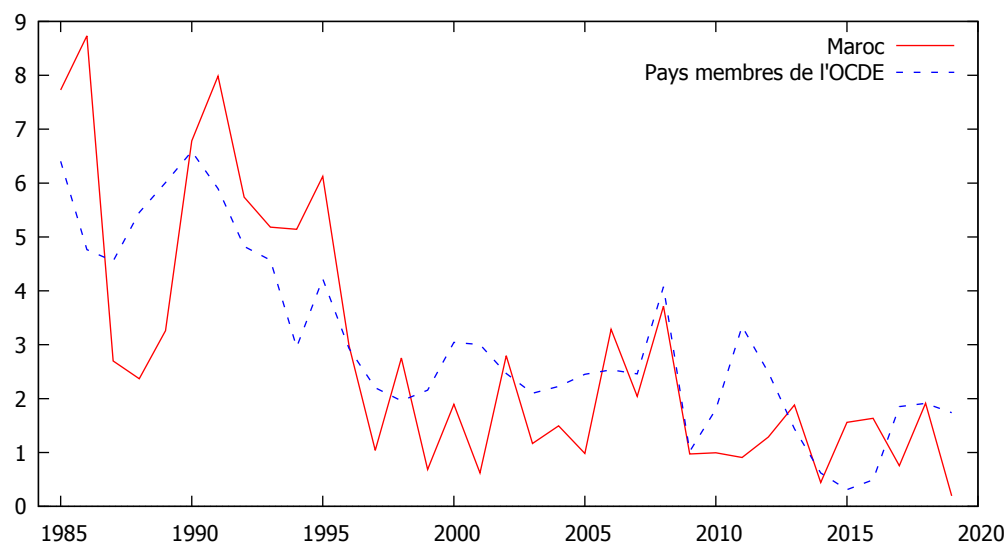
L'ancrage au panier euro-dollar a fourni un ancrage nominal crédible aux anticipations d'inflation, assurant une stabilité de l'inflation comparable à celle des pays industriels (figure 3.4). Toutefois, la croissance économique est restée faible et volatile par rapport à ses partenaires, notamment en raison d'un taux de change réel surévalué à la suite des crises financières mondiales (3.5). Ce déséquilibre a été résolu par la dévaluation interne de la monnaie et la baisse substantielle des prix mondiaux des matières premières.

Depuis 2006, l'objectif opérationnel de BAM est le taux moyen pondéré interbancaire, qui est géré à l'aide de deux outils : l'ajustement du taux directeur et la modification du taux de réserves obligatoires du secteur bancaire. Le taux interbancaire a été fixé dans une optique générale de stabilité des prix, en l'absence d'objectif explicite en matière d'inflation et de soutien de la croissance économique. Le compte de capital, partiellement fermé, a soutenu les efforts de la BAM pour maintenir le taux interbancaire au niveau souhaité.



Source : L'auteur, d'après les données de FMI

Figure 3.4 : Inflation au Maroc et aux pays membres de l'OCDE



Source : L'auteur, d'après les données de le Banque mondiale et de l'OCDE

Figure 3.5 : Croissance du PIB (en % annuel) du Maroc et des pays membres de l'OCDE

3.4. Effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique : approche FAVAR

Les canaux de transmission de la politique monétaire permettent de déterminer la manière dont les décisions de politique monétaire, en agissant sur le taux d'intérêt et/ou la quantité de monnaie en circulation, affectent des variables réelles telle que la croissance économique. On trouve généralement dans la littérature théorique cinq canaux de transmission de la politique monétaire, à savoir le canal du taux de change, le canal du taux d'intérêt, le canal du crédit bancaire, le canal des anticipations et le canal du prix des actifs. La recherche empirique menée parallèlement au développement de la littérature théorique sur les canaux de transmission de la politique monétaire est certainement l'aspect le plus intéressant de ces travaux de recherche. À travers les travaux empiriques, il est possible de répondre aux questions relatives à l'amplitude et aux délais de transmission des décisions prises par les autorités monétaires aux principaux variables macroéconomiques ainsi qu'au sens et au degré de la réaction de ces variables. De plus, un examen de cette littérature montre que les modèles économétriques structurels sont largement utilisés dans les études consacrées aux économies développées qui ont de profondes connaissances du cycle économique et de son interaction avec la sphère financière. De plus, un examen de cette littérature montre que les modèles structurels sont largement utilisés dans les études consacrées aux économies développées. Ces dernières ont notamment de profondes connaissances sur le cycle économique et son interaction avec la sphère financière, ainsi que sur les rigidités nominales et réelles qui les caractérisent.⁴³ Malgré quelques travaux empiriques sur les économies des pays en voie de développement, généralement basés sur l'approche VAR, le fonctionnement des mécanismes de transmission de la politique monétaire reste relativement peu connu dans la plupart de ces économies.

Dans le cadre de travaux consacrés aux pays de la région MENA, on peut citer celui de Neaime (2011) qui a analysé les mécanismes de transmission de la politique monétaire dans

43. Cf. Boivin, Kiley et Mishkin (2010).

six pays (Maroc, Tunisie, Egypte, Jordanie, Liban et Turquie) à l'aide d'un modèle VAR intégrant quatre variables : le taux d'intérêt, le taux de croissance, le taux d'inflation et le taux de change. Les résultats de cette étude ont révélé que les canaux du taux d'intérêt et du taux de change sont particulièrement efficaces, même si le Maroc adopte un régime de taux de change fixe. De même, Boughrara (2009) a examiné et comparé les canaux de transmission de la politique monétaire au Maroc et en Tunisie sur la base d'un modèle similaire. Les variables utilisées ont été subdivisées en trois catégories : les variables de politique monétaire (taux du marché interbancaire), les variables de transmission (taux de change effectif réel, prêts bancaires et indice boursier) et les variables qui représentent les objectifs de la politique monétaire (inflation et PIB). La principale conclusion de cette étude, dans les deux pays, est l'inefficacité des canaux du taux de change et du prix des actifs par rapport au canal du crédit qui semble être le plus efficace. Bennouna, Lahlou et Mossadak (2016) propose une étude empirique basée sur l'estimation de deux modèles SVAR et modèle nouveaux keynésiens (NKM) pour évaluer l'impact et la persistance des chocs monétaires sur les principales variables macroéconomiques marocaines (inflation, PIB, crédit et indice boursier MASI). Dans cette étude empirique, l'analyse des chocs de la politique monétaire montre que les décisions de politique monétaire influencent l'évolution des principaux agrégats macroéconomiques. En effet, une hausse du taux interbancaire impacte négativement la croissance économique, l'inflation, les crédits et les prix des actifs financiers. Dans la même perspective, Daoui et Ait Oudra (2015) ont analysé la transmission des chocs de la politique monétaire au Maroc (choc du taux d'intérêt du marché monétaire et d'offre de monnaie) moyennant d'un modèle FAVAR. En effet, les modèles FAVAR tentent d'apporter une solution aux principaux problèmes relatifs aux modèles VAR et offre plus de flexibilité pour modéliser la dynamique de l'économie. La modélisation FAVAR répond aux principaux défis liés aux modèles VAR et offrent plus de flexibilité pour modéliser la dynamique de l'économie marocaine, notamment grâce à l'utilisation d'une riche base de données (78 séries trimestrielle allant de 1986 : 1 à 2013 : 4). Les principales conclusions de cette étude est que les deux types des chocs de politique monétaire provoquent essentiellement une diminution progressive du taux de croissance

économique, une augmentation d'inflation et une dépréciation du taux de change.⁴⁴

3.4.1. Cadre économétrique du modèle FAVAR

Bernanke, Boivin et Eliaz (2005), entre autres, reconnaissent des forces certaines aux modèles VAR sous leur forme classique. Ils précisent que les modèles VAR permettent d'obtenir des réponses empiriques des variables économiques à un choc de la politique monétaire cohérentes devant la relative simplicité du modèle, ce qui fait sa principale force.⁴⁵ Toutefois, Bernanke, Boivin et Eliaz (2005) précisent également certaines limites associées à l'utilisation des modèles VAR pour analyser les chocs de la politique monétaire. Une première lacune réside dans le désaccord quant à la stratégie la plus appropriée pour identifier les chocs. Une seconde limite apparaît devant le nombre réduit de variables utilisées pour conserver un nombre de degrés de liberté suffisant à l'estimation du modèle. De même, le nombre limité de variables utilisées dans le modèle VAR est loin de couvrir les centaines de variables suivies par les économistes et ce fait peut conduire à deux difficultés. Premièrement, les réponses des variables aux chocs peuvent être biaisées en raison de l'absence d'un grand nombre de variables contenant une information utilisée dans la prise de décision. Deuxièmement, une conséquence inéluctable des modèles VAR réside dans le fait que le nombre de réponses observables est contraint par le nombre réduit de variables du modèle. Or nous pourrions être intéressés par les réponses de variables non incluses dans le modèle pour des raisons de degré de liberté. En réponse aux insuffisances des modèles VAR, Bernanke, Boivin et Eliaz (2005) proposent de nouveaux modèles économétriques riches en information. Ces derniers allouent des Vecteurs Autorégressifs Augmentés de Facteurs (FAVAR) basés sur les modèles à facteurs dynamiques (DFM) ou indices de diffusion utilisés par Stock et Watson (2005).

Bernanke, Boivin et Eliaz (2005) mentionnent que les facteurs nous permettront de modéliser certains concepts difficilement identifiables à l'aide d'une ou deux variables.

44. Pour une étude plus récente, voir Daoui et Benyacoub (2021).

45. Bernanke, B. S., Boivin, J. & Eliaz, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy : A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387-422.

En effet, nous allons considérer un nombre M de variables observables contenues dans le vecteur Y_t et K « facteurs » contenus dans le vecteur f_t , la dynamique de l'économie est modélisée par le modèle vectoriel augmenté de facteurs (FAVAR) suivant :

$$\begin{bmatrix} f_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \gamma(L) \begin{bmatrix} f_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + \nu_t \quad : \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.5)$$

$\gamma(L)$ est une matrice polynômiale incluant P retards et ν_t est un vecteur de $[(K + M) \times 1]$ contenant les innovations statistiques de moyenne nulle. Les facteurs f_t , représentant des concepts économiques agrégés, sont par définition non-observables. Toutefois, nous pouvons considérer un panel de N séries économiques observables et informatrices comprises dans le vecteur X_t où $N \gg K$ et $N \gg M$ telles que :

$$X_t = \lambda_f(L) f_t + \lambda_Y Y_t + e_t \quad : \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.6)$$

$\lambda_f(L)$ est une matrice polynômiale incluant S retards et e_t est un vecteur $[N \times 1]$ contenant les innovations statistiques de moyenne nulle. Les séries observables de X_t , pouvant s'élever à des dizaines ou centaines, partagent une composante commune décrite par les facteurs de f_t et Y_t et une partie idiosyncratique représentée par les résidus e_t . Les facteurs de f_t et Y_t sont considérés comme orthogonaux aux résidus de e_t . Les résidus peuvent être corrélés temporellement et avec les résidus d'autres variables, cette corrélation devant être toutefois limitée.⁴⁶ Le but est d'observer donc les réponses de certaines variables macroéconomiques contenues dans X_t à des chocs structurels associés aux variables de Y_t . Toutefois, afin d'estimer les facteurs, nous devons avant tout transformer la forme dynamique en forme statique.

Tout modèle FAVAR, comme le montre Stock et Watson (2005), a une représentation statique dans laquelle il y a R facteurs statiques contenus dans le vecteur F_t qui représentent les valeurs présentes et passées des K facteurs dynamiques.⁴⁷ Autrement dit, si

^{46.} Sous cette hypothèse, la forme du FAVAR est appelée « approximée » (Cf. Stock et Watson (2005)).

^{47.} Stock, J. H. & Watson, M. W. (2005). Implications of Dynamic Factor Models for VAR Analysis (Working Paper Numéro 11467). National Bureau of Economic Research.

$\lambda_f(L)$ dans l'équation (3.6) possède S retards, alors il y aura $R = K \times (S + 1)$ facteurs statiques tels que $F_t = [f_t f_{t-1} \dots f_{t-s}]$. Ainsi, à partir des équations (3.5) et (3.6), la forme statique du modèle FAVAR est décrite par les deux équations suivantes :

$$X_t = \Lambda_F F_t + \Lambda_Y Y_t + E_t \quad : \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.7)$$

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Gamma(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + V_t \quad : \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.8)$$

F_t est un vecteur de taille $[R \times 1]$ contenant les R facteurs statiques et $\Gamma(L)$ une matrice polynômiale comptant L retards. Les résidus E_t et V_t sont de moyennes nulles.

La dynamique de l'économie et les mécanismes de transmission sont modélisés donc par le modèle FAVAR de l'équation (3.8). Ce modèle FAVAR permet l'utilisation de séries observables contenues dans Y_t . Ces séries sont considérées comme des facteurs observables car elles interviennent directement dans la dynamique de l'économie pour impacter l'ensemble des variables économiques.⁴⁸ Ces séries sont complétées des facteurs non-observables F_t modélisant des concepts économiques plus « diffus ». L'équation (3.7) indique qu'un grand nombre de séries économiques comprises dans X_t sont influencées par ces facteurs, qui représentent la composante commune partagée par les variables de X_t . Cette dernière équation va nous permettre d'estimer les facteurs non-observables.

Bien que les facteurs statiques F_t ne soient pas observables, l'équation (3.8) va nous permettre de les estimer. Deux méthodes d'estimation sont généralement utilisées : la première est basée sur l'estimation par composantes principales (ACP),⁴⁹ la seconde est fondée sur l'estimation par vraisemblance bayésienne. Toutefois, la méthode en deux étapes par composantes principales présente l'avantage non-négligeable d'être non-paramétrique. Bernanke, Boivin et Elias (2005) proposent d'estimer les facteurs inobservables en deux étapes.

La première étape consiste à estimer les facteurs non-observables à partir de l'équa-

^{48.} Bernanke, Boivin et Elias (2005) considèrent le taux d'intérêt à un jour de la Banque centrale américaine (Fed).

^{49.} Quelques détails techniques de la méthodologie de l'analyse en composantes principales (ACP) sont présentées dans l'annexe (3).

tion (3.7). Il s'agit d'estimer C_t ⁵⁰ en calculant les $R + M$ composantes principales de X_t .⁵¹ L'analyse par composantes principales (ACP) cherche à résoudre le problème de minimisation suivant :⁵²

$$\text{Min}_{\Lambda, F} S = (NT)^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (X_{it} - \Lambda_{Ci} C_{it})^2 \quad (3.9)$$

Supposons que $\hat{C}_t$ et $\hat{\Lambda}_C$ soient une solution au problème d'estimation. Cependant, cette solution n'est pas unique parce que l'estimation simultanée des deux paramètres donne une matrice H telle que $\hat{\Lambda}_C \hat{C}_t = \hat{\Lambda}_C H H^{-1} \hat{C}_t$ ce qui impose donc une normalisation. L'ACP implique deux normalisations possibles qui aboutissent au même espace $\Lambda_C C_t$ partagé par les variables X_t , soit $C' C / T = I$ ou $\Lambda' \Lambda / N = I$.⁵³ Sous cette dernière normalisation, l'ACP implique que $\hat{C} = X \hat{\Lambda} / N$ où $\hat{\Lambda}$ est égale à $N^{0.5}$ fois la matrice incluant les vecteurs propres associées aux $R + M$ plus grandes valeurs propres de la matrice $X' X$ de dimensions $[N \times N]$ où X est de dimensions $[T \times N]$.

Une fois les composantes communes estimées, il existe deux stratégies pour identifier les facteurs non-observables F_t qui correspondent à la partie de C_t indépendante des facteurs observables Y_t . La première est celle de Bernanke, Boivin et Elias (2005) qui consiste à imposer certaines relations temporelles entre les facteurs observables Y_t et les séries informatrices X_t . Alors que la seconde stratégie de Boivin, Giannoni et Stevanovic (2010) utilise un processus itératif.

La méthode de Bernanke, Boivin et Elias (2005) consiste à diviser le panel de variables X_t en deux groupes, les variables « rapides » et les variables « lentes », selon leur vitesse de réponse aux chocs. Les facteurs non-observables correspondent à la partie de C_t indépendante de Y_t . Pour identifier F_t , les facteurs « lents » F_t^s sont estimés comme les

50. $C_t = (F_t, Y_t)$ représente la dynamique commune aux variables de X_t .

51. Nous nous référons aux travaux de Bai et Ng (2002) selon lesquels les facteurs peuvent être estimés de manière convergente et asymptotique par composantes principales dans un FAVAR approximé tolérant une certaine hétéroscédasticité temporelle et en coupes transversales des résidus idiosyncratiques, quand N et T sont assez larges et sans restrictions sur la relation entre N et T .

52. Bai, J. & Ng, S. (2002). Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Econometrica*, 70(1), 191-221.

53. La normalisation $\Lambda' \Lambda / N = I$ est souvent choisie.

composantes principales du groupe des variables « lentes », pour procéder ensuite à la régression suivante :

$$C_t = \Lambda_F^s F_t^s + \Lambda_Y^s Y_t + E_t^s \quad : \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.10)$$

Les facteurs F_t correspondent donc à :

$$F_t = C_t - \Lambda_Y^s Y_t \quad : \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.11)$$

La méthode récursive de Boivin, Giannoni et Stevanovic (2010) est plus directe, parce qu'elle consiste à estimer les R facteurs non-observables à partir de X_t . Ainsi, partant d'une première estimation de F_t dénoté $\hat{F}_t^0$ obtenue comme les R premières composantes principales de X_t , on doit :

1. Régresser X_t sur $\hat{F}_t^0$ et Y_t pour obtenir Λ_t^0 ;
2. Calculer $X_t^1 = X_t - \Lambda_t^0 \times Y_t$;
3. Estimer $\hat{F}_t^1$ comme les R premières composantes principales de X_t^1 ;
4. Recommencer à l'étape 1.

Enfin, l'équation (3.7) est estimée par moindres carrés en remplaçant F_t par ses estimés.

La seconde étape consiste à estimer le FAVAR de l'équation (3.8). Sur la base des estimés de F_t obtenues à la première étape, nous pouvons calculer les coefficients $\Gamma(L)$ du FAVAR de l'équation (3.8) de manière classique par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). Cependant, Bernanke, Boivin et Elias (2005) signalent la présence de « régresseurs générés » et suggèrent d'adopter la procédure « *bootstrap* » de Kilian (1998) qui tient compte de l'incertitude de l'estimation des facteurs afin d'obtenir des intervalles de confiance plus précis pour les fonctions de réponses des variables.

Concernant l'identification des chocs structurels, le but est d'observer les réponses des variables X_t aux chocs associés aux facteurs observables Y_t . Cependant, les résidus du modèle VAR de l'équation (3.8) représentent des innovations statistiques et non des chocs

structurels. Pour identifier ces derniers, écrivons la forme structurelle du modèle VAR de l'équation (3.8) :

$$\Phi \begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Theta(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + U_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.12)$$

U_t est un vecteur qui contient les chocs structurels tels que leur matrice variance covariance soit égale à I ; la matrice unité. De modèles VAR (équations 3.5 et 3.8), nous pouvons déduire :

$$U_t = \Phi V_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.13)$$

Pour calculer Φ , nous appliquerons une décomposition de Cholesky à la matrice variance covariance Σ des résidus V_t est égale à : $\Sigma = E(V_t V_t') = \Phi^{-1} E_t(U_t U_t') \Phi^{-1'} = \Phi^{-1} \Phi^{-1'}$. Cette dernière nous permettant de récupérer une matrice triangulaire inférieure Φ^{-1} .

À partir des équations (3.7), (3.8) et (3.13), nous pouvons calculer la représentation moyenne mobile de X_t qui est :

$$X_t = \Lambda[I - \Gamma(L)]^{-1} \Phi^{-1} U_t + E_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.14)$$

A partir de cette représentation, nous pouvons étudier les réponses des variables X_t à un choc structurel U_t .

3.4.2. Données et transformations préliminaires

Les données utilisées sont des observations trimestrielles de 117 séries chronologiques, composées de différentes variables relatives à l'économie marocaine. Les différentes séries sont énumérées par catégorie dans le tableau (3.4) dont la liste complète est présentée dans l'annexe (4.a).

Nous disposons d'une base de données de 117 séries temporelles à fréquence trimestrielle, de 1985 : T1 à 2018 : T4. En raison de l'indisponibilité de certaines variables à une fréquence trimestrielle, les séries annuelles ont été trimestrialisées, tout comme les séries

mensuelles.⁵⁴ Les variables utilisées proviennent essentiellement de rapports et statistiques

Tableau 3.4 : Séries temporelles dans la base de données par catégories

#	Catégories	Nombre de séries	Fréquence	Source
1	Produits intérieur brut par branches d'activités, base 2007	21	A : [1985 - 2006] T : [2007T1 - 2018T4]	HCP
2	Production nationale par branches d'activités, base 2007	16	A : [1985 - 2018]	HCP
3	Revenu national brut disponible, base 2007	7	A : [1985 - 2006] T : [2007T1 - 2018T4]	HCP
4	Dépense nationale brute	4	A : [1985 - 2018]	BM
5	Dépense de consommation finale	9	A : [1985 - 2018]	FMI HCP
6	Investissements	7	A : [1985 - 2018]	BM HCP
7	Monnaie	19	M : [1985M1 - 2018M12]	BAM
8	Indicateurs boursiers	3	A : [1985 - 2001] M : [2002M1 - 2018M12]	BVC
9	Epargne nationale brute, base 2007	3	A : [1985 - 2018]	HCP
10	Inflation, Indice des prix à la consommation	5	T : [1985T1 - 2018T4]	FMI
11	Indice des prix à la production industrielle	2	T : [1985T1 - 2018T4]	FMI
12	Taux de chômage	1	A : [1985 - 1995] T : [1996T1 - 2018T4]	FMI
13	Taux de change	6	T : [1985T1 - 2018T4]	FMI
14	Taux d'intérêt	4	T : [1985T1 - 2018T4]	FMI
15	Commerce extérieur	10	A : [1985 - 1997] M : [1998M1 - 2018M12]	FMI OC

- **Source** : Tableau élaboré par nos soins.

- **Notes** : A : Annuelle - T : Trimestrielle - M : Mensuelle

de Bank Al-Maghrib (BAM), de Haut-commissariat au Plan (HCP), d'Office des Changes (OC), de Bourse des valeurs de Casablanca (BVC), de Banque mondiale (BM) et de Fonds monétaire international (FMI).

54. Les valeurs trimestrielles ont été interpolées en utilisant la technique d'interpolation par somme (ou moyenne) quadratique sur EViews.

Les données ont fait l'objet de quatre transformations préliminaires. Premièrement, dans le cadre du MFD, la théorie associée à ces modèles suppose que les variables sont stationnaires de second ordre. Pour cette raison, chaque série a été transformée pour être approximativement intégrée d'ordre zéro. Les décisions concernant ces transformations ont été guidées par des tests de racine unitaire (tests ADF et Phillips Perron) combinés à un examen visuel et/ou à un jugement économique a priori. Deuxièmement, pour chaque série les valeurs aberrantes ont été détectées et corrigées statistiquement en se basant sur l'écart interquartile (IQR)⁵⁵. Troisièmement, à la suite de Stock et Watson (2012a), la moyenne à long terme de chaque série a été supprimée à l'aide d'un filtre bi-pondération avec une bande passante de 100 trimestres. Quatrièmement, après ces transformations, les séries ont été normalisées pour avoir un écart-type unitaire et afin de les rendre comparables sur une même échelle. De même, l'estimation du modèle FAVAR en utilisant la méthode en deux étapes par composantes principales (ACP) nécessite une normalisation préalable des variables. Ces différentes transformations sont effectuées à partir de l'adaptation des codes Matlab fournis par Bernanke, Boivin et Elias (2005) et Stock et Watson (2016). L'utilisation de modèle FAVAR nécessite également de diviser l'échantillon en deux groupes, les variables « rapides » et les variables « lentes », selon leur vitesse de réponse aux chocs. Les agrégats monétaires, les indicateurs boursiers, les taux d'intérêt et les taux de change sont considérés comme des variables « rapide ».⁵⁶ Par contre, les variables restantes sont considérées comme des variables « lente ».

Les annexes (4.a), (4.b) et (5) fournissent plus de détails sur les séries utilisées, leurs descriptions, leur vitesse de réponse aux chocs, leurs statistiques descriptives, leurs tests de racine unitaires ainsi que leurs transformations préliminaires.

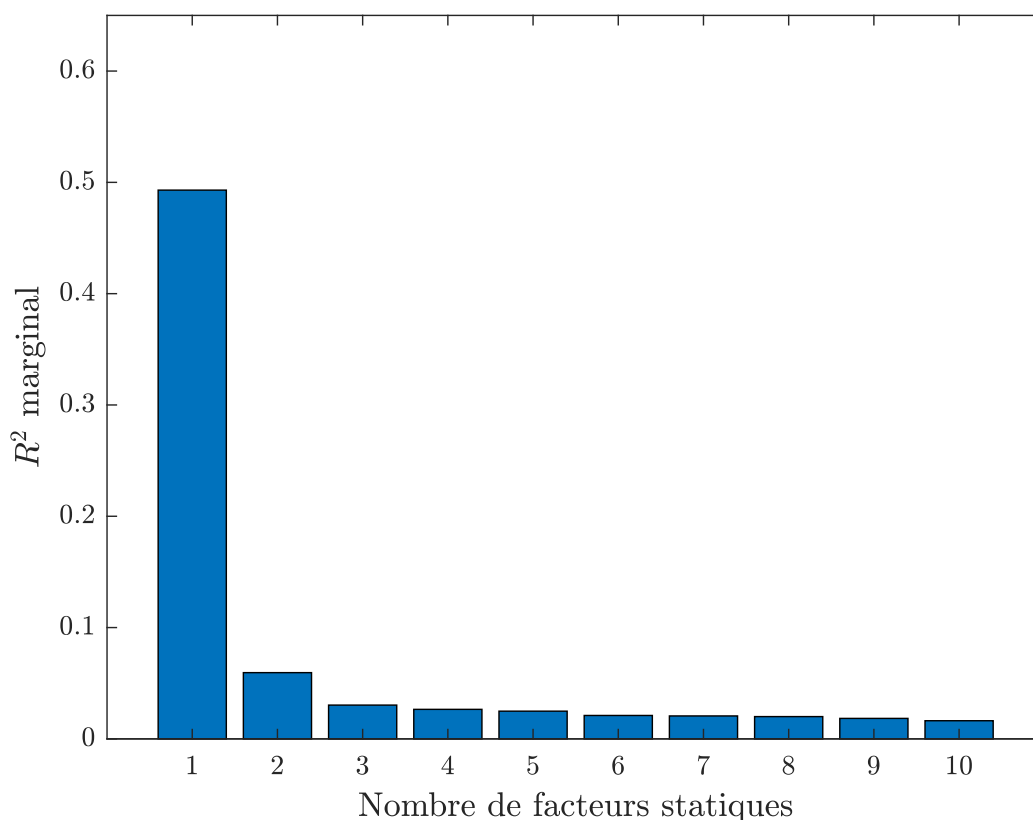
3.4.3. Détermination du nombre de facteurs

Une étape importante avant l'estimation du modèle FAVAR consiste à déterminer le nombre de facteurs statiques dans la base de données complète. En effet, nous allons

⁵⁵. IQR : *Interquartile Range*.

⁵⁶. Selon la distinction de Bernanke, Boivin et Elias (2005).

utiliser les critères de Bai et Ng (2002) et de Ahn et Horenstein (2013).⁵⁷ Le tableau (3.5) résume les statistiques relatives au nombre de facteurs : le R^2 marginal des facteurs (les valeurs numériques correspondantes aux barres de la figure (3.6) qui présente l'éboulis de valeurs propres), le critère d'information IC_{p2} de Bai et Ng (2002) et le rapport des valeurs propres de Ahn et Horenstein (2013).



Source : Simulations de l'auteur.

Figure 3.6 : Éboulis de valeurs propres (*scree plots*) pour l'ensemble des données

Comme le montre la figure (3.6), la contribution dominante à la trace de R^2 des 117 agrégats provient du premier facteur qui explique pleinement 49,3% de la variance des 117 séries temporelles. Néanmoins, il existe des contributions potentiellement significatives au R^2 par le deuxième et troisième facteur : le R^2 marginal du deuxième facteur sur l'ensemble de l'échantillon est de 6%, celui du troisième facteur est de 3%. Le R^2 total des

⁵⁷. L'estimation du nombre de facteurs est effectuée suivant la méthodologie proposée par ces auteurs et à partir de l'adaptation des codes Matlab fournis par Stock et Watson (2016).

Tableau 3.5 : Estimation du nombre de facteurs statiques

Nombre de facteurs statiques	Trace R^2	Trace marginale R^2	BN- IC_{p2}	AH-ER
1	0,493	0,493	-0,603	8,286
2	0,553	0,060	-0,651	1,961
3	0,583	0,030	-0,645	1,144
4	0,609	0,027	-0,634	1,065
5	0,634	0,025	-0,623	1,184
6	0,655	0,021	-0,606	1,021
7	0,676	0,021	-0,591	1,029
8	0,696	0,020	-0,578	1,088
9	0,714	0,018	-0,564	1,129
10	0,731	0,016	-0,546	1,072

- **Source** : Calculs de l'auteur.

- **Notes** : BN- IC_{p2} désigne le critère d'information IC_{p2} de Bai et Ng (2002). AH-ER désigne le ratio d'Ahn et Horenstein (2013) qui est le rapport entre la $i^{\text{ème}} + 1$ et la $i^{\text{ème}}$ valeur propre. Dans chaque colonne, la valeur minimale de BN- IC_{p2} et la valeur maximale du rapport Ahn-Horenstein, qui sont indiquées en gras, représentent les estimation respectives du nombre de facteurs.

quatre premiers facteurs est de 61%, ce qui représente une augmentation significative par rapport aux 49,3% expliqués par le premier facteur uniquement. Le critère IC_{p2} de Bai et Ng (2002) estime deux facteurs, tandis que le ratio d'Ahn et Horenstein (2013) estime un seul facteur. Cette ambiguïté est souvent rencontrée, dans ce cas il faut faire appel à un jugement qui dépend de l'objectif auquel le MFD est utilisé.

En principe, il y a au moins deux raisons possibles pour lesquelles il pourrait y avoir plus d'un facteur. La première raison possible est qu'il pourrait y avoir un seul facteur dynamique qui se manifeste sous la forme de multiples facteurs statiques.⁵⁸ Comme indiqué dans le chapitre (2), il est possible d'estimer le nombre de facteurs dynamiques compte tenu du nombre de facteurs statiques. Alors, en appliquant le test d'Amengual et Watson (2007) à l'ensemble de données, avec quatre facteurs statiques, on estime qu'il n'y a deux facteurs dynamiques (Tableau 3.6). Cependant, la contribution à la trace de R^2 d'éventuels facteurs dynamiques supplémentaires reste importante au sens économique, ce qui fait que l'estimation de deux facteurs dynamiques est suggestive mais non concluante.

58. Dans la terminologie du chapitre (2), par exemple G dans l'équation (2.7) a moins de lignes que de colonnes pour $q = 1$ et $r > 1$.

La seconde raison possible est que ces séries varient en réponse à de multiples chocs structurels et que leurs réponses à ces chocs sont suffisamment différentes pour que les innovations apportées à leurs composantes communes couvrent l'espace de plus d'un choc agrégé.

Tableau 3.6 : Estimation d'Amenguel-Watson du nombre de facteurs dynamiques : valeurs $BN-IC_{pi}$

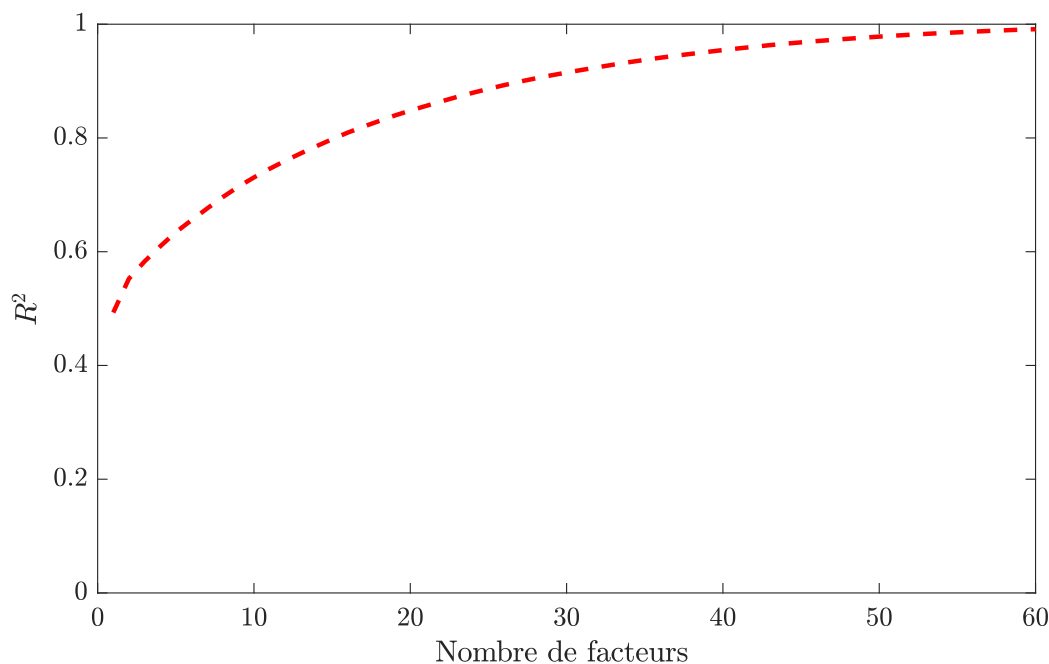
Nombre de facteurs dynamiques	Nombre de facteurs statiques									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-0,423	-0,399	-0,391	-0,391	-0,387	-0,391	-0,390	-0,387	-0,391	-0,390
2		-0,408	-0,401	-0,402	-0,397	-0,403	-0,406	-0,405	-0,402	-0,402
3			-0,385	-0,388	-0,378	-0,385	-0,388	-0,389	-0,389	-0,393
4				-0,365	-0,357	-0,366	-0,369	-0,370	-0,371	-0,374
5					-0,337	-0,348	-0,348	-0,351	-0,349	-0,354
6						-0,326	-0,327	-0,331	-0,328	-0,335
7							-0,307	-0,308	-0,307	-0,314
8								-0,284	-0,284	-0,292
9									-0,260	-0,268
10										-0,247

- **Notes** : Les valeurs de $BN-IC_{p2}$ sont calculées à l'aide de la matrice de covariance des résidus de la régression des variables sur les valeurs décalées du nombre de facteurs statiques de la colonne, estimées par les composantes principales.

- **Source** : Calculs de l'auteur.

La figure (3.7) montre comment la trace de R^2 augmente avec le nombre de composants principaux (pour un maximum de 60 composants principaux). La question clé est de savoir si ce grand nombre de facteurs représente de faibles fluctuations communes, ou s'ils sont simplement la conséquence d'une erreur d'estimation, de perturbations idiosyncrasiques ou d'un bruit d'échantillonnage corrélé.

Il y a un modeste travail de recherche sur le contenu informationnel de grand nombre de facteurs. De Mol, Giannone et Reichlin (2008) constatent que les méthodes de « *shrinkage* » (rétrécissement) bayésiennes appliquées à un grand nombre de séries se rapprochent étroitement des prévisions des composantes principales en utilisant un petit nombre de facteurs. De même, Stock et Watson (2012b) utilisent des méthodes empiriques de Bayes pour incorporer des informations dans un grand nombre de facteurs et constatent que pour de nombreuses séries, les prévisions utilisant ces informations ne sont pas meilleures que les prévisions utilisant un petit nombre de facteurs. Carrasco et Rossi (2016) utilisent



Source : Simulations de l'auteur.

Figure 3.7 : R^2 cumulé en fonction du nombre de facteurs

des méthodes de « *shrinkage* » pour examiner si un grand nombre de facteurs améliore les prévisions. Onatski (2009), 2010 développe une théorie pour les modèles factoriels avec un petit nombre de facteurs. Bien que la grande majorité de la littérature soit conforme à l'interprétation selon laquelle la variation des données macroéconomiques est associée à un petit nombre de facteurs, la question du contenu informationnel d'un grand nombre de facteurs reste ouverte et mérite des recherches supplémentaires.

Le choix du nombre de facteurs dépend des applications en question. Pour la prévision de l'activité réelle, l'erreur d'échantillonnage associée à un grand nombre de facteurs pourrait dépasser leur contribution prédictive. En revanche, nous pouvons utiliser plus de facteurs pour l'analyse structurelle à l'aide des MFD, parce qu'il est important que les innovations de facteurs couvrent l'espace des chocs structurels et que le nombre élevé de facteurs capture la variation.

3.4.4. Résultats empiriques

En utilisant le modèle FAVAR de l'équation (3.8), le but est d'observer les réponses de certaines variables macroéconomiques contenues dans X_t à des chocs structurels associés à la variable contenue dans Y_t .⁵⁹ En effet, ce modèle FAVAR nous offre la possibilité d'étudier les réponses de toutes les variables contenues dans X_t , *i.e.* 117 fonctions de réponse impulsionnelles. Toutefois, nous nous sommes intéressés seulement par les principaux indicateurs de la croissance économique. Pour choisir le nombre global de retards d'un modèle FAVAR on se servira usuellement des critères d'information traditionnels. Ces derniers, calculés sur notre modèle FAVAR, pour Y_t représente le taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM), permettent de retenir un retard optimal de 2. Cependant, pour le modèle FAVAR où Y_t représente la masse monétaire (M2) le retard optimal trouvé est de 4. Les évolutions de ces deux variables, TIMM et M2, sont présentées respectivement dans les figures (3.8) et (3.9). De même, les évolutions des principaux indicateurs de la croissance économique au Maroc sont présentée dans l'annexe (6.a).

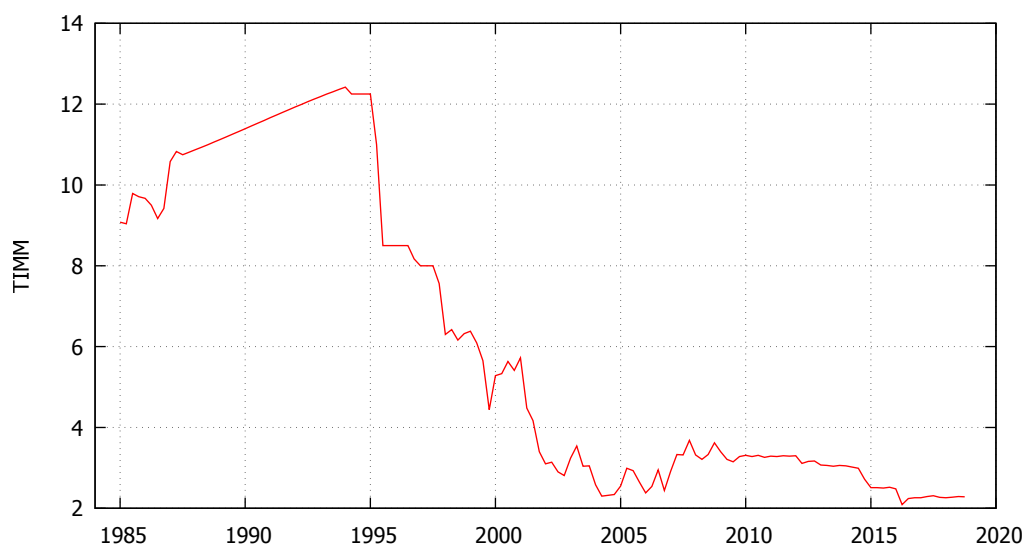
D'ailleurs, nous avons choisi ce nombre de retards de telle sorte à ce que les résidus de notre modèles FAVAR puissent être considérés comme bruits blancs. Notre premier modèle FAVAR compte donc 2 retards, 2 facteurs non-observables et un seul facteur observable (taux d'intérêt du marché monétaire en différence première et normalisé). Toutefois, dans notre deuxième modèle où Y_t représente M2, on compte 4 retards, 2 facteurs non-observables et un seul facteur observable (l'agrégat monétaire M2 en différence première du logarithme et normalisé). Nous simulons donc les effets d'une hausse de 25 points de base du taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM) puis de l'agrégat monétaire M2 (choc de l'offre de monnaie) sur la croissance économique⁶⁰ marocaine mesurée par les quelques indicateurs du PIB par branches d'activités.⁶¹

Les réponses impulsionnelles des variables représentatives de la croissance économique,

59. Comme le font Bernanke, Boivin et Elias (2005) et Boivin, Giannoni et Stevanovic (2010).

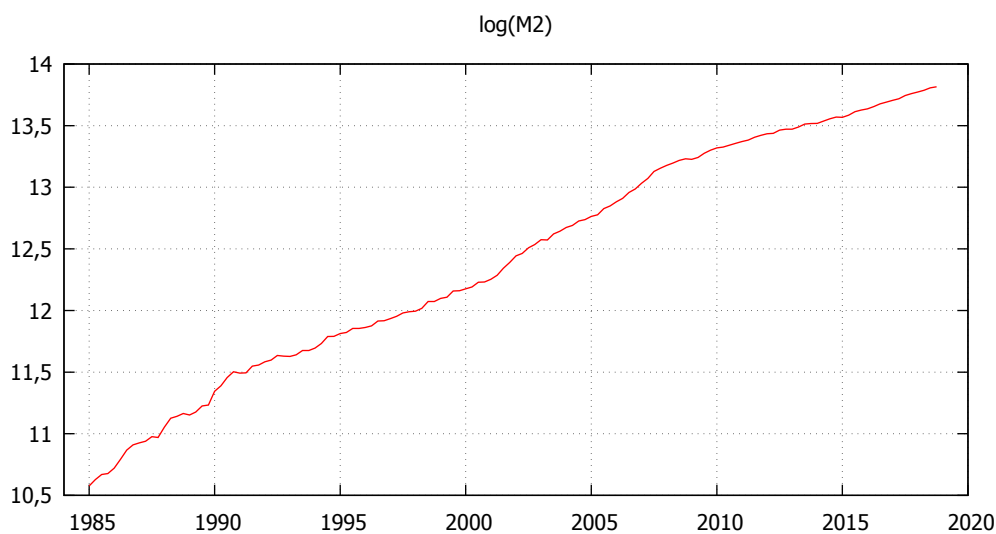
60. Par ailleurs, les réponses impulsionnelles des principales variables économiques marocaines à un choc de TIMM et de M2 sont présentées, respectivement, aux annexes (6.b) et (6.c).

61. Les différentes simulations sont effectuées à partir de l'adaptation des codes Matlab fournis par Bernanke, Boivin et Elias (2005), Cf. Annexe (8.a).



Source : L'auteur, d'après les données de BAM.

Figure 3.8 : Taux d'intérêt sur le marché monétaire au Maroc

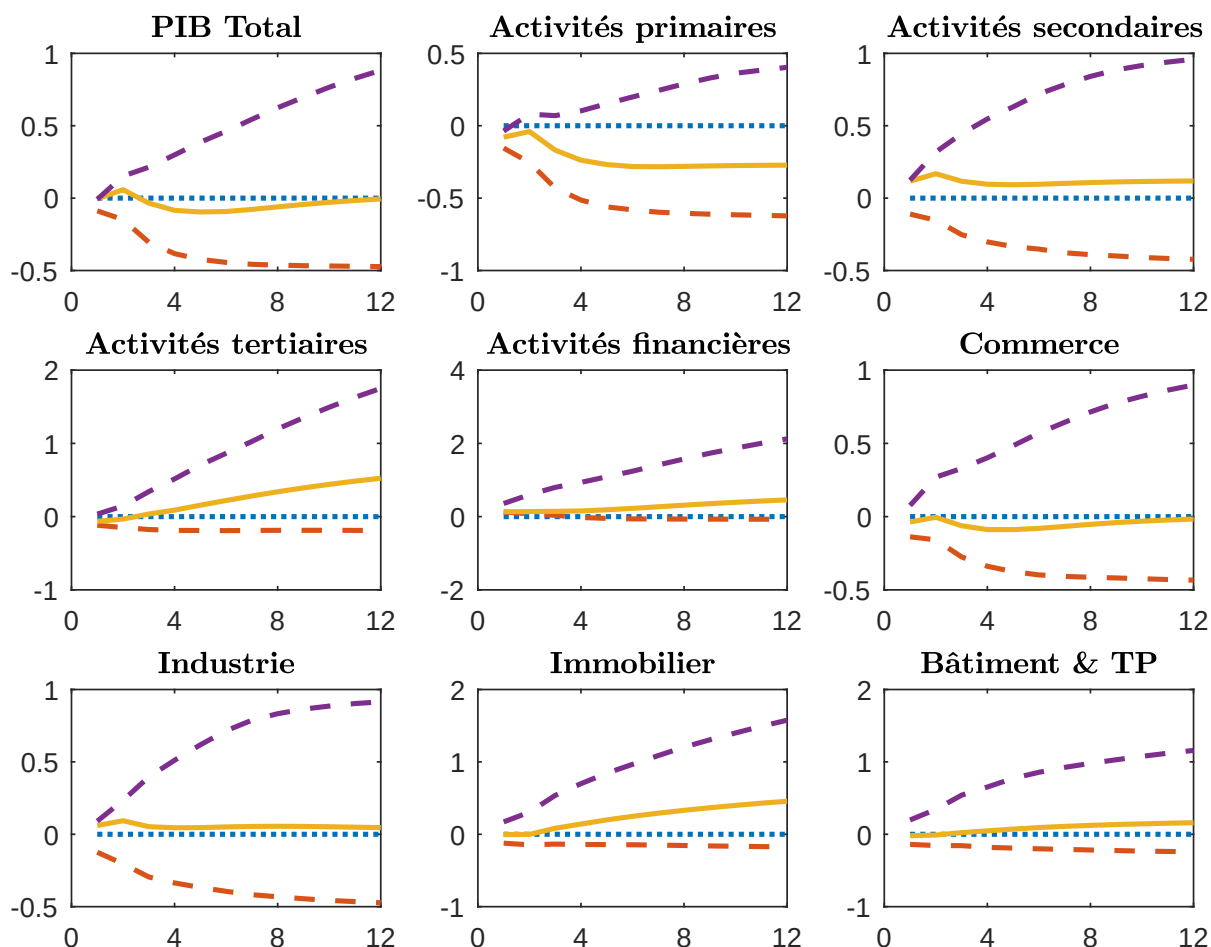


Source : L'auteur, d'après les données de BAM.

Figure 3.9 : Masse monétaire M2 au Maroc (en logarithme)

par branches d'activités, à ces deux types de chocs de politique monétaire restrictif sont présentées respectivement dans les figures (3.10) et (3.11) avec des intervalles de confiance de 95%. Nous adoptons la procédure « *bootstrap* » de Kilian (1998) qui tient compte de l'incertitude de l'estimation des facteurs afin d'obtenir des intervalles de confiance plus

précis pour les fonctions de réponses des variables.⁶² En effet, les réponses impulsionnelles ne présentent aucune anomalie notable.



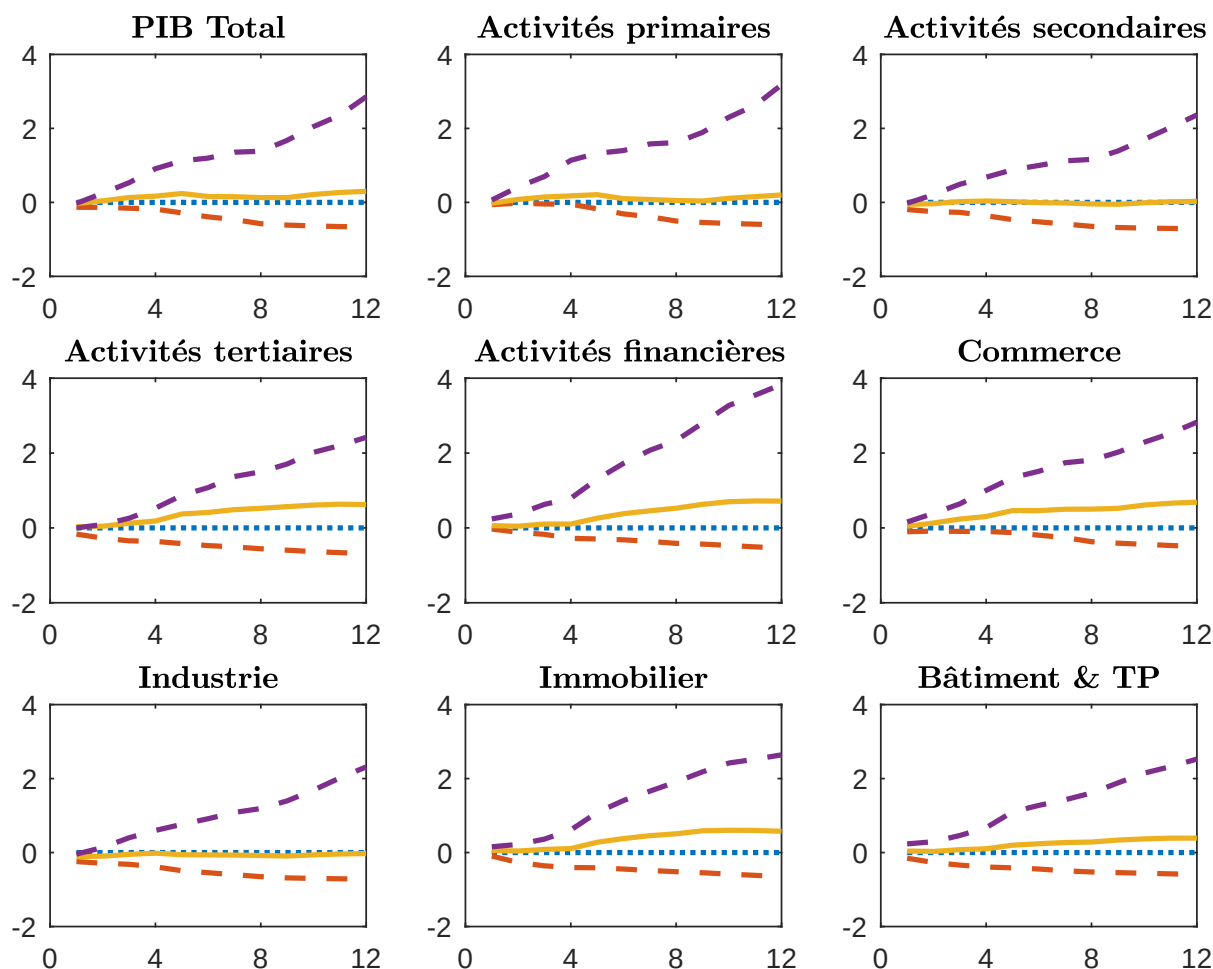
Source : Simulations de l'auteur.

Figure 3.10 : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire

À partir de la figure (3.10), nous observons que le choc de politique monétaire restrictive (une hausse du taux d'intérêt du marché monétaire) provoque une légère diminution du « PIB total » et du PIB « commerce », alors qu'il provoque une diminution remarquable du PIB relatif aux « activités tertiaires » dès le deuxième trimestre qui suit le choc. La baisse du « PIB total » et du PIB « commerce » s'affaiblit graduellement à partir du 8^{ème} trimestre pour reprendre son état initial. Cependant, les autres indicateurs du PIB étudiés présentent sensiblement une augmentation presque négligeable.

Par ailleurs, dans la figure (3.11), le choc d'offre de monnaie (choc de M2) provoque

62. Cette procédure est suggérée par Bernanke, Boivin et Elias (2005).



Source : Simulations de l'auteur.

Figure 3.11 : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc de M2

essentiellement une très légère diminution du PIB « industrie ». Par contre, nous observons une augmentation progressivement du PIB « immobilier » et de PIB des « activités financières » dès le 4^{ème} trimestre. On trouve presque le même comportement en ce qui concerne le « PIB Bâtiment & TP » mais d'une façon moins forte. Les variables restantes ne présentent pas de fortes réactions par rapport à cette catégorie de choc de la politique monétaire.

Les tableaux (3.7) et (3.8) présentent, respectivement pour un choc du TIMM et de M2, les résultats de la décomposition de la variance et du R^2 pour les indicateurs de croissance économique précédemment illustrés dans les figures (3.10) et (3.11). Pour chaque type de choc, du taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM) et de l'offre de monnaie (M2), la

première colonne indique la contribution du choc de la politique monétaire à la variance de l'erreur de prévision à un horizon de 12 trimestres. La deuxième colonne, quant à elle, contient le R^2 de la composante commune pour chacune des variables étudiées.

Tableau 3.7 : Analyse de la décomposition de la variance et du R^2 d'un choc de TIMM

Variables	Décomposition de la variance	R^2
Produit intérieur brut (Total)	0,0135	0,8269
PIB : Activités primaires	0,0325	0,7955
PIB : Activités secondaires	0,0184	0,7424
PIB : Activités tertiaires	0,0312	0,6530
PIB : Activités financières et assurances	0,0332	0,5692
PIB : Commerce	0,0124	0,4475
PIB : Industrie manufacturière	0,0083	0,6029
PIB : Immobilier, location et services rendus aux entreprises	0,0374	0,3400
PIB : Bâtiment et travaux publics	0,0103	0,1976

- **Notes :** La colonne intitulée « décomposition de la variance » indique la fraction de la variance de l'erreur de prévision, à l'horizon de 12 trimestres, expliquée par le choc de la politique monétaire. R^2 fait référence à la fraction de la variance de la variable expliquée par les facteurs communs.

- **Source :** Calculs de l'auteur.

Tableau 3.8 : Analyse de la décomposition de la variance et du R^2 d'un choc de M2

Variables	Décomposition de la variance	R^2
Produit intérieur brut (Total)	0,0144	0,8239
PIB : Activités primaires	0,0119	0,8124
PIB : Activités secondaires	0,0056	0,7079
PIB : Activités tertiaires	0,0332	0,6358
PIB : Activités financières et assurances	0,0278	0,6376
PIB : Commerce	0,0445	0,4490
PIB : Industrie manufacturière	0,0172	0,5921
PIB : Immobilier, location et services rendus aux entreprises	0,0419	0,3912
PIB : Bâtiment et travaux publics	0,0307	0,2120

- **Notes :** La colonne intitulée « décomposition de la variance » indique la fraction de la variance de l'erreur de prévision, à l'horizon de 12 trimestres, expliquée par le choc de la politique monétaire. R^2 fait référence à la fraction de la variance de la variable expliquée par les facteurs communs.

- **Source :** Calculs de l'auteur.

En effet, la contribution du choc du taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM) dans la variance de l'erreur de prévision se situe entre 1,03% et 3,74%. En particulier, ce choc explique respectivement 1,35%, 3,32% et 3,74% de l'erreur de prévision du « PIB total »,

« PIB des activités financières » et du « PIB immobilier ». Par contre, la contribution du choc de M2 se situe entre 0,56% (« PIB des activités secondaires ») et 4,45% (« PIB - commerce »). Cela donne à penser que les effets de ces deux chocs de la politique monétaire sur la croissance économique sont relativement faibles.

L'analyse du R^2 indique que les R^2 de « PIB - bâtiment et travaux publics », « PIB - immobilier » et « PIB - commerce » sont particulièrement faibles, ce qui suggère que nous devons avoir moins de confiance dans les estimations de la réponse impulsionnelle de ces variables. Cependant, la variance des facteurs estimés dans le modèle FAVAR explique un fort pourcentage de la variance des variables restantes.

Conclusion

L'utilisation des modèles FAVAR est d'autant plus pertinente que l'utilisation d'une riche base de données ce qui nous a permis d'analyser les réponses de certains indicateurs représentatifs de la croissance économique aux chocs de politique monétaire (choc du taux d'intérêt du marché monétaire et d'offre de monnaie) au Maroc.

Globalement, les simulations réalisées à l'aide du modèle FAVAR montrent que les chocs de la politique monétaire influencent l'évolution des principaux indicateurs de la croissance économique. En effet, l'analyse des réponses impulsionnelles fait ressortir que l'effet d'un resserrement de la politique monétaire (choc du taux d'intérêt du marché monétaire) conduit, dès le deuxième trimestre qui suit le choc, à une baisse du « PIB total », « PIB des activités primaires », « PIB des activités tertiaires » et du « PIB Commerce ». Par ailleurs, le choc d'offre de monnaie (choc de M2) provoque essentiellement une diminution du « PIB Industrie ». La baisse globale du PIB en réponse à ces deux types de chocs de la politique monétaire, à court terme, suggère donc qu'ils ont un impact clairement négatif sur la croissance économique.

La plupart des modèles à facteurs dynamiques actuellement utilisés ont été développés dans le cadre de modélisation des variables stationnaires. Cependant, il est bien connu que la majorité des séries macroéconomiques sont considérées comme non stationnaires et qu'elles ne sont stationnaires qu'après différenciation. En outre, depuis l'introduction de la notion de cointégration, lorsqu'on travaille avec des variables non stationnaires, il peut être utile de prendre en compte l'information sur les relations d'équilibre de long terme entre ces variables. En effet, nous explorons dans le chapitre suivant, les avantages de combiner les bienfaits des modèles à facteurs dynamiques (la prise en compte d'un grand nombre de variables) et ceux des modèles à correction d'erreur (la prise en compte des relations de long terme ou de cointégration) pour la prévision, et particulièrement l'analyse de l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc.

Impact des chocs de politique monétaire sur la croissance économique : modélisation FECM

Introduction

Avec l'introduction de la notion de cointégration à la fin des années 1980, il a été bien connu que pour travailler avec des variables non stationnaires, il peut être intéressant de tenir compte des informations sur les relations d'équilibre à long terme entre ces variables. De manière classique, la prise en considération de ces relations de cointégration se fait dans le cadre d'un petit modèle de type modèle à correction d'erreur (ECM). Toutefois, avec ce type de modèle, seul un petit nombre de variables peut être utilisé. Par conséquent, il peut sembler pertinent de combiner les avantages des modèles à facteurs dynamiques qui tiennent compte d'un grand nombre de variables et des ECM qui tiennent compte des relations de cointégration pour la prévision et l'analyse des chocs structurels.

Les modèles à facteurs de grande dimension ont fait l'objet d'une attention considérable dans la littérature économétrique récente, notamment avec les travaux fondateurs de Forni, Hallin et al. (2000), Stock et Watson (2002a) et Stock et Watson (2002b). Si les premières applications étaient pour la plupart des analyses de forme réduite, l'article de Bernanke, Boivin et Elias (2005) a permis de consacrer de plus en plus d'attention aux analyses structurelles basées sur les modèles VAR augmentés de facteurs (FAVAR).¹

Sauf quelques exceptions notables, telles que Bai (2004), Bai et Ng (2004) et Barigozzi, Lippi et Luciani (2017), toute cette littérature ne tient pas compte de la possibilité de cointégration parmi les variables étudiées. Banerjee et Marcellino (2009) ont suggéré d'inclure des facteurs extraits de grande base de données non stationnaires dans des modèles

1. Voir également, Stock et Watson (2005).

à correction d'erreurs (ECM) de petite dimension afin de remplacer les relations de cointégration manquantes. Ils ont baptisé le modèle résultant « *Factor Augmented ECM* » (FECM). Ils ont présenté donc le modèle à correction d'erreurs augmentée de facteurs (FECM) comme un moyen de réunir deux volets récents et importants de la littérature économétrique, à savoir la cointégration² et les modèles à facteurs dynamiques³.

Banerjee, Marcellino et Masten (2014) ont évalué la performance prévisionnelle du modèle FECM par rapport aux modèles ECM et FAVAR. Empiriquement, le classement relatif du modèle ECM, du FECM et du FAVAR dépend des variables modélisées et des caractéristiques des processus générant les données, telles que la quantité et la force de la cointégration, le degré de dépendance retardée des modèles et l'horizon de prévision. Toutefois, ils ont montré que les FECM donnent souvent de meilleurs résultats que les modèles FAVAR et ECM standard de petite dimension en termes de prévision des variables macroéconomiques puisqu'ils imbriquent à la fois les modèles FAVAR et ECM.

Banerjee, Marcellino et Masten (2014) ont évalué également l'utilisation du modèle FECM pour l'analyse des chocs structurels. Partant d'un modèle à facteurs dynamiques pour les données non stationnaires, comme dans Bai (2004), ils ont dérivé la représentation en moyenne mobile du modèle FECM et ils ont montré comment cette dernière peut être utilisée pour identifier les chocs structurels et leur mécanisme de propagation, tout en utilisant des techniques similaires à celles adoptées dans la littérature du modèle VAR structurel.

Dans cette perspective, ce chapitre est organisé comme suit. Dans la première section, on présente la forme générale du modèle FECM, sa représentation MA et sa forme structurelle. Dans la deuxième section, on aborde la question d'estimation des modèles FECM dans les contextes de composantes idiosyncratiques stationnaires et non stationnaires. Nous démontrons ensuite, en troisième section, comment le recours à la modélisation FECM sur des données macroéconomiques marocaines peut améliorer les résultats de prévision par rapport aux autres modèles économétriques (VAR, FAR, VAR, FAVAR et

2. Voir, entre autres, Engle et Granger (1987) et Johansen (1995).

3. Voir, entre autres, Stock et Watson (2002a) et Stock et Watson (2002b).

ECM). Quant à la dernière section, on s'intéresse à l'analyse de l'impact des chocs de politique monétaire au Maroc sur la croissance économique à l'aide d'un modèle FECM. Pour évaluer la contribution informationnelle de la non-stationnarité dans la modélisation à facteurs dynamiques, on procède aussi à une comparaison des résultats obtenus par le modèle FECM avec ceux obtenus par le modèle FAVAR.

4.1. Modèles à correction d'erreur augmentés de facteurs (FECM)

4.1.1. Représentation du modèle FECM

Considérons le modèle à facteurs dynamiques (DFM) suivant, pour des données I(1) :

$$\begin{aligned} X_{it} &= \sum_{j=0}^p \lambda_{ij} F_{t-j} + \sum_{l=0}^m \phi_{il} c_{t-1} + \varepsilon_{it} \\ &= \lambda_i(L) F_t + \phi_i(L) c_t + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (4.1)$$

Avec $i = 1, \dots, N$, $t = 1, \dots, T$, F_t est un vecteur r_1 -dimensionnel de marches aléatoires, c_t est un vecteur r_2 -dimensionnel de facteurs I(0), $F_t = c_t = 0$ pour $t < 0$, et ε_{it} est une composante idiosyncratique de moyenne nulle. $\lambda_i(L)$ et $\phi_i(L)$ sont respectivement des polynômes de retard des ordres p et m , qui sont considérés finis.

Les coefficients de pondération λ_{ij} et ϕ_{ij} sont déterministes ou stochastiques et satisfont aux restrictions suivantes. Pour $\lambda_i = \lambda_i(1)$ et $\phi_i = \phi_i(1)$, nous avons $E\|\lambda_i\|^4 \leq M < \infty$, $E\|\phi_i\|^4 \leq M < \infty$, et $1/N \sum_{i=0}^N \lambda_i \lambda_i'$, $1/N \sum_{i=0}^N \phi_i \phi_i'$ convergent en probabilité vers des matrices définies positives. En outre, nous supposons que $E(\lambda_{ij} \varepsilon_{is}) = E(\phi_{ij} \varepsilon_{is}) = 0$ pour tous les i, j et s . La composante idiosyncratique ε_{it} peut en principe être en série et en corrélation croisée. Plus précisément, pour $\varepsilon_t = [\varepsilon_{1t}, \dots, \varepsilon_{Nt}]'$, nous supposons que :

$$\varepsilon_t = \Gamma(L) \varepsilon_{t-1} + \nu_t \quad (4.2)$$

ν_t sont des erreurs de bruit blanc orthogonal. Si les racines de $\Gamma(L)$ se trouvent à l'intérieur

du disque unité pour tous les i , le modèle s'inscrit dans le cadre de Bai (2004).⁴ Cette hypothèse implique que X_{it} et F_t se cointègrent. Si au contraire ε_{it} sont $I(1)$ pour certains i , alors notre modèle s'inscrit dans le cadre de Bai et Ng (2004).⁵ La dérivation suivante de la représentation de la FECM tient compte des deux cas.

Pour dériver le modèle FECM et discuter d'autres hypothèses sur le modèle qui assurent une estimation cohérente des composantes du modèle, il est commode d'écrire d'abord le modèle à facteurs dynamiques (DFM) sous forme statique. À cette fin, nous suivons Bai (2004) et définissons ce qui suit :⁶

$$\tilde{\lambda}_{ik} = \lambda_{ik} + \lambda_{ik+1} + \dots + \lambda_{ip}, \quad k = 0, \dots, p$$

Définissons par ailleurs :

$$\tilde{\Phi}_i = [\phi_{i0}, \dots, \phi_{ip}]$$

Ensuite, nous pouvons obtenir une représentation statique du modèle à facteurs dynamiques (DFM) qui a les facteurs $I(1)$ isolés des facteurs $I(0)$:

$$X_{it} = \Lambda_i F_t + \Phi_i G_t + \varepsilon_{it} \quad (4.3)$$

Où :

$$\Lambda_i = \tilde{\lambda}_{i0}$$

$$\Phi_i = [\tilde{\Phi}_i, -\tilde{\lambda}_{i1}, \dots, -\tilde{\lambda}_{ip}]$$

$$G_t = [c'_t, c'_{t-1}, \dots, c'_{t-m}, \Delta F'_t, \dots, \Delta F'_{t-p+1}]'$$

En introduisant par commodité la notation $\Psi_i = [\Lambda'_i, \Phi'_i]$, les hypothèses suivantes sont également nécessaires pour une estimation cohérente des facteurs $I(1)$ et $I(0)$: $E\|\Psi_i\|^4 \leq M < \infty$ et $1/N \sum_{i=0}^N \Psi_i \Psi'_i$ convergent vers une matrice $(r_1(p+1) + r_2(m+1)) \times$

4. Bai, J. (2004). Estimating Cross-Section Common Stochastic Trends in Nonstationary Panel Data. *Journal of Econometrics*, 122(1), 137-183.

5. Bai, J. & Ng, S. (2004). A PANIC Attack on Unit Roots and Cointegration. *Econometrica*, 72(4), 1127-1177.

6. *Op. cit.* Bai (2004).

$(r_1(p+1) + r_2(m+1))$ définie positive.

$$X_t = \Lambda F_t + \Phi G_t + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

Où $X_t = [X_{1t}, \dots, X_{Nt}]'$, $\Lambda = [\Lambda'_1, \dots, \Lambda'_N]'$ et $\varepsilon_t = [\varepsilon_{1t}, \dots, \varepsilon_{Nt}]'$.

La corrélation sérielle de la composante idiosyncratique de l'équation (4.4) peut être éliminée du processus d'erreur en pré-multipliant l'équation (4.3) par $I - \Gamma(L)L$. Comme le montrent Banerjee, Marcellino et Masten (2017), une manipulation simple conduit à la forme ECM du modèle à facteurs dynamiques (DFM), qui est le FECM, est spécifié comme suit :⁷

$$\begin{aligned} \Delta X_t = & \alpha (X_{t-1} - \Lambda F_{t-1}) + \Lambda \Delta F_t + \Gamma_1(L) \Lambda \Delta F_{t-1} \\ & + \Phi G_t - \Gamma(1) \Phi G_{t-1} + \Gamma_1(L) \Phi \Delta G_{t-1} - \Gamma_1(L) \Delta X_{t-1} + \nu_t \end{aligned} \quad (4.5)$$

Avec $\alpha = -(I - \Gamma(1))$ et nous utilisons la factorisation suivante :

$$\Gamma(L) = \Gamma(1) - \Gamma_1(L)(1 - L) \quad (4.6)$$

L'équation (4.5) est une représentation du modèle à facteurs dynamiques (DFM) de l'équation (4.1) en termes de variables stationnaires. De là, nous pouvons observer directement la principale distinction entre un modèle FAVAR et le modèle FECM. Ce dernier contient le terme de correction d'erreur, $\alpha (X_{t-1} - \Lambda F_{t-1})$, alors que dans le modèle FAVAR ce terme est omis, ce qui conduit à un problème de variables omises.⁸

À partir de l'équation (4.4), on a :

$$X_{t-1} - \Lambda F_{t-1} = \Phi G_{t-1} + \varepsilon_{t-1}$$

7. Banerjee, A., Marcellino, M. & Masten, I. (2017). Structural FECM : Cointegration in Large-Scale Structural FAVAR Models. *Journal of Applied Econometrics*, 32(6), 1069-1086.

8. Empiriquement, le terme de correction d'erreur peut avoir un rôle important. Banerjee, Marcellino et Masten (2017) rappellent, pour les données américaines, que 63 des 77 équations des variables I(1) contiennent un terme de correction d'erreur statistiquement significatif.

De sorte qu'il semblerait à première vue que le terme de correction d'erreur omis dans le modèle FAVAR pourrait être approximé en incluant des retards supplémentaires des facteurs $I(0)$. Cependant, en substituant l'expression précédente dans l'équation (4.5) et en simplifiant, nous obtenons :

$$\Delta X_t = \Lambda \Delta F_t + \Phi \Delta G_t + \Delta \varepsilon_t \quad (4.7)$$

Cette équation contient un composant MA non inversible. Une autre façon, mais équivalente, d'obtenir l'équation (4.7) est de simplement différencier l'équation (4.4), ce qui est effectivement obtenu en différenciant les données $I(1)$. L'analyse structurelle conventionnelle dans un cadre du modèle FAVAR repose sur l'inversion d'un système comme de l'équation (4.7).⁹ Par conséquent, chaque fois que nous traitons des données $I(1)$, et de nombreuses séries macroéconomiques présentent cette caractéristique, le modèle standard FAVAR produit des résultats biaisés, à moins que nous utilisions un nombre infini de facteurs comme variables explicatives ou que nous tenions compte explicitement de la structure MA non inversible du processus d'erreur.

Pour compléter le modèle, nous supposons que les facteurs non stationnaires suivent un processus de marche aléatoire vectorielle comme suit :

$$F_t = F_{t-1} + \varepsilon_t^F \quad (4.8)$$

Tandis que les facteurs stationnaires sont représentés par :

$$c_t = \rho c_{t-1} + \varepsilon_t^c \quad (4.9)$$

ρ est une matrice diagonale avec des valeurs sur la diagonale, en terme absolu, strictement inférieures à un. ε_t^F et ε_t^c sont indépendants de λ_{ij} , ϕ_{ij} et ε_{it} pour tout i, j et t . Il convient de noter que les processus d'erreur ε_t^F et ε_t^c ne doivent pas nécessairement être indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d). Ils peuvent être corrélés en série et croisés et suivre

9. Voir Stock et Watson (2005) et Lütkepohl (2014).

conjointement un processus vectoriel stable :

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_t^F \\ \varepsilon_t^c \end{bmatrix} = A(L) \begin{bmatrix} \varepsilon_{t-1}^F \\ \varepsilon_{t-1}^c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

u_t et w_t sont des innovations à bruit blanc moyen nul pour, respectivement, les facteurs dynamiques non stationnaires et stationnaires. Dans l'hypothèse de stabilité, nous pouvons exprimer le modèle comme suit :

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_t^F \\ \varepsilon_t^c \end{bmatrix} = [I - A(L) L]^{-1} \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Il est important de souligner que, selon ces hypothèses, nous avons $E\|\varepsilon_t^F\|^4 \leq M < \infty$, ce qui implique que $\sum_{t=1}^T F_t F_t'$ converge au taux T^2 , tandis que $\sum_{t=1}^T G_t G_t'$ converge au taux standard T . Les matrices de produits croisés $\sum_{t=1}^T F_t G_t'$ et $\sum_{t=1}^T G_t' F_t$ convergent au taux $T^{3/2}$: à ces taux, les éléments de la matrice composée de ces quatre éléments convergent conjointement pour former une matrice définie positive.

L'utilisation des équations (4.8), (4.9) dans l'équation (4.10) implique que cette dernière peut être réécrite comme suit :

$$\begin{bmatrix} (I - L) & 0 \\ 0 & (I - \rho L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_t \\ c_t \end{bmatrix} = A(L) \begin{bmatrix} (I - L) & 0 \\ 0 & (I - \rho L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ c_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix}$$

D'où la représentation VAR pour les facteurs est la suivante :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} F_t \\ c_t \end{bmatrix} &= \left[\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & \rho \end{bmatrix} + A(L) \right] \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ c_{t-1} \end{bmatrix} - A(L) \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & \rho \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{t-2} \\ c_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \\ &= C(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ c_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Les restrictions de paramètres impliquent que $C(1)$ est une matrice bloc-diagonale avec des tailles de blocs correspondant à la partition entre F_t et c_t .

Le modèle FECM est spécifié en termes de facteurs statiques F et G , ce qui nécessite une spécification VAR correspondante. En utilisant la définition de G_t dans l'équation (4.12), il est pratique d'écrire la représentation VAR pour les facteurs statiques comme suit :

$$\begin{bmatrix} F_t \\ G_t \end{bmatrix} = M(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ c_{t-1} \end{bmatrix} + Q \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

La matrice Q , de dimension $(r_1(p+1) + r_2(m+1)) \times (r_1 + r_2)$, tient compte de la singularité dynamique de G_t . Ceci est dû au fait que la dimension du processus vectoriel w_t est de r_2 , qui est inférieure ou égale à $r_1p + r_2(m+1)$, la dimension de G_t . Dans ce qui suit, nous supposons que l'ordre du VAR dans l'équation (4.13) est de n . Le polynôme matriciel $M(L)$ a la structure suivante :

$$M(L) = \begin{bmatrix} C_{11}(L) & C_{12}(L) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_{21}(L) & C_{22}(L) & 0 & & \dots & 0 \\ 0 & I & 0 & & \dots & 0 \\ \vdots & & \dots & \dots & \vdots & \\ 0 & \dots & \dots & I & 0 & \dots & 0 \\ C_{11}(L) - I & C_{12}(L) & & \dots & \dots & 0 \\ 0 & & \dots & I & \dots & 0 \\ \vdots & & & & \vdots & \\ 0 & \dots & \dots & I & 0 \end{bmatrix}$$

Toutefois, il est à noter que dans les applications empiriques, nous n'imposons pas les restrictions de paramètres qu'implique la structure de $M(L)$ puisque l'estimateur en composantes principales que nous utilisons pour estimer les facteurs identifie seulement l'espace couvert par G_t et non par c_t et ΔF_t séparément.

4.1.2. Représentation MA du modèle FECM

L'identification des chocs structurels dans les modèles VAR repose généralement sur l'imposition de restrictions sur les paramètres de la représentation MA du VAR. Une approche analogue est utilisée dans le modèle FAVAR, où la représentation de la MA est dérivée conjointement pour les variables observables et les facteurs.¹⁰ Dans le cas des variables $I(1)$ et des variables cointégrées, il est utile de travailler avec le VAR sous forme de correction vectorielle des erreurs car la représentation MA de Wold n'existera pas en général pour le VAR en niveaux.¹¹ À cet égard, Johansen (1995)¹² prouve que la représentation MA du modèle VECM existe et que sa structure peut être facilement exploitée pour le développement de schémas d'identification basés sur des restrictions à long terme.¹³ La motivation de l'approche de Johansen (1995) pour la dérivation du théorème de représentation de Granger est simple. Le modèle VAR, et non le modèle MA, est généralement ajusté aux données. Dans le cadre de la co-intégration, le modèle VAR peut être facilement reparamétré en tant que VECM et la forme MA peut être obtenue.

Le modèle FECM est une généralisation des modèles de correction d'erreurs aux grands panels dynamiques. Dans la dérivation de la représentation MA correspondante, une logique similaire à celle décrite ci-dessus a été suivie. Un modèle VAR est communément ajusté aux facteurs estimés dans l'analyse FAVAR et il constitue donc un point de départ naturel pour l'analyse. Avec les facteurs $I(1)$, il est pratique de travailler avec la forme de correction d'erreur correspondante. En raison de l'importance du mécanisme de correction des erreurs pour les équations d'observation, nous soutenons que l'équation (4.5) du modèle FECM est la plus adaptée aux données. En combinant la représentation VECM du modèle VAR (pour les facteurs) et les équations FECM, nous obtenons la représentation MA du modèle FECM, qui représente une généralisation de la version de Johansen (1995)

10. Cf. Stock et Watson (2005) et Lütkepohl (2014).

11. Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer-Verlag

12. Cf. Théorème 4.2 dans Johansen, S. (1995). *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. Oxford University Press, USA.

13. Cf. King et al. (1991) et Lütkepohl (2005)

du théorème de représentation de Granger aux panels non stationnaires cointégrés.¹⁴

Tout d'abord, il convient de reparamétriser commodément le processus VAR factoriel (équation 4.13). Ce processus contient des racines unitaires r_1 relatives à F_t , alors que G_t est un processus $I(0)$. Dans la présentation du modèle, il est utile de considérer la possibilité que seul l'espace couvert conjointement par F_t et G_t puisse être estimé, et non les espaces correspondants de F_t et G_t séparément. D'autre part, puisque l'intérêt est d'identifier les chocs structurels, l'estimation de F_t et G_t séparément n'est même pas nécessaire. À cette fin, nous introduisons le vecteur conjoint suivant des facteurs $\tilde{F}_t = [F'_t, G'_t]'$ de dimension $r = r_1 + q$, tandis que les charges des facteurs correspondants sont empilées comme $\Lambda = [\Lambda', \Phi']'$. Avec cette notation, l'équation (4.13) peut être écrite comme suit :

$$\tilde{F}_t = M(L)\tilde{F}_{t-1} + \tilde{u}_t \quad (4.14)$$

Où $\tilde{u}_t = Q[u'_t, w'_t]'$. Comme la matrice $[I - \sum_i M_i(1)]$ a le rang $q = r - r_1$, nous pouvons réécrire l'équation (4.14) sous la forme d'une correction d'erreur :

$$\Delta \tilde{F}_t = \alpha_F \beta'_F \tilde{F}_{t-1} + M^*(L) \Delta \tilde{F}_{t-1} + \tilde{u}_t \quad (4.15)$$

Les matrices de coefficients des polynômes matriciels $M_{ij}^*(L)$ sont définies à partir des matrices de coefficients en équation (4.13) comme suit :

$$M_{ijl}^* = -(M_{ijl+1} + \dots + M_{ijn}) , \quad l = 1, \dots, n-1 \quad (4.16)$$

α_F et β_F sont respectivement des matrices de rang complet $r \times q$.¹⁵ L'estimation des paramètres de l'équation (4.15) est examinée dans la section (4.2). Étant donné les représentations de la correction des erreurs du modèle factoriel dynamique (équations 4.5 et 4.15), la représentation MA du modèle à correction d'erreurs augmenté de facteurs est la

14. Sur cette base, nous discutons ensuite de l'identification des chocs.

15. Pour une référence future, considérons que $\alpha_{F,\perp}$ et $\beta_{F,\perp}$ sont leurs compléments orthogonaux correspondants, qui peuvent être déterminés comme $\alpha_\perp = [I_q - c(\beta_F'^{-1}\beta')]'c_\perp$, où $c = [I_q, 0]'$ et $c_\perp = [0, I_{r_1}]'$ et de même pour $\beta_{F,\perp}$.

suivante :

$$\begin{bmatrix} X_t \\ \tilde{F}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\Lambda} \\ I_r \end{bmatrix} C_F \sum_{i=1}^t \tilde{u}_i + C_1(L) \begin{bmatrix} v_t + \tilde{\Lambda} \tilde{u}_t \\ \tilde{w}_t \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Où $C_F = \beta_{F,\perp} \omega \alpha'_{F,\perp}$ et :

$$\omega = (\alpha'_{\perp} \Xi \beta_1)^{-1} = [\alpha'_{F,\perp} (I_r - M^*(L)) \beta_{F,\perp}]^{-1}$$

Une condition nécessaire et suffisante pour l'existence de cette représentation est $|\omega| \neq 0$.

La dérivation de l'équation (4.17) est également intéressante pour comparer le cadre de modélisation de Banerjee, Marcellino et Masten (2017) à celui de Barigozzi, Lippi et Luciani (2016). Le point de départ de Barigozzi, Lippi et Luciani (2016) est la représentation de MA pour $\tilde{F}_t$, à partir de laquelle ils dérivent l'équation (4.15) en reproduisant la preuve du théorème (4.5) de Johansen (1995). Le point de départ de Banerjee, Marcellino et Masten (2017) est plutôt la représentation VAR pour $\tilde{F}_t$ (équation 4.14), qui peut être reparamétrisée comme la représentation VECM des composantes communes (équation 4.15), qu'ils combinent avec la représentation FECM des variables observables pour obtenir une représentation MA des variables observables.¹⁶ Banerjee, Marcellino et Masten (2017) se concentrent donc sur l'étude des effets du mécanisme de correction des erreurs sur les variables observables, ce qui est particulièrement commode pour élaborer un schéma d'identification des chocs structurels basé sur les effets à long terme des innovations des facteurs dynamiques sur les variables observables.

4.1.3. FECM structurel et identification des chocs

Le modèle FECM de Banerjee, Marcellino et Masten (2017) contient les facteurs $I(1)$ et $I(0)$ avec les innovations de facteurs dynamiques correspondantes. À partir de la représentation de MA (équation 4.17), nous pouvons observer que les innovations du premier groupe ont des effets permanents sur X_t , tandis que les innovations du second groupe n'ont que des effets transitoires. L'identification des innovations structurelles des facteurs dyna-

16. Comme dans le théorème (4.2) de Johansen (1995).

miques peut être effectuée séparément pour chaque groupe d'innovations structurelles ou sur les deux simultanément. Comme il est d'usage dans l'analyse des modèles SVAR, nous supposons que les innovations structurelles des facteurs dynamiques sont liées de manière linéaire aux innovations de forme réduite :

$$\varphi_t = \begin{bmatrix} \eta_t \\ \mu_t \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

H est une matrice de rang complet $(r_1 + r_2) \times (r_1 + r_2)$. η_t sont des innovations structurelles dynamiques permanentes de r_1 et μ_t sont des innovations structurelles dynamiques transitoires de r_2 . On suppose que $E\varphi_t\varphi_t' = I_{r_1+r_2}$ tel que $H\Sigma_{u,w}H' = I_{r_1+r_2}$.

La représentation MA du modèle FECM sous forme structurelle peut être obtenue en insérant les deux transformations linéaires ci-dessus des innovations de forme réduite en facteurs dynamiques dans la représentation MA du modèle FECM donnée par l'équation (4.17).

Les trois catégories de restrictions d'identification les plus courantes dans la littérature sur les SVAR sont les restrictions contemporaines, les restrictions à long terme et les restrictions liées aux signes. Bien que nous fournissions également un exemple d'identification des chocs de politique monétaire par le biais de restrictions contemporaines, la présente section se concentre sur les restrictions à long terme. Plus précisément, nous étendons l'analyse des tendances structurelles stochastiques communes de King et al. (1991) au cas des grands panels non stationnaires.¹⁷

L'identification des innovations structurelles au moyen de restrictions à long terme peut être obtenue en imposant des contraintes sur les matrices Λ et ω dans la représentation MA du modèle FECM (équation 4.17). Ainsi, nous remplaçons les effets à long terme des

17. Barigozzi, Lippi et Luciani (2017) fournissent également un exemple empirique de schéma d'identification à long terme dans un cadre de modélisation à grande échelle. Dans leur application empirique, ils imposent des restrictions à long terme sur deux variables réelles seulement, le produit intérieur brut (PIB) et l'investissement, de sorte que certains chocs nominaux pourraient encore avoir un effet à long terme non nul sur certaines des autres variables réelles observables. Au lieu de cela, notre schéma d'identification impose des effets à long terme nuls des chocs nominaux sur toutes les variables réelles observables dans les données.

innovations de la forme réduite par les facteurs u_t , c'est-à-dire :

$$\Lambda C_F \sum_{i=1}^t u_i$$

Avec les effets à long terme des innovations structurelles dénommés η_t , c'est-à-dire :

$$\Lambda^* C_F^* \sum_{i=1}^t \eta_i$$

Où les matrices Λ^* et C_F^* contiennent des restrictions motivées par la théorie économique.

Un schéma commun d'identification des chocs permanents pour des raisons économiques, proposé à l'origine par Blanchard et Quah (1989), utilise le concept de neutralité monétaire à long terme. À cet égard, leur schéma d'identification distingue les chocs réels des chocs nominaux en imposant des effets de long terme nuls du choc nominal sur les variables réelles.

Dans un cadre de cointégration, une telle approche d'identification a été formalisée par King et al. (1991).¹⁸ Ils ont analysé un système à six dimensions de variables réelles et nominales cointégrées. En imposant un rang de cointégration particulier, ils ont déterminé le sous-ensemble des innovations ayant des effets permanents. Dans ce sous-ensemble, ils ont limité à un le nombre de tendances stochastiques réelles et l'ont identifié en imposant des restrictions nulles aux variables réelles de tous les autres chocs permanents du sous-ensemble. Les autres chocs permanents ont été autorisés à avoir des effets non nuls uniquement sur le sous-ensemble des variables nominales dans le modèle VAR cointégré. Nous étendons l'approche d'identification de King et al. (1991) aux panels de données non stationnaires de grande dimension en utilisant le modèle FECM.

Le modèle FECM contient des tendances stochastiques r_1 . Considérons le cas où $r_1 = 2$. Nous avons deux facteurs $I(1)$ et voulons identifier les innovations par rapport au premier comme des chocs réels permanents et les innovations par rapport au second comme des chocs nominaux permanents. Par conséquent, il faut partitionner les variables en X_t de

18. Voir également, Warne, A. (1993). A Common Trends Model : Identification, Estimation and Inference (Working Paper). Stockholm - International Economic Studies.

telle sorte que N_1 variables réelles soient ordonnées en premier et le reste $N_2 = N - N_1$ variables nominales sont ordonnées en dernier. Le groupe de variables réelles contient diverses mesures de l'activité économique mesurées en niveaux, par exemple des indices de la production industrielle, qui sont traités comme $I(1)$. Les restrictions d'identification seraient donc que les innovations de la tendance stochastique nominale ont un effet à long terme nul sur ces variables. Étant donné que les variables nominales, par exemple les niveaux des différents indices de prix et des salaires nominaux, sont regroupées au bas du panel, la matrice de chargement restreint Λ^* aurait la structure suivante :

$$\Lambda^* = \begin{bmatrix} \Lambda_{11}^* & 0 \\ \Lambda_{21}^* & \Lambda_{22}^* \end{bmatrix}$$

Λ_{11}^* est de dimension $N_1 \times 1$ et Λ_{21}^* et Λ_{22}^* sont de dimension $N_2 \times 1$. Plus généralement, si l'objectif était de n'identifier que les chocs permanents réels avec $r_1 > 2$, la dimension de Λ_{22}^* serait $N_2 \times (r_1 - 1)$.

La matrice Λ^* peut être identifiée de la manière suivante. Premièrement, la tendance stochastique réelle est autorisée à se charger sur toutes les variables observables. Cela implique que Λ_{11}^* et Λ_{21}^* peuvent être identifiés comme des chargements sur le premier facteur - F_t^r - extrait de l'ensemble des données. Deuxièmement, nous pouvons estimer les résidus d'une projection de X_t sur F_t^r . On les désigne sous le terme ε_t^r . Puis Λ_{22}^* est identifié comme étant le poids des facteurs $(r_1 - 1)$ dénommés F_t^n extraits du bloc inférieur à dimension ε_t^r .

Il convient de noter que la diagonalité en bloc de Λ^* ne garantit pas à elle seule que les chocs nominaux n'affectent pas les variables réelles, mais nous devons également imposer les restrictions zéro correspondantes à C_F^* , puisque c'est le produit $\Lambda^* C_F^*$ qui détermine les effets à long terme des innovations des facteurs structurels sur les variables observables. Cela implique que les restrictions à effet nul à long terme exigent que le $\Lambda^* C_F^*$ soit de diagonale inférieure, ce qui est obtenu en imposant des restrictions sur C_F^* en plus de la diagonale inférieure (en bloc) du Λ^* .

Les restrictions sur les C_F^* sont imposées de la manière suivante.¹⁹ Il y a q facteurs fixes dans le système. Leurs innovations correspondantes n'ont aucun effet à long terme. Cela implique que le C_F^* a q colonnes de zéros. Sur les paramètres des colonnes r_1 restantes, nous devons imposer $r_1(r_1 - 1)/2$ restrictions de zéro. La simple identification des innovations structurelles aux facteurs est obtenue en imposant $q(q - 1)/2$ restrictions supplémentaires à H . Pour une discussion sur l'estimation de C_F^* dans le cadre de ces restrictions.

En résumé, le schéma d'identification des chocs stochastiques structurels suppose que les facteurs sont inconditionnellement non corrélés, ce qui, combiné à la structure imposée aux Λ^* et aux C_F^* , nous permet d'identifier les innovations du premier facteur estimé comme étant des chocs réels permanents (de productivité). Il convient également de noter qu'un tel schéma d'identification est basé sur les effets à long terme des innovations des facteurs dynamiques sur les variables observables, ce qui signifie qu'il est essentiel de le dériver de la représentation MA du modèle FECM dans l'équation (4.17). Étant donné que la théorie économique motive l'utilisation de l'identification des restrictions par rapport aux observables, il s'agit d'un avantage pratique de notre approche par rapport à d'autres applications où les restrictions sont spécifiées en termes de variables latentes.²⁰

4.2. Estimation du modèle FECM

Dans le modèle à facteurs dynamiques, les composantes idiosyncrasiques ε_{it} sont autorisées à être corrélées en série et faiblement corrélées entre elles.²¹ Plus précisément, le long de la dimension de la série temporelle, $\varepsilon_{it} = \gamma_i(L)\varepsilon_{it-1} + \nu_{it}$. Si $\gamma_i(L)$ contient une racine unitaire pour certains i , pour ces i , X_{it} et F_t ne sont pas cointégrés. Cependant, la factorisation $\Gamma(L)$ dans l'équation (4.6) reste valable, de sorte que la dérivation du modèle FECM ne nécessite pas l'hypothèse de composantes idiosyncratiques stationnaires. Cependant, la prise en compte de la possibilité d'erreurs idiosyncrasiques I(1) nécessite quelques

19. Pour plus de détails, voir Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer-Verlag.

20. Comme, par exemple, dans Barigozzi, Lippi et Luciani (2017).

21. Comme dans Bai (2004) et Bai et Ng (2004).

modifications de la procédure d'estimation. Par conséquent, nous discutons maintenant de l'estimation du modèle FECM en supposant d'abord que toutes les erreurs idiosyncratiques sont $I(0)$, puis nous assouplissons cette hypothèse pour tenir compte de certaines erreurs $I(1)$.

4.2.1. Estimation avec composantes idiosyncratiques stationnaires

De nombreuses raisons justifient l'hypothèse d'erreurs idiosyncratiques $I(0)$. Du point de vue de la théorie économique, les erreurs cointégrées sont peu probables car elles impliqueraient que les variables intégrées peuvent s'écarter à long terme, contrairement aux hypothèses d'équilibre général. Empiriquement, les variables intégrées qui s'écartent sont probablement peu nombreuses et d'une importance marginale.

La stationnarité de ε_{it} implique que X_{it} et F_t se cointègrent pour tout i . Cela n'implique évidemment pas que toutes les paires bivariées de variables X_{it} et X_{jt} , $j \neq i$, se cointègrent mutuellement. En fait, lorsque les erreurs idiosyncratiques sont $I(0)$, s'il y a N variables et $rI(1)$ facteurs communs, $r \leq N - 1$, alors tous les sous-ensembles de $r + 1$ variables sont cointégrés.

Avec des composantes idiosyncratiques stationnaires, le modèle FECM est conforme à la spécification du modèle factoriel dynamique analysé par Bai (2004), qui tient compte de la présence des facteurs $I(0)$ en plus des facteurs $I(1)$.

Plus précisément, l'espace couvert par les facteurs peut être estimé de manière cohérente en utilisant les composantes principales. Les estimateurs de l'espace couvert par F_t , notés $\tilde{F}$, sont les vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres r_1 de XX' normalisées de telle sorte que $F'\tilde{F}/T^2 = I$. L'espace couvert par les facteurs stationnaires G_t , noté $\tilde{G}$, peut être estimé comme les vecteurs propres correspondant aux q plus grandes valeurs propres suivantes normalisées de telle sorte que $\tilde{G}'\tilde{G}/T = I$ (Bai, 2004). Les estimateurs correspondants des *loadings* des facteurs $I(1)$ sont alors $\tilde{\Lambda} = X'\tilde{F}/T^2$, et ceux aux facteurs $I(0)$ $\tilde{\Phi} = X'\tilde{G}/T$.²² De plus, avec les espaces

22. Choi (2012) analyse l'estimateur généralisé en composantes principales qui offre certains gains d'efficacité par rapport à l'estimateur classique en composantes principales.

couverts par F_t et G_t estimés séparément, nous avons $E\|\epsilon_t^F\|^4 \leq M < \infty$, ce qui implique que $1/T^2 \sum_{t=1}^T F_t F_t'$, $1/T \sum_{t=1}^T G_t G_t'$, et les matrices de produits croisés $1/T^{3/2} \sum_{t=1}^T F_t G_t'$ et $1/T^{3/2} \sum_{t=1}^T G_t' F_t$ convergent. Les éléments de la matrice composée de ces quatre éléments convergent conjointement pour former une matrice définie positive.

En utilisant les facteurs et *loadings* estimés, les estimations des composantes communes sont $\tilde{\Lambda}\tilde{F}_t$, $\tilde{\Phi}\tilde{G}_t$, $\tilde{\Lambda}\Delta\tilde{F}_t$ et $\Phi\Delta\tilde{G}_t$, tandis que pour les relations de cointégration, il s'agit de $X_{t-1} - \tilde{\Lambda}\tilde{F}_{t-1}$. Le remplacement des facteurs réels et de leurs *loadings* par leurs équivalents estimés est autorisé tant que N est grand par rapport à T et que les hypothèses de Bai (2004) sont valables,²³ de sorte qu'il n'y a pas de problème de régression généré.²⁴

Les composantes communes et les relations de cointégration estimées peuvent ensuite être utilisées dans l'équation (4.5) pour estimer les paramètres restants de l'équation FECM par équation par les moindres carrés ordinaires. Banerjee, Marcellino et Masten (2017) démontrent au moyen d'une simulation de Monte Carlo qu'une telle approche a de très bonnes propriétés d'échantillon fini à la fois en termes d'estimation des espaces des facteurs et des réponses impulsionnelles aux chocs structurels.

Enfin, le nombre de facteurs $I(1)$ r_1 peut être estimé de manière cohérente en utilisant les critères développés par Bai (2004) appliqués aux données en niveaux. Le nombre total de facteurs statiques $r_1(p+1) + r_2(m+1)$ peut être estimé en utilisant les critères de Bai et Ng (2002) appliqués aux données différenciées.

Il convient de noter que le fait que nous puissions estimer séparément les espaces couverts par F_t et G_t sous l'hypothèse $I(0)\epsilon_{it}$ simplifie la structure et l'estimation du modèle

23. Voir « lemme 2 » de Bai (2004).

24. Ces hypothèses sont :

1. La structure factorielle commune des données ;
2. Des chargements hétérogènes avec des quatrièmes moments finis ;
3. Une orthogonalité mutuelle entre u_t , w_t , ε_{it} , λ_{it} , et ϕ_{it} ;
4. Une faible dépendance des erreurs idiosyncrasiques ;
5. N grand par rapport à T pour les facteurs $I(0)$ ($(\sqrt{T}/N \rightarrow 0)$).

FECM. En particulier, nous avons :

$$\alpha_F = \begin{bmatrix} 0 \\ \alpha_M \end{bmatrix}, \beta'_F = [0 \quad I_{r_2}], C_F = [(I_{r_1} - \hat{M}_{11}(1))]^{-1}$$

4.2.2. Estimation avec composantes idiosyncratiques non stationnaires

Bien que les erreurs idiosyncrasiques soient peu fréquentes, leur présence ne peut être exclue a priori. Il est donc pratique de disposer d'une méthode d'estimation plus générale qui les prend en compte.

Avec certains des ε_{it} étant $I(0)$, la matrice $(I - \Gamma(1))$ dans l'équation (4.5) contient des lignes de zéros pour toutes les variables ayant des composantes idiosyncrasiques $I(1)$. Une composante idiosyncrasique non stationnaire n'implique aucune cointégration entre X_{it} et F_t correspondants. Dans ce cas, il n'y a pas non plus de mécanisme de correction d'erreur correspondant dans l'équation pour ΔX_{it} dans l'équation (4.5) pour ceux i dont $\gamma_i(L)$ contient une racine unitaire.

L'estimation consistante de l'espace factoriel et des matrices de *loadings* correspondantes peut se faire comme dans Bai et Ng (2004), c'est-à-dire que l'estimateur basé sur les composantes principales est appliqué aux données transformées en $I(0)$, puis cumulé pour obtenir l'estimation de l'espace r -dimensionnel couvert par F_t et G_t , où r peut être déterminé par les critères de Bai et Ng (2002). Cette procédure ne fournit cependant pas les estimations des espaces couverts par F_t et G_t séparément. Cependant, l'utilisation du modèle FECM ne repose pas sur une estimation séparée des espaces couverts par F_t et G_t . Elle n'est absolument pas nécessaire, ni pour les prévisions ni pour l'analyse structurelle. Pour l'identification des chocs structurels basés sur des restrictions à long terme, nous n'avons besoin que des estimations d'une certaine rotation de α_F et β_F dans l'équation (4.15).²⁵ En outre, l'estimation et le test dans le modèle FECM (équation 4.15) peuvent

²⁵. Dans les applications empiriques ci-dessous, nous choisissons de fixer le bloc $q \times q$ supérieur de β_F à la matrice d'identité I_q .

être basés sur la méthodologie développée par Johansen (1995). Cela implique que nous pouvons appliquer le test de trace de Johansen pour déterminer le rang de cointégration q , et que le nombre de facteurs $I(1)$ est alors $r_1 = r - q$. Alternativement, r_1 peut être déterminé directement par les statistiques MQ proposées par Bai et Ng (2004). Dans ce cas, les paramètres de l'équation (4.15) peuvent être estimés par régression à rang réduit (Anderson, 1951).

La matrice Q qui rend compte de la singularité dynamique des innovations par rapport aux facteurs statiques peut en principe être estimée selon les modalités proposées par Stock et Watson (2005). Après avoir normalisé la matrice variance-covariance de $\tilde{u}_t$ en une matrice d'identité, ils estiment Q comme les vecteurs propres de l'échantillon de la matrice variance-covariance à long terme de X_t , pris en compte par les composantes communes $\tilde{\Lambda}\tilde{F}_t$. Pour le modèle FECM, une telle procédure est facile à appliquer. Étant donné la représentation MA du modèle FECM (équation 4.17), l'estimateur de Q serait les plus grands vecteurs propres $r_1 + r_2$ des estimations de l'échantillon de la matrice $c'_F \Lambda' \Lambda c_F$ de dimension $(r_1 + r_2) \times (r_1 + r_2)$. Pour appliquer l'estimateur, nous pouvons déterminer le nombre total d'innovations aux facteurs dynamiques $r_1 + r_2$ selon les critères proposés par Bai et Ng (2007) appliqués à l'estimation d'échantillon de la matrice variance-covariance des innovations aux facteurs statiques. On peut aussi appliquer les critères de Bai et Ng (2002) à l'estimation de la matrice de variance-covariance de ν_t , comme proposé par Stock et Watson (2005) et Amengual et Watson (2007).

L'identification des chocs structurels implique l'imposition de restrictions nulles sur le C_F^* et H . Les estimations de ces matrices peuvent alors être obtenues par maximum de vraisemblance, comme l'explique Vlaar (2004).²⁶

Les autres paramètres du modèle FECM peuvent alors être estimés comme indiqué ci-dessus. L'utilisation de facteurs estimés plutôt que de facteurs réels ne crée pas de problème de régression généré, tant que la dimension longitudinale croît plus vite que la dimension temporelle. La condition précise est que $\sqrt{T}/N$ est $O(1)$.²⁷

26. Voir également Lütkepohl (2005).

27. Voir Bai et Ng (2006a).

4.3. Évaluation de la performance prédictive du modèle FECM

4.3.1. FECM et prévision économique

La spécification de l'équation (4.5) n'est pas un modèle de prévision pratique, car elle est fortement paramétrée, ce qui rend très difficile, voire impossible, l'estimation avec les techniques standard lorsque N est grand. Par conséquent, nous nous concentrons sur la prévision d'un petit ensemble de variables, comme dans Banerjee, Marcellino et Masten (2017). Ces variables d'intérêt, un sous-ensemble de X , sont indiquées par X_A .

Selon l'équation (4.5), X_{At} se cointègre avec F_t , ce qui signifie que nous pouvons les modéliser avec une spécification de correction d'erreur. Il convient toutefois de noter que nous devons également incorporer dans le modèle les informations contenues dans les facteurs $I(0)$, c-à-d. dans G_t . Étant donné que le modèle FECM dans l'équation (4.5) peut être réécrit également comme suit :

$$\begin{aligned} \Delta X_t = & \alpha (X_{t-1} - \Lambda F_{t-1} - \Phi G_{t-1}) + \Lambda \Delta F_t + \Gamma_1(L) \Lambda \Delta F_{t-1} \\ & + \Phi \Delta G_t + \Gamma_1(L) \Phi \Delta G_{t-1} - \Gamma_1(L) \Delta X_{t-1} + \nu_t \end{aligned} \quad (4.19)$$

Cela implique que le G_t est mieux inclus dans l'espace de cointégration. De cette façon, le modèle de prévision peut s'écrire comme suit :

$$\begin{bmatrix} \Delta X_{At} \\ \Delta F_t \\ \Delta G_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_A \\ \gamma_F \\ \gamma_G \end{bmatrix} \delta' \begin{bmatrix} X_{At-1} \\ F_{t-1} \\ G_{t-1} \end{bmatrix} + B_1 \begin{bmatrix} \Delta X_{At-1} \\ \Delta F_{t-1} \\ \Delta G_{t-1} \end{bmatrix} + \cdots + B_q \begin{bmatrix} \Delta X_{At-q} \\ \Delta F_{t-q} \\ \Delta G_{t-q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{At} \\ \varepsilon_t^F \\ \varepsilon_t^G \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

L'équation (4.20) est clairement une approximation du modèle original de l'équation (4.5). Son paramétrage, dicté par la commodité empirique des applications de prévision, mérite quelques annotations. Premièrement, alors que dans le modèle (4.5), la cointé-

gration n'est qu'entre chaque variable individuelle et les facteurs²⁸, nous traitons les coefficients de cointégration δ comme non restreints. C'est parce que l'équation (4.20) n'est qu'une approximation du modèle original et omet éventuellement de nombreuses corrélations d'équations croisées significatives. Pour une raison similaire, les matrices des *loadings* γ_A , γ_F et γ_G , et les coefficients à court terme $B_1, \dots, B_q$ sont également laissés sans restriction. La structure de retard du modèle dans un tel cas ne peut pas être récupérée directement à partir des estimations de $\Gamma(L)$ et $M(L)$ dans les applications empiriques, elle est déterminée par des critères d'information appropriés. Il est à noter que l'étendue de l'erreur de spécification possible de l'équation (4.20) dépend principalement de la structure de la matrice $\Gamma(L)$ de l'équation (4.2), qui à son tour dépend de l'étendue de la corrélation croisée des erreurs idiosyncratiques. Avec $\Gamma(L)$ une matrice diagonale, les erreurs idiosyncratiques sont non corrélées et par conséquent l'équation (4.20) est très proche de l'équation (4.19). Dans un tel cas, $\delta = [\Gamma(1) - I, \Lambda, \Phi]'$, $\gamma_F = 0$ et $\gamma_G = 0$. L'ordre de décalage de l'équation (4.20) serait égal à $q = \max(n, p, m)$ et les effets contemporains de ΔF_t et ΔG_t sur ΔX_t seraient regroupés dans le terme d'erreur ε_{At} par les termes Λu_t et Φw_t .

En fonction de l'espace factoriel estimé, les autres paramètres du modèle peuvent être estimés à l'aide de la méthode de Johansen.²⁹ Le classement de δ peut être déterminé, par exemple, soit par le test de Johansen (1995), soit par la procédure de Cheng et Phillips (2009) basée sur des critères d'information.

L'estimation de l'espace couvert par les facteurs et de leur nombre dépend des propriétés des composantes idiosyncratiques ε_{it} . Dans l'hypothèse d'erreurs idiosyncratiques $I(0)$, le nombre r_1 de facteurs $I(1)$ peut être estimé de manière consistante en utilisant les critères développés par Bai (2004), appliqués aux données en niveaux. Le nombre total de facteurs statiques $r_1(p+2) + r_2(m+1)$ peut être estimé à l'aide des critères de Bai et Ng (2002), appliqués aux données en différences. L'espace couvert par les facteurs peut être estimé de façon constante à l'aide des composantes principales. F_t peut être estimé de manière

²⁸. En raison de la structure factorielle supposée des données.

²⁹. Johansen, S. (1995). *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. Oxford University Press, USA.

consistante comme étant les vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres r_1 de XX' normalisées de sorte que $\tilde{F}'\tilde{F}/T^2 = I$. Les facteurs stationnaires peuvent être estimés d'une manière consistante en tant que vecteurs propres correspondant aux q plus grandes valeurs propres suivantes normalisées de sorte que $\tilde{G}'\tilde{G}/T = I$ (Bai, 2004).

Dans le cas où ε_{it} sont $I(1)$, l'espace couvert par F_t et G_t conjointement (mais pas séparément) peut être estimé de manière cohérente en utilisant la méthode de Bai et Ng (2004) sur des données en différences.

Le remplacement des facteurs réels par leurs équivalents estimés est permis en vertu des hypothèses examinées ci-dessus et dans Bai (2004) ou Bai et Ng (2004), et également de sorte que nous n'avons pas le problème de facteurs de régression générés.

4.3.2. Résultats empiriques et interprétations

Il existe une abondante littérature sur l'utilisation de modèles VAR de petite dimension pour évaluer et prévoir les effets de la politique monétaire. Favero, Marcellino et Neglia (2005), entre autres, ont proposé d'augmenter ces modèles avec des facteurs extraits de grands ensembles de données. Conformément à cette approche et afin de fournir des preuves convaincantes sur l'utilité du modèle FECM en tant qu'outil de prévision et d'analyse macroéconomiques, nous évaluons donc la performance prévisionnelle du modèle FECM qui inclut comme variables l'indice des prix à la production (IPP), l'indice des prix à la consommation (IPC) et le taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM). En effet, nous utilisons une base de données contenant 117 variables macroéconomiques marocaines de fréquence trimestrielle (1985 :1 à 2018 :4).³⁰

Pour l'estimation des facteurs $I(1)$ à utiliser dans le FECM, nous avons retenu les 114 séries considérées comme $I(1)$ puis nous les avons cumulé par les 3 séries $I(0)$ restantes avant d'extraire les facteurs $I(1)$.

Avant le calcul des facteurs et l'estimation des modèles de prévision concurrents, les

30. Il s'agit de la base de données utilisée précédemment au niveau du chapitre 3. Les séries de données ainsi que les transformations mises en œuvre sont énumérées dans l'annexe (4.a).

données brutes ont été subies aux différentes transformations. Tout d'abord, des logarithmes naturels ont été pris pour toutes les séries chronologiques à l'exception des taux. Afin d'obtenir la stationnarité pour l'extraction des facteurs $I(0)$ utilisés dans l'analyse FAVAR, toutes les séries ont été différenciées une fois. Si séries chronologiques n'étaient pas déjà ajustées à la source, elles ont été testées pour la présence de composantes saisonnières et ajustées en conséquence avec le filtre X-11 avant les simulations des prévisions. Les grandes valeurs aberrantes sont considérées comme des observations qui s'écartent de la médiane de l'échantillon de plus de six fois de l'écart interquartile de l'échantillon.³¹ Comme dans Stock et Watson (2005), les observations aberrantes identifiées ont été fixées à la valeur médiane des cinq observations précédentes.³²

Pour le calcul des facteurs $I(1)$ inclus dans le FECM, toutes les variables sont traitées comme $I(1)$ avec une moyenne non nulle et ils sont estimés selon la méthode de Bai (2004). Pour les facteurs $I(0)$ inclus dans les modèles FAVAR et FAR (modèle autorégressif augmenté de facteurs), nous transformons d'abord les données en séries stationnaires, puis nous utilisons l'estimateur basé sur les composantes principales de Stock et Watson (2002a).

Les prévisions sont effectuées à l'aide de différents modèles concurrents. Premièrement, nous utilisons trois modèles qui sont tous basés sur les seules variables observables : un modèle autorégressif (AR), un modèle vectoriel autorégressif (VAR) et un modèle à correction d'erreurs (ECM). Afin d'évaluer le rôle des informations supplémentaires pour la prévision, le deuxième ensemble de modèles complète le premier ensemble avec des facteurs extraits de l'ensemble plus large de variables disponibles : les spécifications FAR, FAVAR et FECM sont respectivement des modèles AR, VAR et ECM augmentés de facteurs.

Pour le modèle FECM, nous utilisons deux approches pour l'extraction des facteurs. Notre premier choix est l'estimation par l'ACP à partir des données en niveaux. Comme

31. Cf. Stock, J. H. & Watson, M. W. (2002b). Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(2), 147-162, p :149.

32. Cf. Stock, J. H. & Watson, M. W. (2005). Implications of Dynamic Factor Models for VAR Analysis (Working Paper Numéro 11467). National Bureau of Economic Research.

contrôle de robustesse, nous utilisons les facteurs estimés à l'aide de la méthode de Bai et Ng (2004) appliquée sur des données différenciées : un tel modèle FECM est appelé FECMc.

Les nombres de facteurs $I(1)$ et $I(0)$ sont respectivement 1 et 3 facteurs et ils sont maintenus fixes sur la période de prévision, mais leurs estimations sont mises à jour de manière récursive. Les longueurs des retards sont déterminées par le critère d'information BIC.³³ Quant au test de cointégration pour déterminer les rangs de cointégration du ECM et du FECM, nous avons envisagé deux approches : le test de trace de Johansen (1995) et le test semi-paramétrique de Cheng et Phillips (2009) basé sur le critère d'information BIC. Les deux méthodes ont donné des résultats très similaires, mais en raison de sa moindre complexité en termes de calcul et de sa facilité de mise en œuvre dans la pratique, nous avons donné la préférence à la méthode de Cheng et Phillips.³⁴

Toutes les variables sont traitées en niveau $I(1)$ avec une tendance déterministe, ce qui signifie que les prévisions dynamiques des différences des variables (en logarithmes) à un horizon h produites par chacun des modèles concurrents sont cumulées afin d'obtenir les prévisions en niveau des h horizons. Nous considérons quatre horizons de prévision différents $h = 1, 2, 4, 8$. Contrairement à notre utilisation de prévisions itérées à h horizons (prévisions dynamiques), Stock et Watson (1988) et Stock et Watson (2002a) adoptent des prévisions directes à un horizon h , tandis que Marcellino, Stock et Watson (2006) constatent que les prévisions itérées sont souvent meilleures, sauf en présence d'une mauvaise spécification.³⁵ Dans le cadre du modèle FECM, ces prévisions sont plus faciles à établir que leurs équivalentes à h horizons. De même, les méthodes des prévisions directes et itératives, à h horizons, produisent des résultats de référence similaires sur un échan-

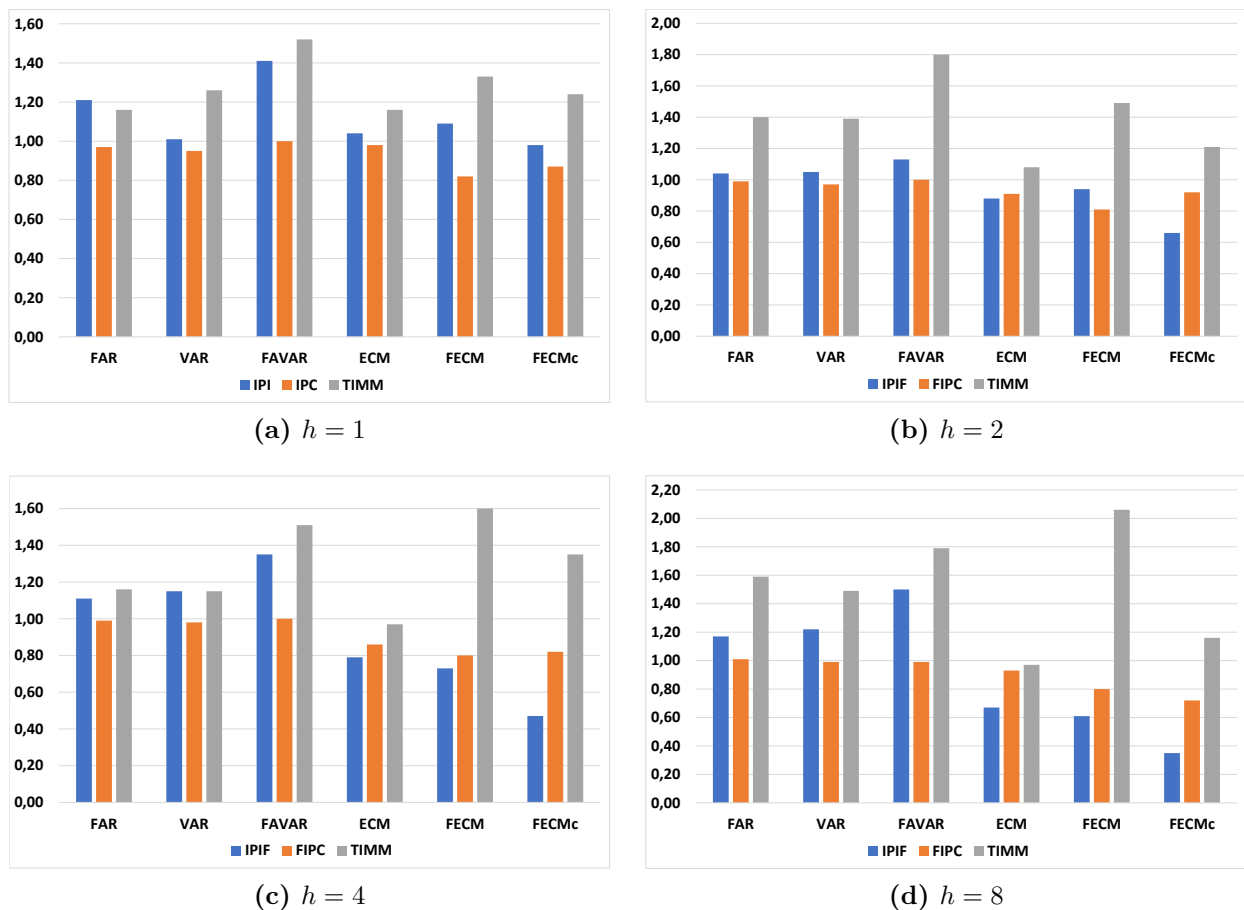
33. Nous avons également vérifié et confirmé la robustesse des résultats en utilisant le critère Hannan-Quinn (HQ).

34. Les résultats de simulation fournis par Cheng et Phillips (2009) montrent que l'utilisation du critère d'information BIC tend à conduire à une sous-estimation du rang lorsque le rang réel est peu élevé, alors qu'il donne les meilleurs résultats lorsque le rang réel de cointégration est très bas (0 ou 1). Étant donné que la sélection du modèle par le critère d'information BIC est généralement préférée pour la sélection du modèle de prévision, nous avons choisi de l'utiliser également pour tester le rang de cointégration. Cependant, nos résultats sont également robustes à l'utilisation du critère Hannan-Quinn (HQ).

35. Notre utilisation de prévisions itératives à h horizons implique que le modèle FAR est essentiellement un modèle FAVAR contenant une seule variable d'intérêt et des facteurs.

tillon d'estimation et d'évaluation commun. Les méthodologies associées au calcul des facteurs et à l'estimation des modèles de prévision sont effectués à partir de l'adaptation des codes GAUSS fournis par Banerjee, Marcellino et Masten (2014).³⁶

Dans ce contexte, les résultats des comparaisons des prévisions sont présentés sur la figure (4.1). Ces résultats sont décrits de manière détaillée dans les tableaux (4.1) - (4.2) - (4.3) - (4.4), où nous énumérons les MSE des modèles concurrents par rapport aux MSE du modèle AR à différents horizons (1, 2, 4 et 8) pour chaque variable analysée (IPP, IPC et TIMM). Les tableaux présentent également des informations sur la sélection du rang de cointégration et le nombre de retards dans chaque modèle.



Source : Résultats des simulations de l'auteur.

Figure 4.1 : Comparaison des RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 :T1 – 2018 :T4]

En se concentrant sur les tableaux (4.1) - (4.2) - (4.3) - (4.4), nous observons la su-

^{36.} Cf. Annexe (8.c).

Tableau 4.1 : RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon h=1

Variables	RMSE de AR	MSE par rapport à MSE du modèle AR					
		FAR	VAR	FAVAR	ECM	FECM	FECMc
IPP	0,93	1,21	1,01	1,41	1,04	1,09	0,98
IPC	0,75	0,97	0,95	1,00	0,98	0,82	0,87
TIMM	1,26	1,16	1,26	1,52	1,16	1,33	1,24
Retards	AR	3,00	0,00	4,00			
	FAR	1,14	1,97	1,55			
	VAR	FAVAR	ECM	FECM			
	1,00	0,00	0,69	0,00			
Rang de cointégration		ECM			FECM		
		Moyenne	Min	Max	Moyenne	Min	Max
		2,00	2,00	2,00	2,55	2,00	3,00

- **Source** : Calculs de l'auteur (*cf.* l'annexe (7)).
- **Notes** : Le test de cointégration de Cheng et Phillips (2009) et le choix du nombre de retard sont basés sur le critère BIC.
- **Données** : 1985 : T1 - 2018 : T4.
- **Prévisions** : 2012 : T1 - 2018 : T4.
- **Variables** : L'indice des prix à la production (IPP), l'indice des prix à la consommation (IPC) et le taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM).

Tableau 4.2 : RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon h=2

Variables	RMSE de AR	MSE par rapport à MSE du modèle AR					
		FAR	VAR	FAVAR	ECM	FECM	FECMc
IPP	0,85	1,04	1,05	1,13	0,88	0,94	0,66
IPC	0,69	0,99	0,97	1,00	0,91	0,81	0,92
TIMM	1,55	1,40	1,39	1,80	1,08	1,49	1,21
Retards	AR	3,00	0,00	4,00			
	FAR	1,07	0,97	1,48			
	VAR	FAVAR	ECM	FECM			
	1,00	0,00	0,66	0,00			
Rang de cointégration		ECM			FECM		
		Moyenne	Min	Max	Moyenne	Min	Max
		2,00	2,00	2,00	2,55	2,00	3,00

- **Source** : Calculs de l'auteur (*cf.* l'annexe (7)).
- **Notes** : Le test de cointégration de Cheng et Phillips (2009) et le choix du nombre de retard sont basés sur le critère BIC.
- **Données** : 1985 : T1 - 2018 : T4.
- **Prévisions** : 2012 : T1 - 2018 : T4.
- **Variables** : L'indice des prix à la production (IPP), l'indice des prix à la consommation (IPC) et le taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM).

priorité de la performance du FECM (et de FECMc) pour la prévision des variables IPP et IPC pour tous les horizons jusqu'à $h = 8$. Pour ces deux variables, le FECM (ou le FECMc) est le modèle le plus performant dans tous les cas présentés (8 cas sur 8).

Tableau 4.3 : RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon h=4

Variables	RMSE de AR	MSE par rapport à MSE du modèle AR					
		FAR	VAR	FAVAR	ECM	FECM	FECMc
IPP	1,05	1,11	1,15	1,35	0,79	0,73	0,47
IPC	0,24	0,99	0,98	1,00	0,86	0,80	0,82
TIMM	1,96	1,16	1,15	1,51	0,97	1,60	1,35
Retards	AR	3,00	0,00	4,00			
	FAR	1,00	0,97	1,34			
	VAR	FAVAR	ECM	FECM			
	1,00	0,00	0,59	0,00			
Rang de cointégration		ECM			FECM		
		Moyenne	Min	Max	Moyenne	Min	Max
		2,00	2,00	2,00	2,55	2,00	3,00

- **Source** : Calculs de l'auteur (*cf.* l'annexe (7)).

- **Notes** : Le test de cointégration de Cheng et Phillips (2009) et le choix du nombre de retard sont basés sur le critère BIC.

- **Données** : 1985 : T1 - 2018 : T4.

- **Prévisions** : 2012 : T1 - 2018 : T4.

- **Variables** : L'indice des prix à la production (IPP), l'indice des prix à la consommation (IPC) et le taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM).

Tableau 4.4 : RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR pour la période d'évaluation [2012 : T1 – 2018 : T4] pour l'horizon h=8

Variables	RMSE de AR	MSE par rapport à MSE du modèle AR					
		FAR	VAR	FAVAR	ECM	FECM	FECMc
IPP	1,43	1,17	1,22	1,50	0,67	0,61	0,35
IPC	0,15	1,01	0,99	0,99	0,93	0,80	0,72
TIMM	2,81	1,59	1,49	1,79	0,97	2,06	1,16
Retards	AR	3,00	0,00	4,00			
	FAR	1,00	1,00	1,07			
	VAR	FAVAR	ECM	FECM			
	1,00	0,03	0,45	0,00			
Rang de cointégration		ECM			FECM		
		Moyenne	Min	Max	Moyenne	Min	Max
		2,00	2,00	2,00	2,62	2,00	3,00

- **Source** : Calculs de l'auteur (*cf.* l'annexe (7)).

- **Notes** : Le test de cointégration de Cheng et Phillips (2009) et le choix du nombre de retard sont basés sur le critère BIC.

- **Données** : 1985 : T1 - 2018 : T4.

- **Prévisions** : 2012 : T1 - 2018 : T4.

- **Variables** : L'indice des prix à la production (IPP), l'indice des prix à la consommation (IPC) et le taux d'intérêt du marché monétaire (TIMM).

L'ECM, tout en étant dominé par le FECM, est néanmoins nettement meilleur que le FAR, le VAR et le FAVAR pour la variable TIMM. Ces résultats, dans leur ensemble, soulignent l'importance des deux facteurs et de la co-intégration dans les prévisions de ce

système.

En ce qui concerne la variable financière (TIMM), le FECM et le FECMc ne fournissent jamais les résultats les plus performants, tandis que l'ECM fournit le meilleur résultat de prévision dans 3 cas sur 4 (pour $h = 1$, le FAR et l'ECM sont les meilleurs modèles). En effet, l'utilisation d'informations à long terme pour la prévision de la variable financière (TIMM) est donc considérée comme limitée.

Grosso modo, des gains plus importants dans la précision des prévisions du FECM à des horizons de prévision plus courts sont conformes à Clements et Hendry (1998), qui montrent que les biais de prévision dus à l'omission des termes de correction des erreurs sont plus importants à des horizons plus courts.³⁷

4.4. Transmission des chocs de politique monétaire dans le modèle FECM

4.4.1. FECM et analyse des chocs structurels

L'identification des chocs structurels dans un modèle VAR standard repose sur l'imposition de restrictions sur les paramètres de la représentation en moyenne mobile du modèle VAR et/ou de la matrice de covariance de variance des erreurs du modèle VAR. Une approche analogue dans le cas des modèles à grande échelle implique la représentation en moyenne mobile du modèle FAVAR. Dans le cas général, cela nécessite l'estimation de la représentation VAR du modèle factoriel dynamique³⁸ ou des équations du modèle FECM dans le cas d'un grand nombre de variables non stationnaires cointégrées et non seulement celles de l'équation (4.20).

Pour éviter la contrainte de dimensionnalité dans l'estimation du modèle FAVAR ou du modèle FECM, nous devons renforcer les hypothèses concernant les propriétés des

37. Cf. Clements, M. & Hendry, D. (1998). *Forecasting Economic Time Series*. Cambridge University Press

38. Voir Lütkepohl (2014) et Stock et Watson (2005).

composantes idiosyncratiques. Plus précisément, nous supposons que l'équation (4.1) est un modèle factoriel strict : $E(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = 0$ pour tous i, j, t et $s, i \neq j$.³⁹ Cependant, la corrélation sérielle de ε_{it} est toujours autorisée sous la forme $\varepsilon_{it} = \gamma_i(L) \varepsilon_{it-1} + v_{it}$ avec les racines de $\gamma_i(L)$ situées à l'intérieur du disque unité. Dans cette hypothèse, nous pouvons écrire le polynôme retard $\Gamma(L)$ comme suit :

$$\Gamma(L) = \begin{bmatrix} \gamma_1(L) & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \gamma_N(L) \end{bmatrix}$$

Cette restriction, plus forte que les hypothèses de Bai, laisse tous ses résultats directement applicables à notre modèle, comme le confirment également les expériences de simulation rapportées par Banerjee, Marcellino et Masten (2017). Dans l'hypothèse du modèle factoriel strict, l'estimation des paramètres du modèle FECM (l'équation 4.5) est simple. En utilisant les facteurs et les *loadings* estimés, les estimations des composantes communes sont $\tilde{\Lambda}\tilde{F}_t$, $\tilde{\Phi}\tilde{G}_t$, $\tilde{\Lambda}\Delta\tilde{F}_t$ et $\tilde{\Phi}\Delta\tilde{G}_t$, tandis que pour les relations de cointégration, elles sont $X_{t-1} - \tilde{\Lambda}\tilde{F}_{t-1}$. Enfin, les composantes communes estimées et les relations de cointégration peuvent être utilisées dans l'équation (4.5) pour estimer les autres paramètres du modèle FECM par MCO, équation par équation. Dans ce cas, le remplacement des facteurs réels et de leurs *loadings* par leurs équivalents estimés est également permis en vertu des hypothèses discutées ci-dessus et dans Bai (2004), de sorte que nous n'avons pas de problème avec les variables explicatives générées.

Le modèle FECM (équation 4.5) et le modèle VAR pour la représentation des facteurs statiques (équation 4.13) sont sous forme réduite. L'identification des chocs structurels dans les modèles VAR repose généralement sur l'imposition de restrictions sur les paramètres de la représentation en moyenne mobile du modèle VAR. Pour les modèles de correction d'erreurs vectorielles, la dérivation de la représentation moyenne mobile utilise le théorème de représentation de Granger. La généralisation du théorème de représentation de Granger à de grands panels dynamiques est fournie par Banerjee, Marcellino et

39. Stock et Watson (2005) montrent dans l'ensemble de données américaines que l'hypothèse du modèle factoriel strict est généralement rejetée, mais qu'elle a une importance quantitative limitée.

Masten (2017), qui montrent que la représentation moyenne mobile de la FECM est la suivante :

$$\begin{bmatrix} X_t \\ F_t \\ G_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Lambda \\ I_{r_1} \\ 0_{r_2 \times r_1} \end{bmatrix} \omega \sum_{i=1}^t u_t + C_1(L) \begin{bmatrix} v_t + [\Lambda, \Phi] Q [u'_t, w'_t] \\ Q \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

Où $C_1(L)$ est un polynôme de matrice stable et la notation restante est comme ci-dessus.

Le modèle contient les facteurs $I(1)$ et $I(0)$ avec les facteurs dynamiques correspondants. Aux fins de l'identification des innovations structurelles à facteurs dynamiques, nous supposons qu'elles sont liées linéairement aux innovations à forme réduite en tant que :

$$\tilde{\eta}_t = \begin{bmatrix} \eta_t \\ \mu_t \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} u_t \\ w_t \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Où H est une matrice d'ordre $(r_1 + r_2) \times (r_1 + r_2)$ de rang complet. η_t sont des r_1 innovations permanentes de facteurs structurels dynamiques et μ_t sont des r_2 innovations transitoires de facteurs structurels dynamiques. Il est supposé que $E\tilde{\eta}_t\tilde{\eta}_t' = I$ tel que $H\Sigma_{u,w}H' = I$.

À partir de la représentation MA de l'équation (4.21), nous pouvons observer que les innovations du premier groupe ont des effets permanents sur X_t , tandis que les innovations du second groupe n'ont que des effets transitoires, ce qui fait du modèle FECM très utile également pour la discussion des systèmes d'identification à long terme. Banerjee, Marcellino et Masten (2017), qui montrent comment le modèle FECM peut être utilisée pour fournir une généralisation à grande échelle de l'analyse des tendances structurelles communes de King et al. (1991).⁴⁰

40. Dans la présente thèse, nous nous concentrons sur le recours aux restrictions contemporaines en comparant l'analyse des chocs de politique monétaire dans le modèle FECM à une analyse similaire de Bernanke, Boivin et Elias (2005) dans le modèle FAVAR.

4.4.2. Données et application empirique

La première analyse des chocs de la politique monétaire, en utilisant un grand nombre de variables macroéconomiques, a été élaborée par Bernanke, Boivin et Elias (2005) sur la base d'un modèle FAVAR. Le principe de leur approche réside dans la division des variables en deux blocs : les variables à évolution lente qui ne réagissent pas simultanément aux chocs de politique monétaire et les variables à évolution rapide qui le font. De plus, Bernanke, Boivin et Elias (2005) considèrent la variable de l'instrument de politique monétaire, le taux des fonds fédéraux, comme l'un des facteurs observés. Ils examinent deux méthodes d'estimation, à savoir l'estimation bayésienne et l'analyse en composantes principales. Dans cette dernière approche, la plus fréquemment utilisée dans la littérature et dans la pratique, ils estiment les K facteurs à partir de l'ensemble des variables et du sous-ensemble des variables lentes seulement (facteurs lents). Ils font ensuite une rotation des facteurs estimés par l'ensemble des variables autour du taux des fonds fédéraux au moyen d'une régression de ces facteurs sur les facteurs lents et le taux des fonds fédéraux. En raison de cette rotation des facteurs, l'analyse se poursuit avec les $K + 1$ facteurs, à savoir les K facteurs estimés faisant l'objet d'une rotation et le taux des fonds fédéraux imposé comme un facteur observable.⁴¹

La détermination des chocs de la politique monétaire est obtenue à l'aide du modèle VAR avec rotation des facteurs en supposant l'hypothèse d'un ordre récursif :

$$E(\tilde{\eta}_t \tilde{\eta}_t') = H \Sigma_{u,w} H' = I \quad (4.23)$$

Avec H^{-1} est une matrice triangulaire inférieure. Les réponses impulsionnelles des variables observées sont ensuite estimées en multipliant les réponses impulsionnelles des facteurs par les *loadings* obtenues à partir des régressions MCO des variables sur les facteurs en rotation.

Le schéma d'identification pour l'analyse des chocs de la politique monétaire peut être

41. Cf. Bernanke, B. S., Boivin, J. & Elias, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy : A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387-422.

facilement adapté au modèle FECM, ce qui nous permet d'étudier le rôle du mécanisme de correction d'erreurs dans la propagation des chocs de la politique monétaire. Nous devons introduire une modification qui rend les résultats obtenus avec le modèle FECM directement comparables à ceux du modèle FAVAR. La différence est au stade de l'estimation factorielle. Pour saisir la cointégration comme dans Bai (2004), nous estimons les facteurs à partir des données en niveaux, tandis que Bernanke, Boivin et Elias (2005) estiment les facteurs à partir des données transformées (si nécessaire) en données stationnaires $I(0)$.⁴² Cela nous donne les estimations de l'espace couvert par les r_1 facteurs $I(1)$ et les $r - r_1$ facteurs stationnaires. Comme dans Bernanke, Boivin et Elias (2005) pour le taux des fonds fédéraux, le taux d'intérêt du marché monétaire est traité comme un facteur observable et par conséquent les facteurs estimés font l'objet d'une rotation. Comme leur méthode consiste à identifier les chocs de politique monétaire à partir d'un modèle VAR de facteurs stationnaires, les premiers facteurs non stationnaires r_1 sont différenciés. L'identification des chocs de politique monétaire est ensuite obtenue à partir d'un modèle VAR de facteurs stationnaires.

Nous utilisons la même base de données macroéconomiques marocaines, utilisée précédemment au niveau du chapitre 3, qui contiennent 117 séries trimestrielles sur la période 1985 : T1 - 2018 : T4.⁴³ Pour déterminer l'ordre d'intégration des variables, nous utilisons les tests de racines unitaires (ADF et PP).⁴⁴ La seule exception concerne les variables intégrées d'ordre 2, pour lesquels nous suivons Bernanke, Boivin et Elias (2005) et les traitons comme $I(1)$ au lieu de $I(2)$. En effet, notre base de données contient 114 séries $I(1)$ et 3 séries $I(0)$. Chaque série est également testée pour la présence d'une tendance déterministe et dans le cas échéant, les séries sont corrigées avant l'estimation des équations

42. Les deux approches donnent des estimations similaires des chocs de politique monétaire. Toutefois, comme les facteurs sont estimés sur des ensembles de données d'ordre d'intégration différent, ils ne sont pas numériquement identiques.

43. Les séries de données ainsi que les transformations mises en œuvre sont énumérées dans l'annexe (4.a).

44. Voir les résultats de ces tests dans l'annexe (5).

FECM.⁴⁵

L'espace couvert par F_t et G_t est estimé par la méthode de Bai (2004), qui est cohérente en présence de composantes idiosyncratiques I(1). Les composantes principales sont extraites des données transformées en I(0) et ensuite cumulées. Les critères de Bai et Ng (2002) ont fourni un guide relativement médiocre pour la sélection du nombre total de facteurs statiques q , signalant le nombre maximum dans la plage de recherche. Pour des raisons de comparabilité avec notre analyse précédente au niveau du chapitre (3), nous avons fixé le nombre total de facteurs statiques à quatre. Pour vérifier la robustesse, nous avons répété notre analyse avec jusqu'à sept facteurs statiques. Dans tous les cas, l'approche d'Amengual et Watson (2007) indique que le nombre de facteurs dynamiques est égal au nombre de facteurs statiques.⁴⁶ L'application du test de trace de Johansen (Johansen, 1995) indique deux facteurs non stationnaires ($r_1 = 2$).⁴⁷

En outre, l'application du critère d'information de l'IPC2 de Bai (2004) aux données I(1) indique également que $r_1 = 2$. Dans l'ensemble, ces résultats indiquent que le fait de travailler avec deux facteurs I(1) dans notre application empirique semble être un choix judicieux.

Nos données utilisées contiennent à la fois des variables I(1) et I(0) que nous modélisons de la manière suivante. Désignons par X_{it}^1 les variables I(1) et par X_{it}^2 les variables I(0). Le FECM empirique est alors :

$$\Delta X_{it}^1 = \alpha_i(X_{it-1}^1 - \Lambda_j F_{t-1}) + \Lambda_i^1(L)\Delta F_t + \Phi_i^1(L)G_t + \Gamma^1(L)\Delta X_{it-1}^1 + v_{it}^1 \quad (4.24)$$

$$X_{it}^2 = \Lambda_i^2(L)\Delta F_t + \Phi_i^2(L)G_t + \Gamma^2(L)\Delta X_{it-1}^2 + v_{it}^2 \quad (4.25)$$

Le modèle pour les variables I(1) de l'équation (4.24) est un FECM, tandis que le

45. Les données sont corrigées des variations saisonnières à la source. En outre, nous avons examiné les données pour détecter les valeurs aberrantes. Les observations dépassant six fois l'écart interquartile ont été supprimées et remplacées par la médiane des cinq observations précédentes.

46. Les fonctions de réponse impulsionnelle s'avèrent être largement robustes au nombre de facteurs utilisés dans l'analyse.

47. Ce résultat est robuste au choix du nombre total de facteurs r .

modèle pour les variables $I(0)$ de l'équation (4.25) est un FAVAR standard. Le modèle FAVAR ne contient pas le mécanisme de correction d'erreurs dans les équations de ΔX_{it}^1 :

$$\Delta X_{it}^1 = \Lambda_i^1(L)\Delta F_t + \Phi_i^1(L)G_t + \Gamma^1(L)\Delta X_{it-1}^1 + v_{it}^1$$

Alors que, les équations pour X_{it}^2 sont les mêmes que celles de l'équation (4.25).

Les modèles FAVAR et FECM contiennent tous les deux trois retards endogènes, tandis que les facteurs interviennent simultanément et avec un retard supplémentaire. Ce décalage supplémentaire des facteurs sert de substitut pour les décalages potentiellement omis des variables X_j dans les équations pour X_i , $i \neq j$. La robustesse des résultats a été vérifiée en faisant varier le nombre de retards endogènes de un à six et les retards des facteurs de zéro à trois.

Pour le modèle FAVAR, nous avons fixé le nombre de retards à quatre, comme indiqué par les critères d'information de Hannan-Quinn (HQ) et bayésien (BIC). Il en résulte un modèle statistiquement bien spécifié sans autocorrélation résiduelle.

4.4.3. Réponses impulsionnelles aux chocs de politique monétaire

En vue d'évaluer l'impact de la variation du taux d'intérêt du marché monétaire et de l'offre de monnaie (M2) sur les principaux agrégats de la croissance économique et de mesurer les délais de transmission de la politique monétaire au Maroc, un choc de TIMM et de M2 ont été simulés à travers les modèles FAVAR et FECM (voir les figures 4.2 et 4.3).⁴⁸ Chaque graphique des figures (4.2) et (4.3) contient les réponses impulsionnelles obtenues avec le modèle FECM (ligne continue) et le modèle FAVAR (ligne pointillée), ainsi que les intervalles de confiance bootstrap⁴⁹ à 90 % des réponses impulsionnelles du

48. Cette estimation a été effectuée grâce à l'adaptation des codes Matlab fournis par Banerjee, Marcellino et Masten (2017), Cf. Annexe (8.b).

49. La procédure *bootstrap* permet de rééchantillonner les facteurs et les équations d'observation. Pour la construction des intervalles de confiance, nous suivons Hall (1992), voir également Lütkepohl (2005). Nous avons également essayé de corriger le biais comme dans Kilian (1998), ce qui a donné des résultats plutôt médiocres. La raison en est que le VAR factoriel dans notre cas contient exactement des racines unitaires r_1 , qui ne sont pas conservées en général, ce qui entraîne une incohérence de la procédure de correction de biais.

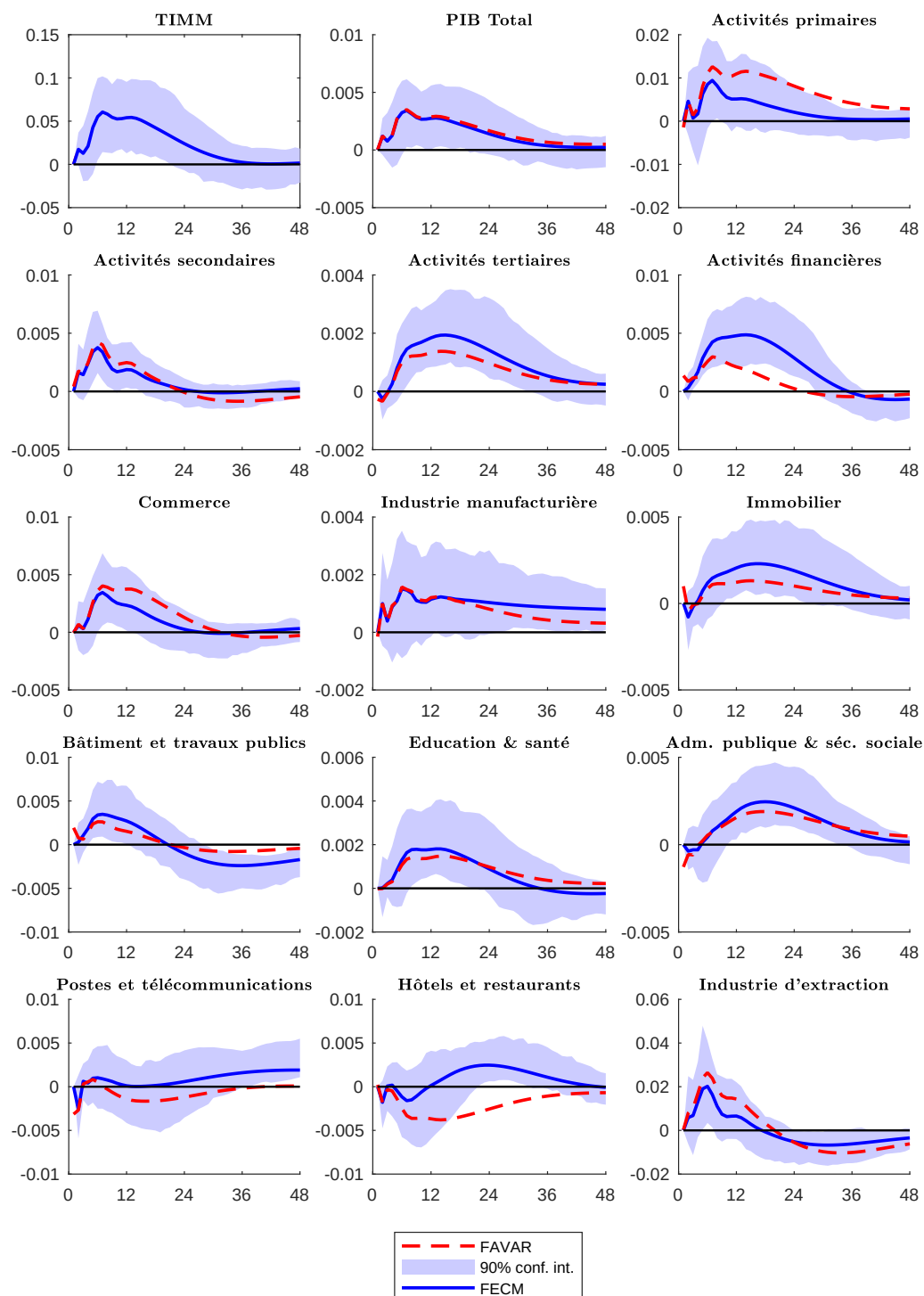
modèle FECM.⁵⁰ L'identification des chocs de la politique monétaire est obtenue avec une structure triangulaire inférieure pour la matrice H dans l'équation (4.18), le taux d'intérêt du marché monétaire (et respectivement l'offre de monnaie) étant classé en dernier dans le VAR factoriel de l'équation (4.15). L'objectif de la présentation de l'analyse des chocs de politique monétaire est de fournir une illustration supplémentaire de l'importance du mécanisme de correction des erreurs pour l'analyse structurelle avec des modèles à facteurs dynamiques.⁵¹

La figure (4.2) présente les réponses impulsionnelles de variables relatives à la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire pour une période de prévision de 48 trimestres. En réaction à ce choc, nous observons une cohérence en termes de forme fondamentale des réponses impulsionnelles entre le FAVAR et le FECM et en accord avec les antécédents économiques concernant les effets d'un choc de politique monétaire de contraction.

Tout d'abord, le TIMM a un effet positif sur lui-même pendant trente-six trimestres sur l'horizon de prévision mais il disparaît totalement après le trente-sixième trimestre. Il est évident que le « produit intérieur brut total », le PIB des « activités primaires », le PIB des « activités financières et assurances » et le PIB d'« éducation, santé et action sociale » réagissent positivement à ce choc, mais l'impact disparaît totalement au trente-sixième trimestre. Par contre, l'impact du choc sur le PIB des « activités tertiaires », le PIB d'« immobilier, location et services rendus aux entreprises » et le PIB d'« administration publique générale et sécurité sociale » persiste jusqu'au quarante-huitième. Pour le PIB des « activités secondaires » et le PIB « commerce » l'impact disparaît au vingt-quatrième trimestre. Cependant, l'impact sur le PIB « Bâtiment et travaux publics » et le PIB d'« industrie d'extraction » devient négatif après le vingt-quatrième trimestre. En

50. Pour les intervalles de confiance à 90 % des réponses impulsionnelles du modèle FAVAR respectivement aux chocs de TIMM et M2, voir les annexes (9.a) et (9.b)

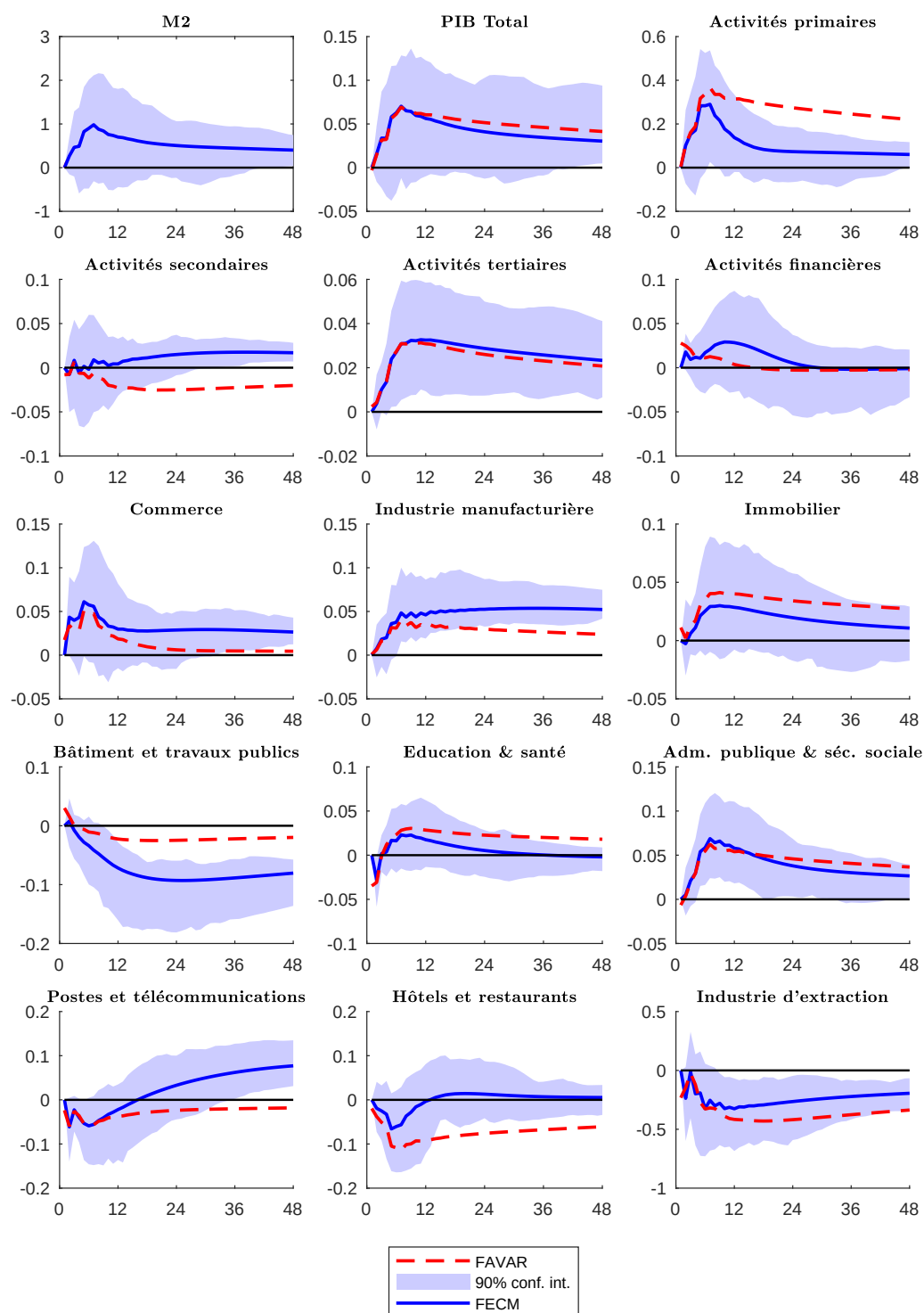
51. Notre objectif n'est pas de discuter des schémas d'identification des chocs de politique monétaire. La faiblesse du schéma de Bernanke, Boivin et Elias (2005) est que les restrictions contemporaines sont imposées aux facteurs latents et non aux variables observables. Forni et Gambetti (2010) comblent cette lacune et identifient les chocs de politique monétaire en imposant des restrictions contemporaines sur un petit nombre de variables observables. Barigozzi, Lippi et Luciani (2017), alternativement, identifient les chocs de politique monétaire en imposant des restrictions de signe sur les réponses contemporaines du taux des fonds fédéraux, du PIB et de l'indice des prix à la consommation (IPC).



Source : Simulations de l'auteur.

Figure 4.2 : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire (Intervalle de confiance FECM)

outre, le choc du TIMM a un effet positif et permanent sur le PIB d'« industrie manufacturière ». Finalement, le PIB de « postes et télécommunications » et le PIB d'« hôtels et



Source : Simulations de l'auteur.

Figure 4.3 : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc de M2 (Intervalle de confiance FECM)

restaurants » présentent une légère réaction à un choc du TIMM.

La figure (4.3) présente les fonctions de réponses impulsionnelles des différents indica-

teurs de croissance économique au Maroc à un choc de politique monétaire de M2. La figure montre clairement l'existence d'une homogénéité dans la réaction des indicateurs de la croissance économique. En outre, conformément à la théorie économique, tous les indicateurs, à l'exception de PIB « bâtiment et travaux publics » et « industrie d'extraction », augmentent en réponse à un choc de politique monétaire de contraction. Cette réaction est similaire à celle observée pour le choc du taux d'intérêt du marché monétaire dans la figure (4.2). Toutefois, le PIB de « postes et télécommunications », le PIB des « hôtels et restaurants » et le PIB d'« éducation, santé et action sociale » diminuent puis augmentent en réponse à ce choc. Pour les deux premiers indicateurs, ils grimpent après le douzième trimestre. Pour le dernier, il remonte immédiatement après une légère baisse.

Grosso modo, les figures (4.2) et (4.3) nous permettent d'observer que, pour la plupart des variables étudiées, les réponses impulsionnelles des modèles FECM et FAVAR sont significativement différentes. En effet, les résultats du benchmark ont confirmé l'importance des mécanismes de correction des erreurs pour l'analyse des réponses impulsionnelles dans le cadre des modèles à facteurs dynamiques.

Conclusion

Malgré les différentes contraintes qui caractérisent le contexte macroéconomique et institutionnel de la politique monétaire au Maroc, les chocs de la politique monétaire simulés sur la base d'un modèle FECM révèlent que les décisions de politique monétaire ont un impact significatif sur l'évolution des principaux indicateurs de la croissance économique. En effet, une hausse du taux d'intérêt du marché monétaire a un effet positif sur tous les indicateurs étudiés relatifs à la croissance économique au Maroc, à l'exception du PIB des postes et télécommunications et celui d'hôtels et restaurants dont ils présentent une légère réaction à ce choc. De même, tous les indicateurs de la croissance économique, à l'exception du PIB de bâtiment et travaux publics et celui de l'industrie d'extraction, augmentent en réponse à un choc de politique monétaire de M2.

La prise en compte de la cointégration a des effets importants sur les réponses impulsionnelles des variables relatives à la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire et comme celui de l'offre de monnaie (choc de M2), car elle révèle des différences significatives entre les réponses impulsionnelles du modèle FECM et celles du modèle FAVAR. En outre, le modèle FECM génère des réponses impulsionnelles globalement conformes à l'analyse théorique. Les expériences de simulation confirment également la pertinence des termes de correction d'erreur pour éviter les biais dans les réponses impulsionnelles aux chocs de la politique monétaire dans le modèle FAVAR. Les résultats de la simulation montrent donc que les différences entre les fonctions de réponses impulsionnelles obtenues par le modèle FECM et celles du modèle FAVAR sont plus prononcées.

Globalement, ces résultats suggèrent que le modèle FECM qui exploite les informations des variables non stationnaires pour modéliser explicitement la cointégration, fournit une extension empiriquement importante du modèle FAVAR classique pour la modélisation des chocs de la politique monétaire.

Conclusion générale

Notre travail de recherche dans le cadre de cette thèse se focalise sur l'analyse économétrique de l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc à travers l'utilisation des modèles à facteurs dynamiques non-stationnaires. Nous avons structuré nos contributions théoriques et empiriques autour de quatre axes principaux.

Dans un premier temps, nous avons exploré la littérature théorique sur la relation entre la politique monétaire et la croissance économique. L'analyse effectuée nous donne également un aperçu théorique sur la manière dont les chocs de la politique monétaire se transmettent à la croissance économique. De manière générale, il en ressort que la majorité des études précédentes tendent à soutenir un impact positif de la politique monétaire sur la croissance économique, principalement dans les économies financièrement développées et dotées de Banques centrales assez indépendantes. La relation a tendance à être plus faible dans les économies en voie de développement dont les marchés financiers sont sous-développés et faiblement intégrés aux marchés mondiaux.

Dans un tel contexte, la relation entre la politique monétaire et la croissance économique s'explique en grande partie par la taille du secteur financier et la concurrence au sein de celui-ci, par les régimes monétaires et de change et également par le degré d'ouverture. En effet, il apparaît que la politique monétaire est importante pour la croissance économique à la fois à court et à long terme, malgré la relation ambiguë qui prévaut entre les deux. Bien qu'il existe un large éventail d'études théoriques et empiriques sur la relation existante entre la politique monétaire et la croissance économique, la discussion sur les effets de la politique monétaire sur la croissance économique semble encore entourée d'un degré important d'incertitude. En fait, non seulement l'ampleur et la signification, mais même le signe des réponses de variables cruciales dépendent de la stratégie d'identification choisie, de la période d'échantillonnage, de l'ensemble d'informations considéré et des détails de la

spécification du modèle. Dans ce sens, nous proposons d'utiliser des nouvelles méthodes basées sur les modèles à facteurs dynamiques pour mesurer l'effet de la politique monétaire sur la croissance économique dans un environnement riche en données comprenant un large éventail d'informations utiles pour les Banques centrales.

Dans le deuxième chapitre, nous avons passé en revue sur les modèles à facteurs dynamiques et les principales extensions de leur cadre de base. Ces modèles ont récemment fait l'objet d'un intérêt croissant parce qu'ils peuvent résoudre certains des problèmes économétriques liés à la disponibilité accrue des données macroéconomiques et financières, tout en permettant une meilleure exploitation de l'information contenue dans ces grandes bases de données. Les modèles à facteurs dynamiques présentent donc plusieurs avantages par rapport aux outils économétriques classiques (tels que les modèles VAR ou SVAR). En effet, ils permettent de prendre en compte les informations fournies par un grand nombre de variables, qui sont résumées sous la forme d'un petit nombre de facteurs qui serviront ensuite de variables explicatives dans un modèle de régression classique. Les techniques de modélisation et d'estimation des modèles à facteurs dynamiques étudiées comprennent les représentations statique et dynamique des modèles à facteurs, les méthodes d'extraction des facteurs de petite et grande bases de données, des principales méthodes d'estimation paramétrique et non paramétrique, des tests du nombre de facteurs et des méthodes d'identification des chocs structurels. Les applications récentes des modèles de facteurs dynamiques se sont concentrées essentiellement sur l'utilisation dans l'analyse de l'impact des chocs de politique monétaire sur la macroéconomie ainsi que sur la manière dont le mécanisme de transmission de ces chocs a évolué. Globalement, la recherche théorique visant à améliorer les techniques d'estimation et les performances des modèles à facteurs dynamiques est donc en pleine expansion, tout comme les travaux empiriques utilisant ce type de modèles.

Par ailleurs, nous avons approfondi notre recherche en vue de comprendre comment les chocs de la politique monétaire affectent la croissance économique. Les chocs subis par la politique monétaire se traduisent par des variations des taux directeurs (ou de l'offre de monnaie) qui sont répercutés sur l'ensemble des taux d'intérêt. Les variations des taux

d'intérêt affectent à leur tour les conditions d'équilibre de nombreux marchés et donc la situation économique. Les mécanismes par lesquels cette modification du taux directeur et/ou de l'offre de monnaie a un impact sur la situation économique sont les canaux de transmission des chocs de politique monétaire.

Dans le troisième chapitre, notre recherche théorique sur les principaux canaux de transmission des chocs de la politique monétaire nous a conduit à les classer en deux types de base, les canaux néoclassiques dans lesquels les marchés financiers sont parfaits et les canaux non néoclassiques qui impliquent les imperfections des marchés financiers. En effet, les modèles économiques conventionnels ont expliqué comment la politique monétaire peut influencer l'économie réelle par le biais de la demande globale. Le taux d'intérêt est connu depuis longtemps comme le principal canal de transmission. Par ailleurs, une hausse du taux d'intérêt entraîne une augmentation du coût du capital, ce qui entraîne à son tour une baisse des composantes de la demande globale sensibles aux taux d'intérêt. Une augmentation des taux d'intérêt à court terme réduit les prix des actifs, ce qui réduit à son tour les dépenses de consommation par le biais des effets de richesse et les dépenses d'investissement par le biais des effets de q de Tobin.

Un autre canal important par lequel un resserrement de la politique monétaire tend à déprimer l'activité économique est le canal du crédit. Pour le canal du crédit, les effets de contraction de la politique monétaire sont transmis dans une large mesure par la diminution des prêts bancaires. De même, le canal du taux de change de la politique monétaire est crucial, en particulier dans les petites économies ouvertes. Le resserrement monétaire entraîne une appréciation du taux de change nominal. En supposant que les rigidités nominales entraînent des prix plutôt constants à court terme, il en résulte une appréciation du taux de change réel. À son tour, cela peut comprimer les exportations nettes.

Entre-temps, certains chercheurs ont alternativement montré l'importance des effets de la politique monétaire sur l'offre ou sur les coûts. Une augmentation du taux d'intérêt nominal peut avoir un effet sur la production principalement par une augmentation des coûts de production, notamment par le biais du canal coût du capital. Cela peut ensuite induire des effets sur la demande en raison de l'augmentation des prix.

Toutefois, bien que les mécanismes de transmission de la politique monétaire ont été largement étudiés dans les pays développés, ils sont peu étudiés dans les pays en voie de développement comme le Maroc.

Dans ce sens, pour mesurer l'effet des chocs de la politique monétaire (choc du taux d'intérêt du marché monétaire et d'offre de monnaie) sur la croissance économique au Maroc, nous avons eu recours à l'approche FAVAR des modèles à facteurs dynamiques. Le modèle FAVAR nous a permis d'utiliser un grand nombre de variables afin de corriger les principaux problèmes liés aux modèles VAR ou SVAR, en offrant plus de flexibilité pour modéliser la dynamique de l'économie. Il convient de noter que les résultats des estimations économétriques montrent que les réponses des variables relatives à la croissance économique ne présentent aucune anomalie marquante.

Par ailleurs, une façon d'évaluer la contribution informationnelle de la non-stationnarité dans les modèles à facteurs dynamiques est de comparer les résultats obtenus à l'aide du modèle FAVAR avec ceux obtenus à l'aide du modèle FECM.

Le quatrième chapitre porte donc sur le rôle que pourraient jouer la prise en compte de la non-stationnarité, à travers l'utilisation du modèle FECM, dans l'amélioration de l'analyse de l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique. En effet, les modèles FECM offrent deux avantages importants pour la modélisation économétrique empirique. Tout d'abord, les facteurs remplacent les informations de cointégration manquantes dans un modèle ECM standard à petite échelle. Deuxièmement, le mécanisme de correction d'erreurs peut également être inséré dans le contexte d'un grand ensemble de données. D'un point de vue théorique, vu que le modèle FECM imbrique à la fois le FAVAR et l'ECM, on peut s'attendre à ce qu'il fournisse de meilleurs résultats empiriques, sauf si les termes de correction d'erreur ou les facteurs sont peu significatifs, ou si les coefficients qui leur sont associés sont estimés de manière imprécise en raison de la petite taille de l'échantillon, ou si les hypothèses sous-jacentes qui garantissent une estimation cohérente des facteurs et des paramètres ne sont pas satisfaites.

Dans notre application de prévision, les résultats des estimations économétriques montrent que le modèle FECM est clairement le meilleur modèle de prévision pour les trois variables

étudiées (IPP, IPC et TIMM). En comparaison avec le modèle FAVAR, ces résultats soulignent clairement l'importance d'inclure les termes de correction d'erreur.

En termes d'analyse des chocs structurels, nous avons étudié l'impact des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique au Maroc en comparant les réponses des variables étudiées par le modèle FECM avec celles de l'analyse basée sur le modèle FAVAR. La forme des réponses impulsionnelles peut différer de manière significative en raison des termes de correction d'erreurs. Par exemple, des différences pertinentes sont observées pour le PIB des activités primaires, secondaires, tertiaires ainsi que celui des activités financières. L'omission des termes de correction d'erreurs dans le modèle FAVAR peut donc avoir un impact important sur les résultats empiriques.

De manière générale, nos résultats empiriques fournissent des preuves supplémentaires convaincantes que le modèle FECM constitue une extension importante des modèles classiques ECM et FAVAR, tant pour la prévision que pour l'analyse de l'impact des chocs de politique monétaire. Cette constatation, combinée à la facilité d'estimation et d'utilisation du modèle FECM, suggère qu'il pourrait être très utile pour les analyses empiriques.

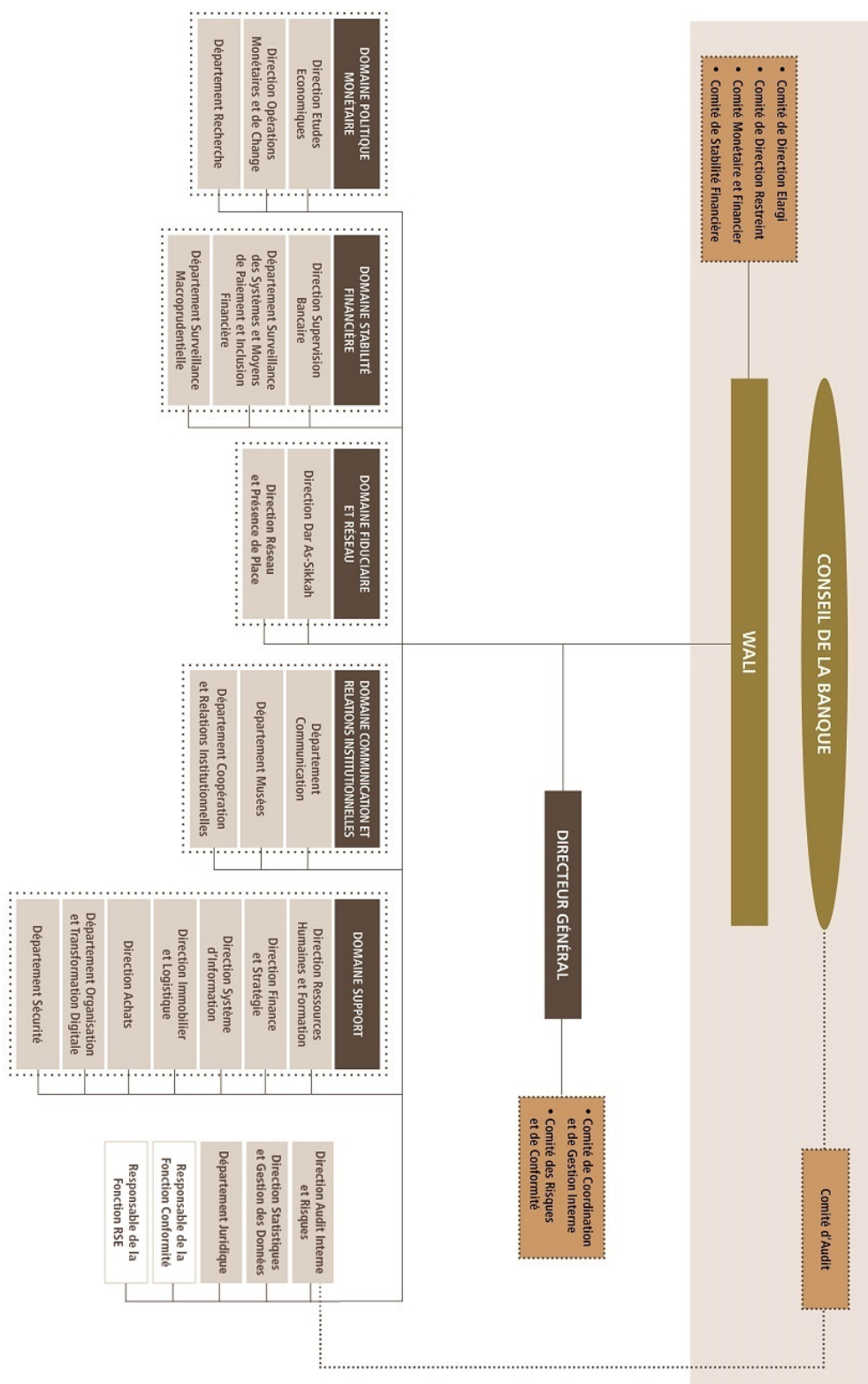
De tout ce qui précède, il ressort quelques implications pour la conduite de la politique monétaire au Maroc. Premièrement, il est important de prendre en compte l'information contenue dans les grandes bases de données macroéconomiques lors de l'analyse des impacts des chocs de la politique monétaire au Maroc. La prise en compte de ces informations permet de mieux comprendre les effets et les mécanismes de transmission des chocs de la politique monétaire. Deuxièmement, des efforts supplémentaires sont nécessaires pour développer un système financier plus résilient, plus compétitif et plus dynamique, pour diversifier davantage les alternatives de financement pour le secteur privé et pour établir un taux de change plus flexible. Troisièmement, vu que le crédit bancaire est un canal important pour la transmission de la politique monétaire et une source majeure de financement extérieur pour l'économie marocaine, il est important d'assurer le bon fonctionnement et la stabilité du système bancaire, qui est une condition *sine qua non* de la stabilité économique.

Enfin, plusieurs pistes de réflexion pourraient être explorées dans le cadre de cette

thèse. L'utilisation des modèles FAVAR à paramètres non constants au cours du temps (TV-FAVAR) pourrait permettre de déterminer si le mécanisme de transmission des chocs de politique monétaire au Maroc a évolué dans le temps et, le cas échéant, comment. Il pourrait être également intéressant d'introduire la non-linéarité dans la spécification des modèles à facteurs ce qui semble conduire à des résultats encourageants. Pour le modèle FECM, d'autres schémas d'identification, tels que les restrictions de signe, pourraient également être adoptés, ce qui peut constituer un sujet intéressant pour des recherches ultérieures.

~ ANNEXES ~

Annexe (1) : Organigramme de Bank Al-Maghrib



Source : Bank Al-Maghrib.

Annexe (2) : Décisions de politique monétaire au Maroc depuis 2010

Date	TAUX DIRECTEUR	TAUX DE LA RESERVE MONETAIRE	AUTRES DECISIONS
1 ^{er} avril 2010		Baisse de 8% à 6%	
13 avril 2011			- Extension du collatéral éligible aux opérations de politique monétaire aux certificats de dépôts. - Ajustement des périodes d'appel d'offres avec les périodes de la réserve monétaire. - Suppression des comptes sur carnets de l'assiette de calcul de la réserve monétaire.
20 septembre 2011			Introduction des opérations de prise de pension à terme plus long.
27 mars 2012	Baisse de 3,25% à 3%		Décision d'élargissement du collatéral éligible aux opérations de politique monétaire aux effets représentatifs des créances privées sur les TPME.
26 septembre 2012		Baisse de 6% à 4%	
13 décembre 2012			- Mise en œuvre de la première opération de prêts garantis par des effets privés destinés aux TPME. - Assouplissement des critères d'éligibilité des certificats de dépôts.
11 décembre 2013			Nouveau programme destiné à encourager davantage le financement bancaire des TPME.
19 décembre 2013			Suppression de la rémunération de la réserve monétaire
25 mars 2014		Baisse de 4% à 2%	
23 septembre 2014	Baisse de 3% à 2,75%		
16 décembre 2014	Baisse de 2,75% à 2,50%		
1 ^{er} juillet 2015			Nouvelle règle de répartition des avances à 7 jours tenant compte de l'effort de chaque banque en matière d'octroi des crédits à l'économie réelle et du niveau de répercussion des décisions de la Banque.
22 mars 2016	Baisse de 2,50% à 2,25%		
21 juin 2016		Augmentation de 2% jusqu'à 5%	Instauration d'une rémunération de la réserve pour les banques déployant plus d'efforts en matière d'octroi de crédit.
24 septembre 2019		Baisse de 4% à 2%	
17 décembre 2019			- Mise en place d'un mécanisme de refinancement illimité pour les prêts bancaires accordés aux groupes ciblés par le Programme intégré d'appui et de financement des entreprises. - Application d'un taux d'intérêt préférentiel de 1,25% pour le refinancement des crédits octroyés dans le cadre de ce programme

Source : Bank Al-Maghrib.

Annexe (3) : Aperçu sur l'analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique qui utilise des principes mathématiques sous-jacents pour transformer un certain nombre de variables éventuellement corrélées en un plus petit nombre de variables appelées composantes principales. Elle vise à expliquer la structure de variance-covariance d'un ensemble de variables par quelques combinaisons linéaires de ces variables. Ses objectifs principaux sont la réduction et l'interprétation des données.

1. Description du modèle

Bien que les composantes soient nécessaires pour reproduire la variabilité totale du système, une grande partie de celle-ci peut souvent être expliquée par un petit nombre k de composantes principales. Les k composantes principales peuvent alors remplacer les p variables initiales. Les analyses en composantes principales sont davantage un moyen d'atteindre une fin qu'une fin en soi, parce qu'elles servent souvent d'étapes intermédiaires dans des modèles beaucoup plus importants, comme les modèles à facteurs dynamiques. Algébriquement, les composantes principales sont des combinaisons linéaires particulières des p variables aléatoires $X_1, X_2, \dots, X_p$. Géométriquement, ces combinaisons linéaires représentent la sélection d'un nouveau système de coordonnées obtenu par la rotation du système original avec $X_1, X_2, \dots, X_p$ comme axes de coordonnées. Les nouveaux axes représentent les directions à variabilité maximale et fournissent une description plus simple et plus parcimonieuse de la structure de covariance.

Soit le vecteur aléatoire $X^t = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ où t signifie « transformé » et Σ est la matrice de covariance avec valeurs propres $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$.

Considérons les combinaisons linéaires suivantes :

$$\begin{aligned} Y_1 &= a_1^t X = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p \\ Y_2 &= a_2^t X = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p \\ &\vdots \\ Y_p &= a_p^t X = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p \end{aligned}$$

Nous avons ensuite :

$$\text{Var}(Y_i) = \mathbf{a}_i^t \Sigma \mathbf{a}_i, \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = \mathbf{a}_i^t \Sigma \mathbf{a}_k, \quad i, k = 1, 2, \dots, p$$

Les composantes principales sont les combinaisons linéaires non corrélées $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$ dont les variances sont maximales. La première composante principale est la combinaison linéaire avec une variance maximale, c'est-à-dire qu'elle maximise $\text{Var}(Y_1) = \mathbf{a}_1^t \Sigma \mathbf{a}_1$. Mais il est clair que $\text{Var}(Y_1) = \mathbf{a}_1^t \Sigma \mathbf{a}_1$ peut être augmenté en multipliant $\mathbf{a}_1$ par une constante. Pour éliminer cette indétermination, il est commode de se concentrer sur les vecteurs de coefficient qui sont unitaires. Nous définissons donc ce qui suit :

- Première composante principale = combinaison linéaire $\mathbf{a}_1^t X$ qui maximise $\text{Var}(\mathbf{a}_1^t X)$ sous réserve que $\mathbf{a}_1^t \mathbf{a}_1 = 1$.
- Deuxième composante principale = combinaison linéaire $\mathbf{a}_2^t X$ qui maximise $\text{Var}(\mathbf{a}_2^t X)$ sous réserve que $\mathbf{a}_2^t \mathbf{a}_2 = 1$ et $\text{Cov}(\mathbf{a}_1^t X, \mathbf{a}_2^t X) = 0$.
- $\vdots$
- $i^{\text{ème}}$ composante principale = combinaison linéaire $\mathbf{a}_i^t X$ qui maximise $\text{Var}(\mathbf{a}_i^t X)$ sous réserve que $\mathbf{a}_i^t \mathbf{a}_i = 1$ et $\text{Cov}(\mathbf{a}_i^t X, \mathbf{a}_k^t X) = 0$ pour $k < i$.

Soit Σ la matrice définie positive et symétrique, la matrice de covariance associée au vecteur aléatoire est $X^t = [X_1, X_2, \dots, X_p]$. Soit Σ possède les paires valeur propre - vecteur propre $(\lambda_1, \mathbf{e}_1), (\lambda_2, \mathbf{e}_2), \dots, (\lambda_p, \mathbf{e}_p)$ où $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ et les vecteurs propres ont des normes unitaires. La $i^{\text{ème}}$ composante principale est alors donnée par :

$$Y_i = \mathbf{e}_i^t X = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p, \quad i = 1, \dots, p$$

En effet :

$$\text{Var}(Y_i) = \mathbf{e}_i^t \Sigma \mathbf{e}_i = \lambda_i, \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = \mathbf{e}_i^t \Sigma \mathbf{e}_k, \quad i \neq k$$

En cas de valeurs propres multiples, les choix des vecteurs de coefficient correspondants $\mathbf{e}_i$ et donc Y_i , ne sont pas uniques. Seuls les sous-espaces sont donc uniques. Ainsi, les

composantes principales ne sont pas corrélées et elles ont des variances égales aux valeurs propres de Σ .

Soit $X^t = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ ont une matrice de covariance Σ , avec des paires valeur propre - vecteur propre $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ où $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$. Soit $Y_1 = e_1^t X, Y_2 = e_2^t X, \dots, Y_p = e_p^t X$ sont les composantes principales. La variance totale des données est alors égale à la variance totale des composantes.

La proportion de la variance totale due à (expliquée par) la $k^{\text{ième}}$ composante principale est donnée par :

$$\frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad k = 1, 2, \dots, p$$

Si la majeure partie de la variance totale, pour les grandes p , peut être attribuée à la première, à la deuxième ou à la troisième composante, alors ces composantes peuvent « remplacer » les p variables originales sans grande perte d'information.

Chaque composante du vecteur de coefficients $e_i^t = [e_{i1}, \dots, e_{ik}, \dots, e_{ip}]$ mérite également d'être examinée. L'ampleur de e_{ik} est proportionnelle au coefficient de corrélation entre Y_i et X_k .

Si $Y_1 = e_1^t X, Y_2 = e_2^t X, \dots, Y_p = e_p^t X$ sont les composantes principales obtenues à partir de la matrice de covariance Σ , on obtient alors :

$$\rho_{Y_i, X_k} = \frac{e_{ik} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}}, k = 1, 2, \dots, p$$

Ce sont les coefficients de corrélation entre les composantes Y_i et les variables X_k .

Bien que les corrélations entre les variables et les composantes principales aident souvent à interpréter les composantes, elles ne mesurent que la contribution univariée d'un individu X à une composante Y . Pour cette raison, certains statisticiens recommandent de n'utiliser que les coefficients e_{ik} , et non les corrélations, pour interpréter les composantes. Mais en pratique, les variables à coefficients relativement élevés (en valeur absolue) ont tendance à avoir des corrélations relativement importantes, de sorte que les deux mesures d'importance, la première multivariée et la seconde univariée, donnent souvent des résultats similaires. Nous recommandons d'examiner à la fois les coefficients et les corrélations afin de faciliter l'interprétation des composantes principales.

2. Nombre de composants à extraire

Il y a toujours la question du nombre de composants à retenir. Cependant, il n'y a pas de réponse définitive à cette question. Les éléments à prendre en compte sont notamment le poids de la variance totale expliquée de l'échantillon, la taille relative des valeurs propres et les interprétations des composantes. Une aide visuelle utile pour déterminer un nombre approprié de composantes principales correspond à un tracé d'éboulis de valeurs propres (*scree plot*). Rappelons qu'un *scree plot* est un tracé des valeurs propres les plus grandes et les plus petites en fonction de leur nombre. Pour déterminer le nombre approprié de composantes, nous recherchons un point d'inflexion dans le tracé de l'éboulis de valeurs propres. Le nombre de composantes est considéré comme le point auquel les valeurs propres restantes sont relativement petites et toutes de la même taille.

3. Interprétation des composantes principales

Comme les composantes principales sont des combinaisons linéaires des variables d'origine, il est souvent nécessaire d'interpréter ou de donner un sens à la combinaison linéaire. On peut utiliser les pondérations (*loadings*) pour interpréter les composantes principales. Plus les pondérations d'une variable en valeur absolue sont élevées, plus elle a d'influence sur la formation du score de la composante principale et vice versa. Par conséquent, on peut utiliser les coefficients de pondération pour déterminer quelles variables ont une influence sur la formation des composantes principales et on peut ensuite attribuer une signification ou une appellation à la composante principale.

Annexe (4.a) : Description des données

La base de données est composée de 117 séries temporelles à fréquence trimestrielle allant de 1985 :T1 à 2018 :T4. Les variables « rapides » sont notées avec un astérisque (*), le bloc des variables restant est considéré comme « lente ». La transformation des variables pour les rendre stationnaires se fait selon les codes de transformation (TC) ci-dessous :

- (1) - Série en niveau : $X_{it} = Y_{it}$
- (2) - Première différence : $X_{it} = \Delta Y_{it}$
- (3) - Deuxième différence : $X_{it} = \Delta^2 Y_{it}$
- (4) - Log de série en niveau : $X_{it} = \log Y_{it}$
- (5) - Première différence de log : $X_{it} = \Delta \log Y_{it}$
- (6) - Deuxième différence de log : $X_{it} = \Delta^2 \log Y_{it}$

#	Mnémonique	Description	CT
Produits intérieur brut par branches d'activités, base 2007 (MDH)			
1	PIBT	Produit intérieur brut (Total)	5
2	PIBAFA	PIB : Activités financières et assurances	5
3	PIBAP	PIB : Activités primaires	5
4	PIBAPGSS	PIB : Administration publique générale et sécurité sociale	5
5	PIBAS	PIB : Activités secondaires	5
6	PIBASNF	PIB : Autres services non financiers	5
7	PIBAT	PIB : Activités tertiaires	5
8	PIBBTP	PIB : Bâtiment et travaux publics	5
9	PIBCO	PIB : Commerce	5
10	PIBEGE	PIB : Electricité, gaz et eau	5
11	PIBESAS	PIB : Education, santé et action sociale	5
12	PIBHP	PIB hors primaire	5
13	PIBHR	PIB : Hôtels et restaurants	5
14	PIBIE	PIB : Industrie d'extraction	5
15	PIBILSE	PIB : Immobilier, location et services rendus aux entreprises	5
16	PIBIM	PIB : Industrie manufacturière	5
17	PIBIPNS	PIB : Impôts sur les produits net des subventions	5
18	PIBPT	PIB : Postes et télécommunications	5
19	PIBTBA	PIB : Total des branches d'activité	5
20	PIBTR	PIB : Transports	5
21	PIBVNA	PIB : VA non agricole	5
Production nationale par branches d'activités, base 2007 (MDH)			
22	PNTBA	PN : Total des branches d'activité	5
23	PNADP	PN : Administration publique générale et sécurité sociale	5
24	PNAFA	PN : Activités financières et assurances	5
25	PNAP	PN : Activités primaires	5
26	PNASNF	PN : Autres services non financiers	5

#	Mnémonique	Description	CT
27	PNBTP	PN : Bâtiment et travaux publics	5
28	PNCOM	PN : Commerce	5
29	PNEGE	PN : Electricité, gaz et eau	5
30	PNESAS	PN : Education, santé et action sociale	6
31	PNHR	PN : Hôtels et restaurants	5
32	PNIE	PN : Industrie d'extraction	5
33	PNILSRE	PN : Immobilier, location et services rendus aux entreprises	6
34	PNIMAN	PN : Industrie manufacturière	5
35	PNPT	PN : Postes et télécommunications	5
36	PNRAPE	PN : Raffinage de pétrole et autres produits d'énergie	2
37	PNTR	PN : Transports	5
Revenu national brut disponible, base 2007 (En million de DH)			
38	RDCF	Dépenses de consommation finale	5
39	RDCFADP	Dépenses de consommation finale administrations publiques	5
40	RDCFMEN	Dépenses de consommation finale ménages	2
41	RNB	Revenu national brut	2
42	RNBD	Revenu national brut disponible	2
43	RPNPE	Revenu de la propriété net en provenance de l'extérieur	2
44	RTCNPE	Transferts courants nets en provenance de l'extérieur	5
Dépense nationale brute			
45	DFDNB	Déflateur de la dépense nationale brute	2
46	DNBDH	Dépense nationale brute (unités de monnaie locale en courantes)	5
47	DNBDHCS	Dépense nationale brute (unités de monnaie locale en dollars constants)	5
48	DNBPRPIB	Dépense nationale brute (% du PIB)	2
Dépense de consommation finale			
49	CFDHC	Dépense de consommation finale (DH courant)	5
50	CFDHCS	Dépense de consommation finale (DH constant)	5
51	CFM	Consommation finale des ménages aux prix courant	5
52	CFMPPIB	Dépense de consommation finale des ménages et des ISBLSM (% du PIB)	2
53	CFN	Dépenses de consommation finale, nominaux, monnaie nationale	5
54	CFNPIB	Dépenses de consommation finale, nominales, rapport au PIB, pourcentage	2
55	CFNSP	Dépenses de consommation finale, secteur privé, nominal, DH	2
56	CFPPIB	Dépense de consommation finale (% du PIB)	2
57	CFSP	Dépenses de consommation finale, secteur public, DH	5
Investissements			
58	TINV	Taux d'investissement	2
59	TINVB	Taux d'investissement brut	2

#	Mnémonique	Description	CT
60	IDEEN	Investissements directs étrangers, entrées nettes (% du PIB)	2
61	IDESN	Investissements directs étrangers, sorties nettes (% du PIB)	2
62	FBCFP	Formation brute de capital fixe (% de croissance)	2
63	FBCFCS	Formation brute de capital fixe (DH constants)	5
64	FBCFC	Formation brute de capital fixe (DH courants)	5
Monnaie (En MDH)			
65	M1*	M1	5
66	M2*	M2	5
67	M3*	M3	5
68	MAORV*	Avoirs officiels de réserve	2
69	MBMMEC*	Billets et monnaies mis en circulation	5
70	MCAT*	Comptes à terme et bons de caisse auprès des banques	2
71	MCEBK*	Comptes d'épargne auprès des banques	4
72	MCIRF*	Circulation fiduciaire	5
73	MCN*	Créances nettes de BAM	2
74	MCREA*	Créances	2
75	MCRIP*	Monnaie scripturale	2
76	MDAV*	Dépôts à vue auprès de BAM	2
77	MDAVB*	Dépôts à vue auprès des banques	2
78	MDAVT*	Dépôts à vue auprès du Trésor	2
79	MENCB*	Encaisses des banques	2
80	MENG*	Engagements	2
81	MPAV*	Placements à vue	5
82	MRIN*	Réserves Internationales Nettes	2
83	MAAM*	Autres actifs Monétaires	2
Indicateurs boursiers			
84	BCA*	Chiffre d'affaires de la bourse (En MDH)	2
85	BCB*	Capitalisation boursière (En millions DH)	2
86	BDIV*	Dividendes (En Millions de DH)	5
Epargne nationale brute base 2007 (En million de Dh)			
87	ENB	Epargne national brute	2
88	EIB	Epargne intérieure brute	2
89	EEXT	Epargne extérieure	2
Inflation, Indice des prix à la consommation			
90	FIDPIB	Inflation, déflateur du PIB (en %)	2
91	FIC	Inflation, prix à la consommation (en %)	1
92	FIPC	Indice des prix à la consommation (2010 = 100)	4
93	FIPCA	IPC, Période correspondante de l'année précédente (en %)	2
94	FIPCTP	IPC, Période précédente (en %)	1
Indice des prix à la production industrielle			
95	IPIF	Indice des prix à la production industrielle, fabrication	2
96	IPIM	Indice des prix à la production industrielle, mines	2

#	Mnémonique	Description	CT
Taux de chômage			
97	CHM	Taux de chômage	2
Taux de change			
98	TCRTDTS*	Liquidité internationale, Réserves totales à l'exclusion de l'or, devises, DTS (Million)	2
99	TCRTUSD*	Liquidité internationale, Réserves totales à l'exclusion de l'or, devises étrangères, dollars É.-U. (Million)	2
100	TCDHDTS*	Taux de change, DH par DTS, moyenne de la période	2
101	TCDHEUR*	Taux de change, DH par euro, Moyenne de la période	1
102	TCDHUSD*	Taux de change, DH par Dollar US, moyenne de la période	2
103	TCEN*	Taux de change, Taux de change effectif nominal, Indice	2
Taux d'intérêt			
104	TIDEP*	Taux d'intérêt, Dépôt,	2
105	TIESC*	Taux d'intérêt, escompte	2
106	TIMM*	Taux d'intérêt, marché monétaire %	2
107	TIROE*	Taux d'intérêt, rendement des obligations d'Etat, à court et moyen terme %	2
Commerce extérieur			
108	BEPID	Balance extérieure des biens et services (% du PIB)	2
109	CPIB	Commerce (% du PIB)	2
110	EXPDH	Exportations de biens et services (DH courant)	2
111	EXPDHCS	Exportations de biens et services (DH constant)	2
112	EXPPIB	Exportations de biens et services (% du PIB)	2
113	IMPDH	Importations de biens et services (DH courant)	2
114	IMPDHCS	Importations de biens et services (DH constant)	2
115	IMPPIB	Importations de biens et services (% du PIB)	2
116	SEDH	Solde extérieur en biens et services (DH courant)	2
117	SEDHCS	Solde extérieur en biens et services (DH constant)	2

- Source : Tableau élaboré par nos soins.

Annexe (4.b) : Statistiques descriptives

#	Variables	Moyenne	Médiane	Minimum	Maximum	Écart-type	C.V.
1	PIBT	1,35E+05	1,14E+05	35579	2,81E+05	71098	0,5271
2	PIBAFA	6213,1	4751,1	1488,6	12643	3463,5	0,5575
3	PIBAP	17708	16205	4478,2	36129	8342,2	0,4711
4	PIBAPGSS	11420	9267,4	2656,7	25526	6892,5	0,6036
5	PIBAS	35209	28645	10987	76766	18341	0,5209
6	PIBASNF	1898	1643,2	528,14	3629,4	972,45	0,5124
7	PIBAT	67544	57980	16749	1,39E+05	37466	0,5547
8	PIBBTP	6743,4	5150	1638,7	15165	4485,4	0,6652
9	PIBCO	12651	12115	4554,6	22452	5089,7	0,4023
10	PIBEGE	2799,1	2493,9	592,07	7233	1617,2	0,5778
11	PIBESAS	11000	9693,3	2948	21052	6076,5	0,5524
12	PIBHP	1,17E+05	98869	31100	2,49E+05	62933	0,5371
13	PIBHR	2830,2	2115,7	639,7	7626,5	1776,4	0,6277
14	PIBIE	3204,2	1943	1053,3	9344,7	2420	0,7553
15	PIBILSE	13998	10012	2130,9	35305	10220	0,7301
16	PIBIM	22462	19111	7241,5	46301	10342	0,4604
17	PIBIPNS	14425	12244	3364,3	34042	7507,4	0,5205
18	PIBPT	3473	3572,2	411,71	7345,6	2308,9	0,6648
19	PIBTBA	1,20E+05	1,02E+05	32214	2,47E+05	63918	0,5306
20	PIBTR	5135,3	4767	1391	11035	2529,3	0,4925
21	PIBVNA	1,03E+05	86625	27736	2,17E+05	56712	0,5481
22	PNTBA	2,24E+05	1,94E+05	62732	4,39E+05	1,13E+05	0,5061
23	PNADP	16178	13115	3968,9	35748	9551,5	0,5904
24	PNAFA	8536,5	6247,9	1871,1	18664	5139,6	0,6021
25	PNAP	27680	26052	7635,1	51422	12332	0,4455
26	PNASNF	2703	2380,8	831,3	5130,6	1289,4	0,4770
27	PNBTP	16814	13739	4146,7	35249	10592	0,6300
28	PNCOM	19256	18147	6676,3	34185	8041,8	0,4176
29	PNEGE	4836,9	3958,2	995,67	11657	2968	0,6136
30	PNESAS	12977	10836	3578,4	43805	7762,9	0,5982
31	PNHR	4843,9	3833,8	1230,7	11322	2656,5	0,5484
32	PNIE	4525,9	2964,8	1423	10484	2879,2	0,6362
33	PNILSRE	14786	11840	2507,3	34432	9781,6	0,6616
34	PNIMAN	77267	69333	25046	1,61E+05	33921	0,4390
35	PNPT	4769,5	4704,4	513,04	9712,1	3385,9	0,7099
36	PNRAPE	4096,9	2360,5	-465,04	13734	3668,8	0,8955
37	PNTR	9066,1	7639	1919,8	20166	5487,8	0,6053
38	RDCF	1,04E+05	85760	27541	2,19E+05	55318	0,5304
39	RDCFADP	24574	20283	5983,1	53406	14181	0,5771
40	RDCF MEN	79349	65477	21558	1,65E+05	40670	0,5125
41	RNB	1,27E+05	1,05E+05	34009	2,65E+05	66401	0,5241
42	RNBD	1,43E+05	1,22E+05	36418	2,97E+05	75983	0,5322
43	RPNPE	-2444,7	-2054,9	-5952,3	-80,031	1434,5	0,5868
44	RTCNP	10353	9280,4	2409,1	21331	6062,8	0,5856
45	DFDNB	89,816	89,904	55,334	110,83	16,092	0,1792
46	DNBDH	1,47E+11	1,17E+11	3,87E+10	3,10E+11	8,16E+10	0,5552
47	DNBDHCS	1,53E+11	1,29E+11	7,00E+10	2,80E+11	6,27E+10	0,4090
48	DNBPRPIB	107,24	105,9	99,809	115,36	3,8725	0,0361
49	CFDHC	1,05E+11	8,58E+10	2,75E+10	2,15E+11	5,58E+10	0,5333
50	CFDHCS	1,10E+11	9,57E+10	5,33E+10	1,91E+11	3,95E+10	0,3591
51	CFM	78252	65477	21558	1,70E+05	38969	0,4980
52	CFMPPIB	59,705	59,684	56,486	63,388	1,8617	0,0312
53	CFN	1,07E+05	91061	28469	2,18E+05	54565	0,5105
54	CFNPIB	79,742	79,978	75,928	83,802	2,0166	0,0253
55	CFNSP	84847	72048	23231	1,74E+05	42685	0,5031
56	CFPPIB	77,516	77,729	74,035	81,168	1,9894	0,0257
57	CFSP	22028	18486	5238	44111	11963	0,5431
58	TINV	27,151	26,597	21,642	34,605	3,2863	0,1210
59	TINVB	27,862	27,466	19,531	39,459	5,5708	0,1999
60	IDEEN	2,0057	1,9478	-0,018499	7,5381	1,4694	0,7326

#	Variables	Moyenne	Médiane	Minimum	Maximum	Écart-type	C.V
61	IDESN	0,24631	0,079698	-0,035762	0,94834	0,27354	1,1106
62	FBCFP	5,2429	4,8302	-5,1703	17,804	5,5542	1,0594
63	FBCFCS	3,86E+10	3,20E+10	1,41E+10	7,00E+10	1,94E+10	0,5028
64	FBCFC	3,84E+10	2,97E+10	9,09E+09	8,03E+10	2,31E+10	0,6028
65	M1	3,07E+05	2,07E+05	36348	8,40E+05	2,43E+05	0,7913
66	M2	3,64E+05	2,47E+05	39184	9,99E+05	2,90E+05	0,7990
67	M3	4,93E+05	3,39E+05	52957	1,31E+06	3,92E+05	0,7955
68	MAORV	1,01E+05	97099	692,55	2,53E+05	80810	0,7963
69	MBMMEC	93407	68251	15206	2,48E+05	66729	0,7144
70	MCAT	84970	79594	11737	1,71E+05	52181	0,6141
71	MCEBK	51969	33386	2106	1,59E+05	48036	0,9243
72	MCIRF	88872	65519	14625	2,34E+05	62935	0,7082
73	MCN	10204	6849,5	-7826,9	26459	11054	1,0833
74	MCREA	15310	17013	3825,5	26816	7419	0,4846
75	MCRIP	2,19E+05	1,41E+05	21723	6,08E+05	1,80E+05	0,8258
76	MDAV	1820,6	1547,5	260,07	7807,1	1177,1	0,6466
77	MDAVB	1,93E+05	1,23E+05	19125	5,43E+05	1,62E+05	0,8353
78	MDAVT	21519	14127	958,67	62443	18805	0,8739
79	MENCB	4534,8	2854,2	552	14619	3853	0,8497
80	MENG	5105,6	3951,5	160,41	24481	5988,1	1,1728
81	MPAV	56148	39985	2835,7	1,59E+05	47412	0,8444
82	MRIN	99838	96792	391,65	2,48E+05	79242	0,7937
83	MAAM	1,30E+05	90596	13773	3,09E+05	1,03E+05	0,7927
84	BCA	34565	22379	166,47	3,26E+05	46612	1,3485
85	BCB	2,40E+05	1,29E+05	2378,4	6,69E+05	2,30E+05	0,9590
86	BDIV	9121,3	4155,2	205,46	24807	9062,8	0,9936
87	ENB	38498	35700	8216,2	77391	21114	0,5485
88	EIB	30590	28103	7943,4	63981	16061	0,5251
89	EEXT	7908,7	7341,5	272,82	16789	5341,9	0,6754
90	FIDPIB	2,3288	1,2424	-0,83204	9,0533	2,5478	1,0941
91	FIC	2,9282	1,9828	0,3437	9,4567	2,3585	0,8054
92	FIPC	82,931	85,238	43,736	111,28	19,446	0,2345
93	FIPCA	2,9358	2,1653	-0,52824	10,912	2,498	0,8509
94	FIPCTP	0,69925	0,58587	-1,7879	4,3842	0,97219	1,3903
95	IPIF	80,003	78,87	40,402	121,5	22,095	0,2762
96	IPIM	89,463	77,353	47,854	170,23	29,406	0,3287
97	CHM	13,081	12,5	7,5	23,231	3,7377	0,2857
98	TCRTDTS	7347,8	6522,3	61,143	17367	5782	0,7869
99	TCRTUSD	10756	8165	72	26314	8652,2	0,8044
100	TCDHDTs	12,671	12,92	9,5424	14,636	1,0431	0,0823
101	TCDHEUR	10,621	10,915	6,75	11,47	0,8001	0,0753
102	TCDHUSD	9,0604	8,8256	7,3422	11,649	0,88136	0,0973
103	TCEN	96,912	100,68	74,792	109,17	9,1123	0,0940
104	TIDEP	5,6104	4,8433	3,0367	8,5	2,0841	0,3715
105	TIESC	5,0694	4	2,25	8,5	2,2736	0,4485
106	TIMM	6,1408	3,65	2,09	12,42	3,7607	0,6124
107	TIROE	6,815	5,79	2,3	11,33	3,2893	0,4827
108	BEPIB	-7,2411	-5,8998	-15,357	0,19108	3,8725	0,5348
109	CPIB	63,821	59,679	46,789	90,018	13,778	0,2159
110	EXPDH	4,16E+10	3,28E+10	9,34E+09	1,11E+11	2,86E+10	0,6866
111	EXPDHCS	4,19E+10	3,85E+10	1,51E+10	9,36E+10	2,13E+10	0,5079
112	EXPPIB	28,29	27,514	20,811	39,529	5,3995	0,1909
113	IMPDH	5,33E+10	3,58E+10	1,23E+10	1,42E+11	3,88E+10	0,7271
114	IMPDHCS	5,50E+10	4,27E+10	1,99E+10	1,27E+11	3,02E+10	0,5495
115	IMPPIB	35,531	31,73	24,956	50,682	8,5594	0,2409
116	SEDH	-1,17E+10	-4,96E+09	-3,30E+10	1,27E+08	1,09E+10	0,9270
117	SEDHCS	-1,31E+10	-8,20E+09	-3,37E+10	-2,48E+09	9,59E+09	0,7328

- **Notes** : « **C.V** » désigne le coefficient de variation qui représente une mesure relative de dispersion (l'écart-type rapporté à la moyenne). Il s'exprime généralement en %.

- **Source** : Calculs de l'auteur.

Annexe (4.b) : Statistiques descriptives (suite)

#	Variables	Asymétrie	Ex. aplatissement	percentile 5%	percentile 95%	Intervalle IQ
1	PIBT	0,4950	-1,0127	44073	2,65E+05	1,24E+05
2	PIBAFA	0,5128	-1,2327	1856,9	12076	6284,8
3	PIBAP	0,4039	-0,9211	5538,5	32438	14500
4	PIBAPGSS	0,6570	-0,8717	3139,8	24301	10009
5	PIBAS	0,5548	-0,9575	12132	68114	31084
6	PIBASNF	0,3589	-1,1782	629,27	3581	1756,5
7	PIBAT	0,4217	-1,1882	20494	1,33E+05	66052
8	PIBBTP	0,5464	-1,1891	1759,3	14760	7706,4
9	PIBCO	0,2469	-1,2090	5939,7	21076	9483,4
10	PIBEGE	0,9978	0,7166	712,69	6707,5	1999
11	PIBESAS	0,3920	-1,2834	3346,9	20971	10655
12	PIBHP	0,5031	-1,0213	37724	2,32E+05	1,08E+05
13	PIBHR	0,8307	-0,3322	806,37	6531,7	2797,3
14	PIBIE	1,1132	-0,2236	1244,9	8300,2	3684,1
15	PIBILSE	0,5452	-1,1619	2515,4	32262	18644
16	PIBIM	0,5062	-0,8126	8463,2	41100	16794
17	PIBIPNS	0,9721	0,1292	5031	30906	8577,2
18	PIBPT	0,0816	-1,5511	501,23	7044,8	4336,5
19	PIBTBA	0,4591	-1,0984	39042	2,34E+05	1,13E+05
20	PIBTR	0,4854	-0,5944	1649,5	10077	4113,6
21	PIBVNA	0,4751	-1,1155	32693	2,03E+05	98633
22	PNTBA	0,3960	-1,1927	75535	4,12E+05	1,98E+05
23	PNADP	0,6729	-0,8298	4759,5	34575	14369
24	PNAFA	0,5933	-1,1222	2334,1	17558	8923,8
25	PNAP	0,2931	-0,9862	9185	49250	19557
26	PNASNF	0,4010	-1,0352	990,49	5012,9	2176,9
27	PNBTP	0,4284	-1,3539	4451,9	34182	20026
28	PNCOM	0,2205	-1,2865	8713,2	32083	15528
29	PNEGE	0,6364	-0,6030	1094,7	10831	4609,8
30	PNESAS	1,0777	1,1799	4173,5	24301	11734
31	PNHR	0,7042	-0,5329	1551,4	10324	4048,9
32	PNIE	0,8847	-0,8173	1714	10174	4962
33	PNILSRE	0,4140	-1,2393	2960,1	31617	18096
34	PNIMAN	0,3899	-0,9459	29566	1,29E+05	54420
35	PNPT	0,1084	-1,6970	624,58	9426,1	7056,4
36	PNRAPE	1,2281	0,5229	41,078	12725	4843,9
37	PNTR	0,4338	-1,1578	2276,6	18619	9808,9
38	RDCF	0,5234	-1,0144	35258	2,04E+05	93137
39	RDCFADP	0,6029	-0,9749	7970	50171	22165
40	RDCFMEN	0,4839	-1,0275	27179	1,52E+05	69765
41	RNB	0,5252	-0,9894	42995	2,48E+05	1,15E+05
42	RNBD	0,4588	-1,0869	46866	2,78E+05	1,33E+05
43	RPNPE	-0,9920	0,2569	-5648,6	-553,28	1187,1
44	RTCNPE	0,3509	-1,4116	3048,5	20398	11059
45	DFDNB	-0,4786	-0,7855	60,441	110,43	25,418
46	DNBDH	0,5202	-1,1047	4,69E+10	2,94E+11	1,41E+11
47	DNBDHCS	0,5257	-1,1164	7,77E+10	2,66E+11	1,08E+11
48	DNBPRPIB	0,5617	-0,6172	102,66	114,69	6,1541
49	CFDHC	0,5281	-1,0200	3,53E+10	2,06E+11	9,39E+10
50	CFDHCS	0,5592	-0,9845	6,09E+10	1,82E+11	6,54E+10
51	CFM	0,4270	-1,0512	27179	1,39E+05	69765
52	CFMPPIB	0,0913	-1,0886	56,898	62,812	2,8946
53	CFN	0,4588	-1,0292	36635	2,04E+05	91626
54	CFNPIB	-0,1284	-0,7875	76,391	83,257	3,1366
55	CFNSP	0,4891	-0,9658	30240	1,62E+05	67538
56	CFPPIB	0,0149	-1,0632	74,314	80,909	3,2385
57	CFSP	0,3659	-1,2408	6458,4	41919	22038
58	TINV	0,2932	-0,7836	22,124	32,658	5,1249
59	TINVB	0,1585	-1,3124	20,501	35,897	10,234
60	IDEEN	1,2085	2,4650	0,14967	4,3597	2,127

#	Variables	Asymétrie	Ex. aplatissement	percentile 5%	percentile 95%	Intervalle IQ
61	IDESN	0,9822	-0,2933	-0,003096	0,83832	0,38442
62	FBCFP	0,2998	-1,0254	-2,1805	14,781	9,2408
63	FBCFCS	0,3242	-1,4892	1,44E+10	6,89E+10	4,00E+10
64	FBCFC	0,4306	-1,3624	1,01E+10	7,66E+10	4,35E+10
65	M1	0,6525	-0,9907	48155	7,62E+05	4,30E+05
66	M2	0,6650	-0,9545	51879	9,11E+05	5,05E+05
67	M3	0,6241	-1,0768	71297	1,21E+06	7,13E+05
68	MAORV	0,2514	-1,3992	1416,9	2,36E+05	1,49E+05
69	MBMMEC	0,7295	-0,7724	19325	2,20E+05	1,09E+05
70	MCAT	0,1702	-1,4166	15357	1,65E+05	1,05E+05
71	MCEBK	0,9044	-0,5523	2864,5	1,49E+05	75146
72	MCIRF	0,7094	-0,8069	18409	2,08E+05	1,04E+05
73	MCN	0,1023	-1,6647	-3788,2	25910	21204
74	MCREA	-0,1850	-1,2621	4425,2	26319	14224
75	MCRIP	0,6325	-1,0509	29207	5,54E+05	3,25E+05
76	MDAV	1,3850	3,6089	376,42	4063,2	1526,6
77	MDAVB	0,6727	-0,9916	26505	4,98E+05	2,82E+05
78	MDAVT	0,4177	-1,3623	1413,7	52725	35451
79	MENCB	1,0689	-0,1295	855,48	12533	5224,3
80	MENG	1,2138	0,5217	184,45	18115	6622
81	MPAV	0,7359	-0,7563	3724,1	1,49E+05	75411
82	MRIN	0,2443	-1,4008	1130,3	2,31E+05	1,45E+05
83	MAAM	0,5444	-1,3049	17067	3,01E+05	2,08E+05
84	BCA	2,9617	12,2310	297,47	1,34E+05	41242
85	BCB	0,4836	-1,4469	2497,1	6,07E+05	4,62E+05
86	BDIV	0,4794	-1,5301	231,47	23090	19314
87	ENB	0,3076	-1,2927	11702	75780	38534
88	EIB	0,4269	-0,9675	9081,1	61119	28556
89	EEXT	0,1883	-1,6153	1237,9	15616	9910,3
90	FIDPIB	1,1880	0,4627	-0,64685	8,0013	3,0619
91	FIC	1,1334	0,2499	0,56684	8,0866	2,9597
92	FIPC	-0,4360	-0,9607	49,173	108,56	31,635
93	FIPCA	1,1335	0,6694	0,11249	8,431	2,817
94	FIPCTP	0,8256	1,9437	-0,65133	2,446	1,1208
95	IPIF	-0,0199	-1,2754	46,537	111,95	40,45
96	IPIM	0,9711	-0,0733	56,566	140,17	44,201
97	CHM	0,6380	-0,3775	8,682	19,932	6,0944
98	TCRTDTS	0,2235	-1,5001	127,14	16279	10888
99	TCRTUSD	0,2332	-1,5557	132,4	23691	16281
100	TCDHUSD	-0,7589	0,0485	10,67	14,136	1,1767
101	TCDHEUR	-2,1387	5,3289	9,0285	11,315	0,6875
102	TCDHUSD	0,8084	0,4579	7,8546	10,78	1,1619
103	TCEN	-1,2546	0,2000	76,179	105,58	10,112
104	TIDEP	0,2983	-1,6495	3,1458	8,5	4,1528
105	TIESC	0,3196	-1,5309	2,25	8,5	3,8904
106	TIMM	0,5000	-1,4394	2,2739	12,25	7,3575
107	TIROE	0,2353	-1,6937	2,7885	11,148	6,7603
108	BEPIB	-0,5617	-0,6172	-14,693	-2,6649	6,1541
109	CPIB	0,4046	-1,3910	47,441	85,831	28,337
110	EXPDH	0,6975	-0,7652	9,74E+09	9,64E+10	4,86E+10
111	EXPDHCS	0,5797	-0,7903	1,54E+10	8,27E+10	3,55E+10
112	EXPPIB	0,2849	-1,3334	21,651	36,74	11,278
113	IMPDH	0,6707	-1,0330	1,26E+10	1,22E+11	6,97E+10
114	IMPDHCS	0,6417	-0,8798	2,05E+10	1,12E+11	5,21E+10
115	IMPPIB	0,4772	-1,3374	25,372	50,18	16,677
116	SEDH	-0,7749	-1,0825	-3,18E+10	-2,19E+09	1,92E+10
117	SEDHCS	-0,7464	-1,0896	-3,03E+10	-3,29E+09	1,87E+10

- **Notes** : « Intervalle IQ » représente l'intervalle interquartiles (Q3 - Q1), où Q1 le 1^{er} quartile et Q3 est le 3^{ème} quartile.
- **Source** : Calculs de l'auteur.

Annexe (5) : Résultats des tests de racine unitaire

#	Séries	Résultats du test ADF				Résultats du test de Phillips-Perron		
		Prob.	Lag	Max Lag	Obs	Prob.	Bandwidth	Obs
1	PIBT	0,9887	0	12	135	0,9948	16	135
2	PIBAFA	0,8542	2	12	133	0,9120	6	135
3	PIBAP	0,4118	4	12	131	0,0359	19	135
4	PIBAPGSS	0,9712	5	12	130	0,9710	6	135
5	PIBAS	0,9946	9	12	126	0,9828	3	135
6	PIBASNF	0,5221	5	12	130	0,6893	2	135
7	PIBAT	0,8170	0	12	135	0,8372	5	135
8	PIBBTP	0,6338	3	12	132	0,6720	4	135
9	PIBCO	0,3123	0	12	135	0,2383	2	135
10	PIBEGE	0,9997	0	12	135	0,9986	2	135
11	PIBESAS	0,5255	8	12	127	0,6548	8	135
12	PIBHP	0,9972	1	12	134	0,9983	2	135
13	PIBHR	1,0000	0	12	135	1,0000	1	135
14	PIBIE	0,0182	0	12	135	0,0182	0	135
15	PIBILSE	0,6908	0	12	135	0,6892	2	135
16	PIBIM	0,9977	9	12	126	0,9978	8	135
17	PIBIPNS	0,8684	3	12	132	0,9671	5	135
18	PIBPT	0,9300	4	12	131	0,9466	9	135
19	PIBTBA	0,9545	0	12	135	0,9655	13	135
20	PIBTR	0,8823	0	12	135	0,7836	3	135
21	PIBVNA	0,9573	0	12	135	0,9630	5	135
22	PNTBA	0,8447	9	12	126	0,8871	2	135
23	PNADP	0,8916	9	12	126	0,9762	5	135
24	PNAFA	0,7633	9	12	126	0,9492	7	135
25	PNAP	0,5879	9	12	126	0,2858	32	135
26	PNASNF	0,8401	9	12	126	0,9073	5	135
27	PNBTP	0,6183	9	12	126	0,5617	7	135
28	PNCOM	0,6239	12	12	123	0,3377	3	135
29	PNEGE	0,9999	9	12	126	1,0000	3	135
30	PNESAS	1,0000	1	12	134	1,0000	8	135
31	PNHR	0,9977	9	12	126	0,9982	4	135
32	PNIE	0,5193	9	12	126	0,4068	10	135
33	PNILSRE	0,7916	2	12	133	0,7976	8	135
34	PNIMAN	0,9162	9	12	126	0,8703	4	135
35	PNPT	0,2508	9	12	126	0,8774	9	135
36	PNRAPE	0,3708	9	12	126	0,8711	7	135
37	PNTR	0,8072	9	12	126	0,9092	3	135
38	RDCF	0,9365	6	12	129	0,9773	4	135
39	RDCFADP	0,8051	1	12	134	0,9011	2	135
40	RDCFMEF	0,9898	4	12	131	0,9811	2	135
41	RNB	0,8546	0	12	135	0,8546	0	135
42	RNBD	0,9785	3	12	132	0,9791	10	135

#	Séries	Résultats du test ADF				Résultats du test de Phillips-Perron		
		Prob.	Lag	Max Lag	Obs	Prob.	Bandwidth	Obs
43	RPNPE	0,8561	9	12	126	0,9256	11	135
44	RTCNPE	0,6333	9	12	126	0,5935	4	135
45	DFDNB	0,8502	5	12	130	0,8058	7	135
46	DNBDH	0,9189	9	12	126	0,9530	4	135
47	DNBDHCS	0,9423	9	12	126	0,9674	2	135
48	DNBPRPIB	0,3803	9	12	126	0,2786	2	135
49	CFDHC	0,7648	9	12	126	0,9753	5	135
50	CFDHCS	0,9411	9	12	126	0,9952	11	135
51	CFM	0,9700	5	12	130	0,9847	6	135
52	CFMPPIB	0,3363	5	12	130	0,4499	4	135
53	CFN	0,9807	9	12	126	0,9951	14	135
54	CFNPIB	0,1042	9	12	126	0,1345	5	135
55	CFNSP	0,9920	9	12	126	0,9982	17	135
56	CFPPIB	0,2223	5	12	130	0,6260	1	135
57	CFSP	0,5899	5	12	130	0,6835	2	135
58	TINV	0,3629	5	12	130	0,4514	4	135
59	TINVB	0,6700	9	12	126	0,4175	5	135
60	IDEEN	0,1189	9	12	126	0,1548	61	135
61	IDESN	0,0572	9	12	126	0,2140	1	135
62	FBCFP	0,7236	12	12	123	0,2579	0	135
63	FBCFCS	0,6454	9	12	126	0,5808	6	135
64	FBCFC	0,7959	9	12	126	0,7117	6	135
65	M1	0,9227	8	12	127	0,9855	9	135
66	M2	0,9258	8	12	127	0,9890	9	135
67	M3	0,6387	4	12	131	0,9267	9	135
68	MAORV	0,3836	1	12	134	0,3866	7	135
69	MBMMEC	0,9952	8	12	127	0,9997	11	135
70	MCAT	0,6026	0	12	135	0,4031	5	135
71	MCEBK	0,9880	1	12	134	0,9930	5	135
72	MCIRF	0,9929	8	12	127	0,9995	11	135
73	MCN	0,3849	0	12	135	0,4439	7	135
74	MCREA	0,2416	0	12	135	0,2637	3	135
75	MCRIP	0,9647	1	12	134	0,9664	8	135
76	MDAV	0,4384	3	12	132	0,0000	9	135
77	MDAVB	0,9108	5	12	130	0,9710	8	135
78	MDAVT	0,7093	0	12	135	0,6648	6	135
79	MENCB	0,9989	4	12	131	0,9979	11	135
80	MENG	0,9370	2	12	133	0,7420	7	135
81	MPAV	0,4427	9	12	126	0,9927	8	135
82	MRIN	0,3733	1	12	134	0,3866	7	135
83	MAAM	0,6839	1	12	134	0,6790	6	135
84	BCA	0,1984	4	12	131	0,0000	10	135
85	BCB	0,5033	1	12	134	0,5034	7	135
86	BDIV	0,6636	5	12	130	0,6836	5	135
87	ENB	0,1478	9	12	126	0,5440	10	135

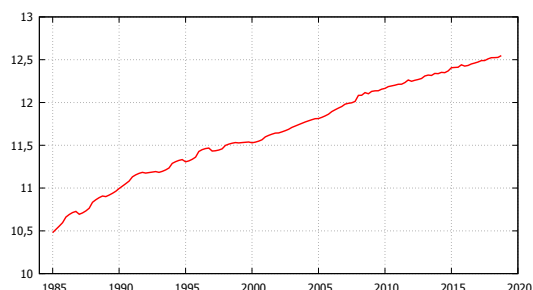
#	Séries	Résultats du test ADF				Résultats du test de Phillips-Perron		
		Prob.	Lag	Max Lag	Obs	Prob.	Bandwidth	Obs
88	EIB	0,3746	9	12	126	0,7307	11	135
89	EEXT	0,7947	9	12	126	0,8148	4	135
90	FIDPIB	0,1955	9	12	126	0,2113	14	135
91	FIC	0,0172	5	12	130	0,1021	3	135
92	FIPC	0,8325	0	12	135	0,8497	3	135
93	FIPCA	0,0868	4	12	131	0,0344	23	135
94	FIPCTP	0,0000	0	12	135	0,0000	5	135
95	IPIF	0,2611	4	12	131	0,0000	10	135
96	IPIM	0,7308	4	12	131	0,0013	9	135
97	CHM	0,1169	0	12	135	0,1267	6	135
98	TCRTDTS	0,6116	0	12	135	0,4780	6	135
99	TCRTUSD	0,6592	0	12	135	0,5798	2	135
100	TCDHDTS	0,5027	1	12	134	0,3392	0	135
101	TCDHEUR	0,0139	1	12	134	0,0001	3	135
102	TCDHUSD	0,2395	1	12	134	0,4287	3	135
103	TCEN	0,6943	1	12	134	0,7189	5	135
104	TIDEP	0,8013	2	12	133	0,0728	6	135
105	TIESC	0,2880	0	12	135	0,1811	7	135
106	TIMM	0,8114	0	12	135	0,8114	0	135
107	TIROE	0,7851	1	12	134	0,8468	2	135
108	BEPPIB	0,3803	9	12	126	0,2786	2	135
109	CPIB	0,3773	9	12	126	0,0732	3	135
110	EXPDH	0,9995	12	12	123	0,9907	5	135
111	EXPDHCS	0,9909	5	12	130	0,9916	3	135
112	EXPPPIB	0,4272	9	12	126	0,0850	5	135
113	IMPDH	0,9535	9	12	126	0,9535	1	135
114	IMPDHCS	0,9938	9	12	126	0,9898	2	135
115	IMPPIB	0,3669	9	12	126	0,1394	1	135
116	SEDH	0,5790	9	12	126	0,5323	4	135
117	SEDHCS	0,7214	9	12	126	0,7913	0	135

Notes :

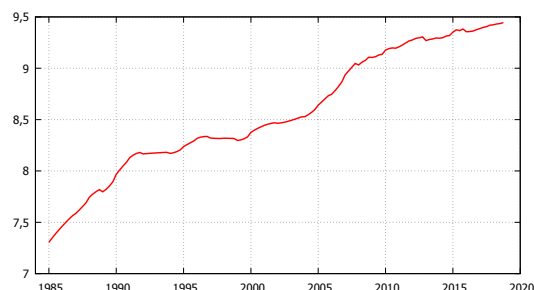
- Nombre de variables (N) = 117, dimension temporelle (T) = 136 ;
- Modèle choisi : modèle avec constante et tendance ;
- Ordres de retard individuels sont déterminés selon les critères d'information (BIC).

Source : Calculs de l'auteur.

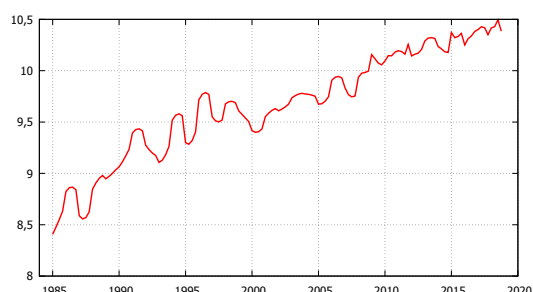
Annexe (6.a) : Évolutions des principaux indicateurs de PIB au Maroc



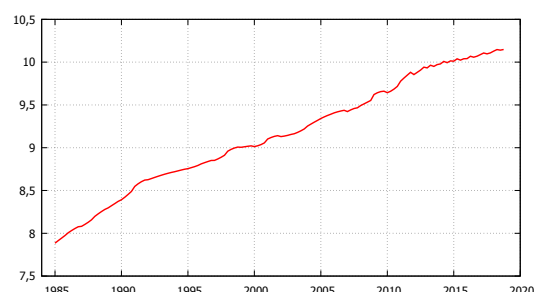
Produit intérieur brut (Total)



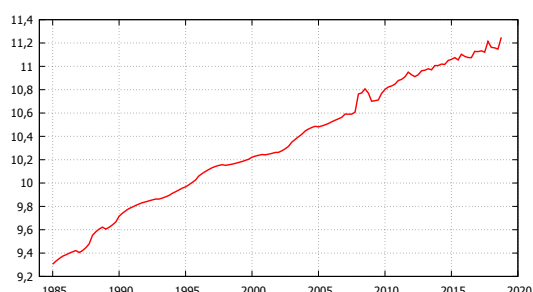
PIB : Activités financières et assurances



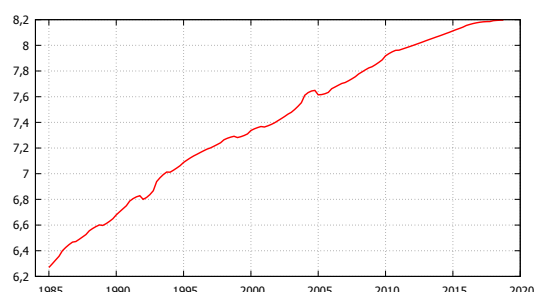
PIB : Activités primaires



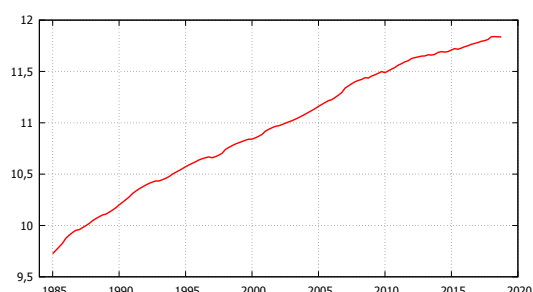
PIB : Administration publique générale et sécurité sociale



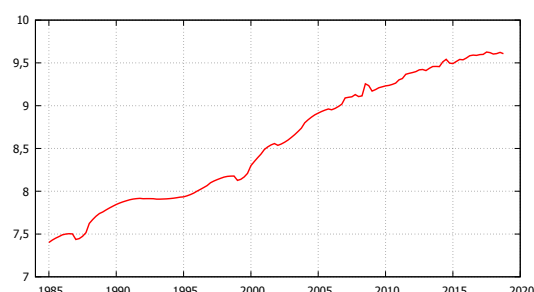
PIB : Activités secondaires



PIB : Autres services non financiers

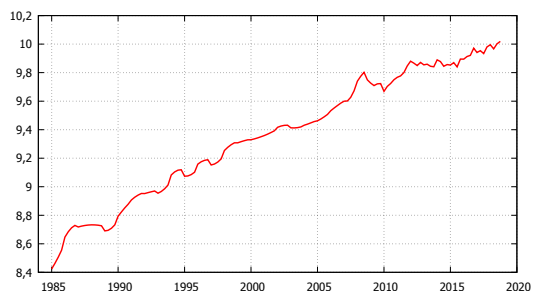


PIB : Activités tertiaires

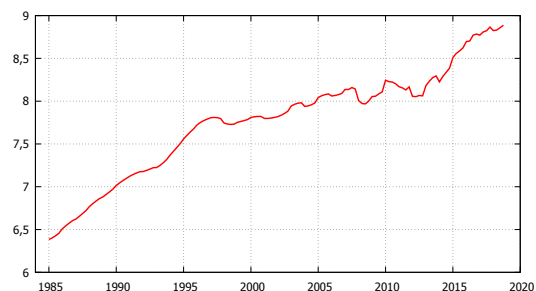


PIB : Bâtiment et travaux publics

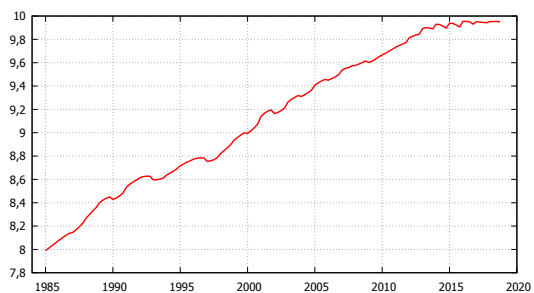
Source : L'auteur, d'après les données de HCP (les variables sont exprimées en logarithme).



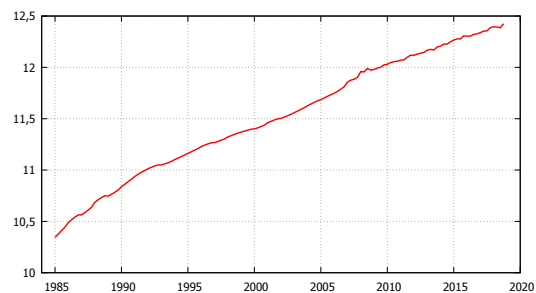
PIB : Commerce



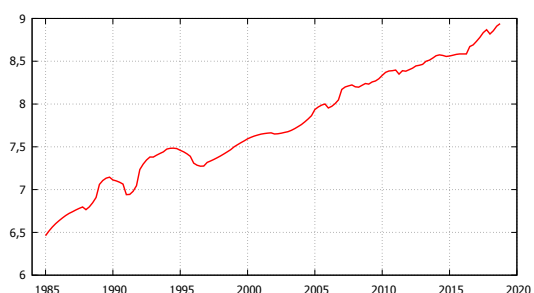
PIB : Electricité, gaz et eau



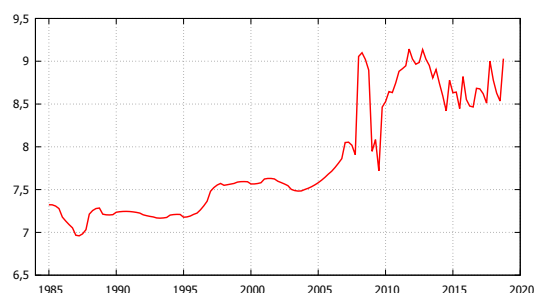
PIB : Education, santé et action sociale



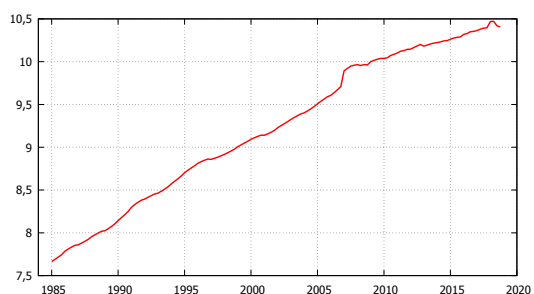
PIB hors primaire



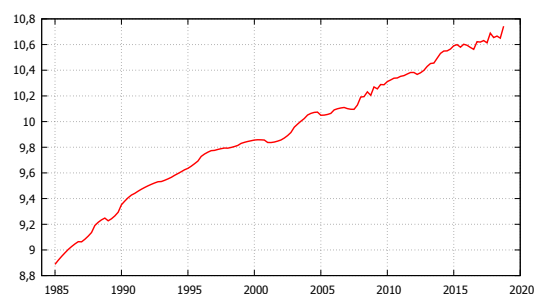
PIB : Hôtels et restaurants



PIB : Industrie d'extraction

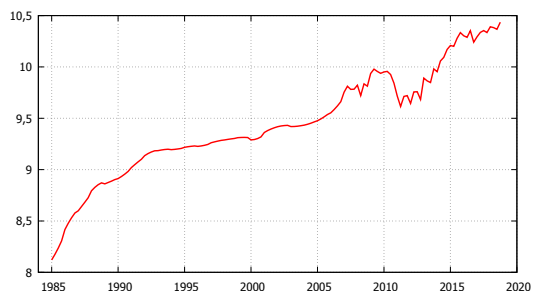


PIB : Immobilier, location et services rendus aux entreprises

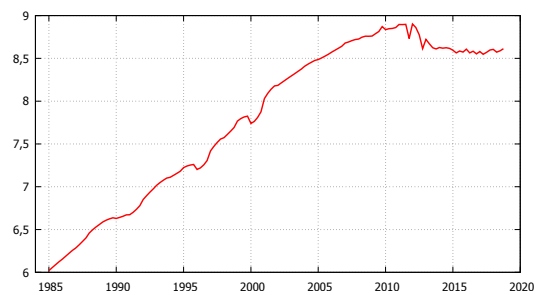


PIB : Industrie manufacturière

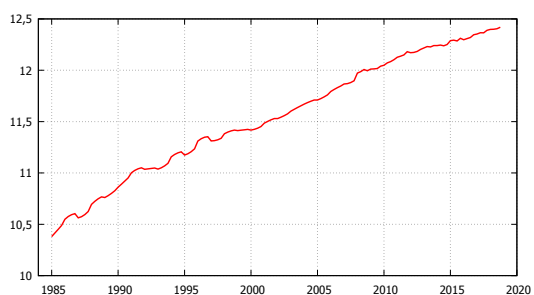
Source : L'auteur, d'après les données de HCP (les variables sont exprimées en logarithme).



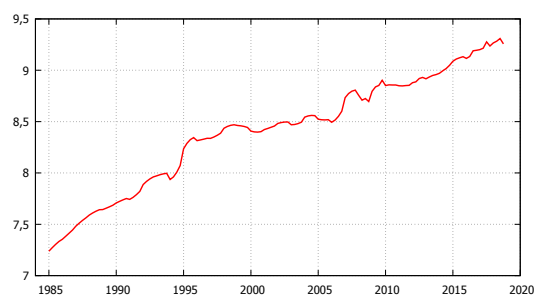
PIB : Impôts sur les produits net des subventions



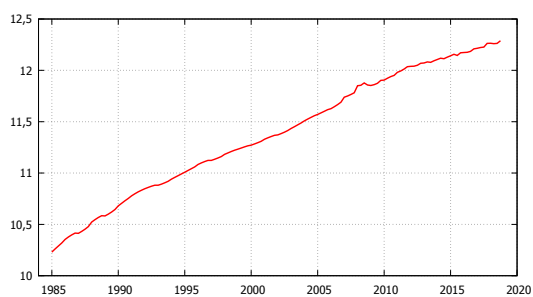
PIB : Postes et télécommunications



PIB : Total des branches d'activité



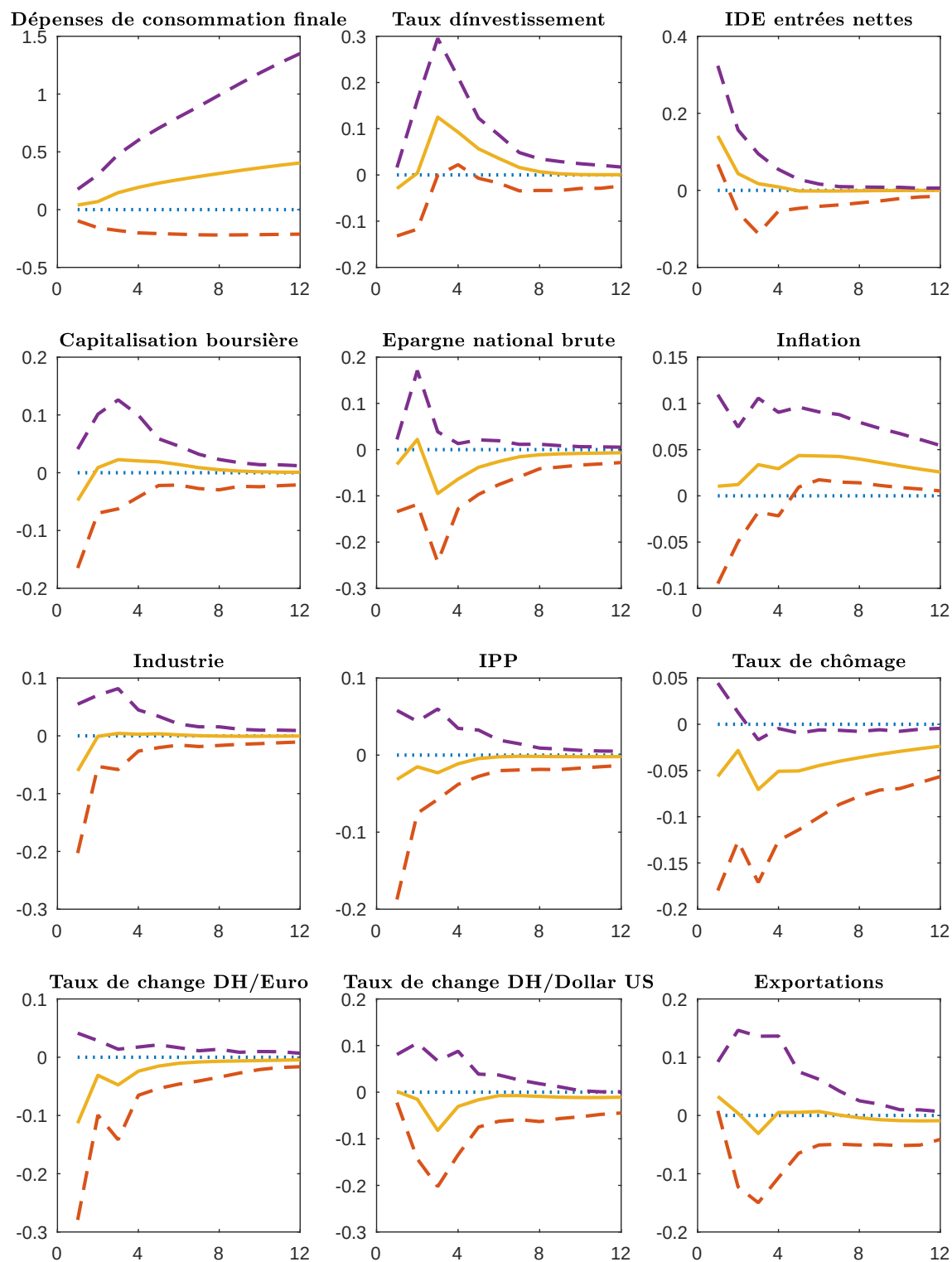
PIB : Transports



PIB : VA non agricole

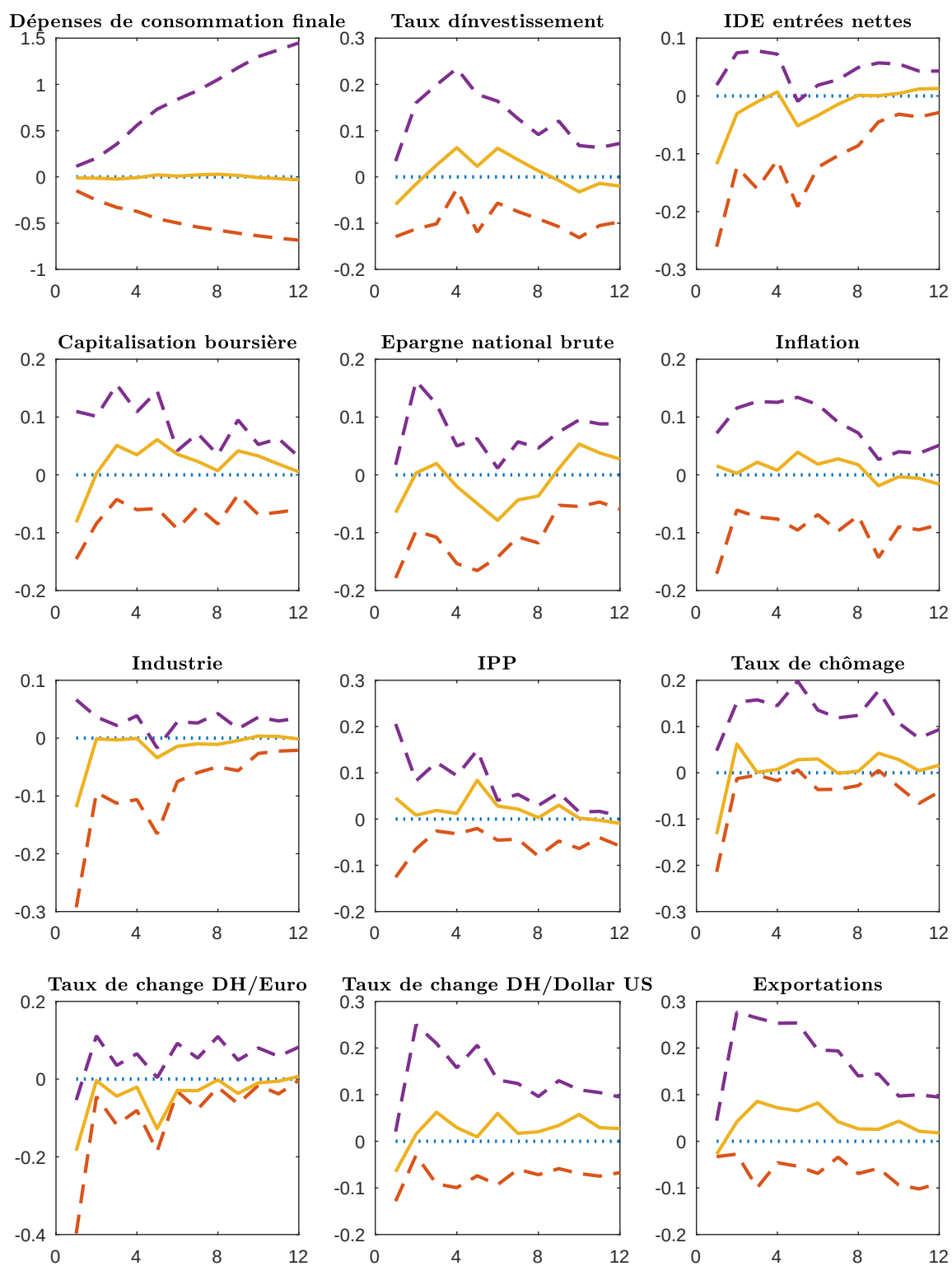
Source : L'auteur, d'après les données de HCP (les variables sont exprimées en logarithme).

Annexe (6.b) : Réponses des variables économiques à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire de 25 points de base



Source : Simulations de l'auteur.

Annexe (6.c) : Réponses des variables économiques à un choc de la masse monétaire M2 de 25 points de base



Source : Simulations de l'auteur.

Annexe (7) : Comparaison des RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR [2012 : T1-2018 : T4]

Forecasting outlier-adjusted data : Correcting outliers in X

Cointegration test : Cheng and Phillips (2008) IC-based cointegration rank test

IC based selection : Recursive IC-based selection of lag length

Type of information criterion : BIC

Correction for autocorrelated residuals : Imposes IC selected lag length

Forecasting sample : 2012/ 1 – 2018/ 4

Number of Series in Balanced Panel : 117

Number of stationary factors : 3

Number of nonstationary factors : 1

Number of common cycles in the FECM : 1

Modelled variables : IPP; IPC; TIMM

Forecast horizon : 1											
MSE model/MSE_AR											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc				
0,93	1,21	1,01	0,95	1,41	1,04	1,09	0,98				
0,75	0,97	0,95	0,77	1	0,98	0,82	0,87				
1,26	1,16	1,26	1,08	1,52	1,16	1,33	1,24				
Clark & West test											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc	FECM<FAVAR	ECM<VAR	FECM<ECM	FAVAR<VAR
1,00	0,24	0,83	1,61	-0,45	1,01	0,69	1,47	2,93	1,38	0,92	-0,70
7,77	1,27	1,08	3,91	.	1,31	2,39	2,13	2,39	1,04	1,98	0,00
0,61	0,02	-0,37	1,14	-0,24	1,06	1,05	1,18	1,68	1,79	0,83	0,32
Root MSE of AR :		0,598	0,005	0,047							
IC selected lags											
AR benchmark :	3,00	0,00	4,00								
AR levels :	2,00	1,00	1,00								
FAR :	1,14	0,97	1,55								
VAR	VAR lev	FAVAR	ECM	FECM :							
1,00	1,69	0,00	0,69	0,00							
Cointegration rank :											
ECM				FECM							
mean	min	max		mean	min	max					
2,00	2,00	2,00		2,55	2,00	3,00					

Forecast horizon : 2											
MSE model/MSE_AR											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc				
0,85	1,04	1,05	0,73	1,13	0,88	0,94	0,66				
0,69	0,99	0,97	0,65	1	0,91	0,81	0,92				
1,55	1,4	1,39	0,97	1,8	1,08	1,49	1,21				
Clark & West test											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc	FECM<FAVAR	ECM<VAR	FECM<ECM	FAVAR<VAR
1,67	0,60	0,42	2,51	0,92	2,00	1,19	3,07	2,30	2,32	1,01	0,12
5,73	0,71	1,58	4,31	.	2,06	2,55	1,94	2,55	1,91	2,02	-1,24
0,95	-0,65	-0,59	1,78	-1,06	1,56	0,81	1,45	1,59	2,00	-0,22	-1,81
Root MSE of AR :		0,632	0,009	0,047							
IC selected lags											
AR benchmark :		3,00	0,00	4,00							
AR levels :		2,00	1,00	1,00							
FAR :		1,07	0,97	1,48							
VAR	VAR lev	FAVAR	ECM	FECM :							
1,00	1,66	0,00	0,66	0,00							
Cointegration rank :											
ECM				FECM							
mean	min	max		mean	min	max					
2,00	2,00	2,00		2,55	2,00	3,00					

Forecast horizon : 4											
MSE model/MSE_AR											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc				
1,05	1,11	1,15	0,59	1,35	0,79	0,73	0,47				
0,24	0,99	0,98	0,31	1	0,86	0,8	0,82				
1,96	1,16	1,15	0,87	1,51	0,97	1,6	1,35				
Clark & West test											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc	FECM<FAVAR	ECM<VAR	FECM<ECM	FAVAR<VAR
3,34	-1,14	-2,88	2,38	-1,69	1,68	2,61	2,64	3,47	2,33	2,03	-1,01
6,64	2,70	1,66	6,27	.	1,69	2,49	3,60	2,49	1,62	1,02	-1,29
1,77	0,58	0,88	2,49	1,01	2,68	1,07	1,77	1,46	2,59	0,56	-1,52
Root MSE of AR :		0,598	0,005	0,047							
IC selected lags											
AR benchmark :	3,00	0,00	4,00								
AR levels :	2,00	1,00	1,00								
FAR :	1,00	0,97	1,34								
VAR	VAR lev	FAVAR	ECM	FECM :							
1,00	1,59	0,00	0,59	0,00							
Cointegration rank :											
ECM				FECM							
mean	min	max		mean	min	max					
2,00	2,00	2,00		2,55	2,00	3,00					

Forecast horizon : 8											
MSE model/MSE_AR											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc				
1,43	1,17	1,22	0,41	1,5	0,67	0,61	0,35				
0,15	1,01	0,99	0,09	0,99	0,93	0,8	0,72				
2,81	1,59	1,49	0,77	1,79	0,97	2,06	1,16				
Clark & West test											
ARlev	FAR	VAR	VARlev	FAVAR	ECM	FECM	FECMc	FECM<FAVAR	ECM<VAR	FECM<ECM	FAVAR<VAR
3,03	-1,26	-1,34	1,80	-1,21	1,26	2,61	2,15	2,44	1,41	1,48	-1,26
11,16	-0,46	2,41	12,33	1,03	0,93	2,68	4,93	2,54	0,87	1,90	-1,20
1,58	-0,59	-0,36	4,28	-0,13	2,80	0,82	2,14	1,73	3,88	0,33	-0,62
Root MSE of AR :		0,905	0,031	0,048							
IC selected lags											
AR benchmark :	3,00	0,00	4,00								
AR levels :	2,00	1,00	0,97								
FAR :	1,00	1,00	1,07								
VAR	VAR lev	FAVAR	ECM	FECM :							
1,00	1,45	0,03	0,45	0,00							
Cointegration rank :											
ECM				FECM							
mean	min	max		mean	min	max					
2,00	2,00	2,00		2,62	2,00	3,00					

- Source : Calculs de l'auteur.

Annexe (8.a) : Code Matlab (FAVAR)

```

1  %
2  % ----- %
3  % Ce code Matlab implémente l'impact des chocs de la politique %
4  % monétaire (TIMM & M2) sur la croissance économique au Maroc %
5  % en utilisant le modèle (FAVAR) %
6  % marouane.daoui@usmba.ac.ma %
7  % ----- %
8  %
9  % Estimation du modèle FAVAR par composantes principales
10 % Intervalles de confiance sont issus d'un bootstrap en deux étapes
11 % X est de dimension TxN, Y est de dimension TxM, F est de dimension TxK
12 % Equation d'état [F(t)' Y(t)']'=B(L)[F(t-1)' Y(t-1)']'+v(t), v ~ N(0,Q), Q sans
    restrictions
13 % X est la base de données (moins Y, les facteurs observables)
14
15 %Préliminaires
16 clear all;
17
18 % Répertoires de fichiers
19 %outdir = '/Users/PC1/Desktop/mr1-ok/out/';
20 %figdir = '/Users/PC1/Desktop/2step_favar/fig/';
21 %matdir = '/Users/PC1/Desktop/mr1-ok/mat/';
22
23 for num=1:5
24
25 % Répertoire
26 mydir = '';
27
28 % Chargement des données
29 marldata2=strcat(mydir,'marldata','.xls');
30 marl22=importdata(marldata2);
31 marl2=marl22(2:end,1:117);
32 nn=size(marl2,1);
33 [maxr,maxk]=size(marl2);
34
35 % Transformation des séries
36 series=zeros(maxr-3,maxk);
37
38 for k=1:maxk
39     series_k=marl2(:,k);
40     code=marl22(1,k);
41     series1=zeros(maxr-1,1);
42
43     [series1]=transf(series_k,series1,maxr,code);
44
45     series(1:end,k)=series1(3:end,1);
46 end
47
48 nsbalpanel=series
49
50 % Nécessité de normalisation pour les composantes principales :
51 T=size(nsbalpanel,1);
52 stdffr=std(nsbalpanel(:,106))
53 nsbalpanel=(nsbalpanel-repmat(mean(nsbalpanel,1),T,1))./repmat(std(nsbalpanel,1),T,1);
54
55 % Choix de la spécification
56 Y=nsbalpanel(:,106); % C'est le TIMM % Pour un choc de M2 --> % Y=nsbalpanel(:,66);
57 X=[nsbalpanel(:,1:105),nsbalpanel(:,107:117)]; % Pour un choc de M2 --> %
    X=[nsbalpanel(:,1:65),nsbalpanel(:,67:117)];
58
59 % Choisir X dans la base de données
60 xindex=[1;3;5;7;2;9;14;15;8];
61 slowindex=[(1:64)'; (87:97)'; (107:116)']
62
63 % Nombre de facteurs et de retards en B(L) :
64 numfac=[0,1,3,5,7];
65 K=numfac(num);
66 lags=2;
67 nrepl=1; % Sur l'équation d'observation
68 nrep2=100; % Sur l'équation VAR
69 nsteps=12;
70
71 N=size(X,2);

```

```

72 M=size(Y,2);
73
74 shock=zeros(1,K+M-1) .25/stdffr'; % En termes d'écart-type, l'identification est
    récursive
75 [FYresp,Xresp,r2com,vardcom]=irfbootfac2step(Y,lags,X,xindex,slowindex,K,shock,nsteps
    -1,nrepl,nrep2); % nsteps x équations x intervalles d'erreur
76 FYresp=permute(FYresp,[2,1,3]); % équations x nsteps x intervalles d'erreur
77 Xresp=permute(Xresp,[2,1,3]); % équations x nsteps x intervalles d'erreur
78 VARresp=[squeeze(Xresp(1,:,1))' squeeze(Xresp(2,:,1))' squeeze(FYresp(end,:,1))'];
79 name=['FAVARresp' int2str(K)];
80 eval(['save ' name '.mat VARresp']); % Enregistrement des résultats dans le fichier
    de sortie : les fonctions de réponses impulsionnelles
81 save vardcom r2com xindex;
82 end
83
84 % Représentation graphique des fonctions de réponses impulsionnelles
85 resp=Xresp;
86 index=[1 5;3 5;5 5;7 5;2 5;9 5;14 5;15 5;8 5];
87 varnames={'\textbf{PIB Total}', '\textbf{Activit\'es primaires}', '\textbf{
    Activit\'es secondaires}', ...
88 '\textbf{Activit\'es tertiaires}', '\textbf{Activit\'es financi\'es}',
    '\textbf{Commerce}', '\textbf{Industrie}', ...
89 '\textbf{Immobilier}', '\textbf{B\'atiment & TP}'};
90 nsteps=12;
91 n=size(resp,1);
92
93 % Ramener les séries à leurs niveaux
94 for i=1:n
95     if index(i,2)==4
96         resp(i,:)=exp(resp(i,:))-ones(1,nsteps,3);
97     elseif index(i,2)==5
98         resp(i,:)=exp(cumsum(resp(i,:),2))-ones(1,nsteps,3);
99     end
100 end
101
102 t=1:nsteps;
103 z=zeros(nsteps,1); % Pour tracer le niveau zéro
104 figure
105
106 for i=1:9
107     subplot(3,3,i)
108     plot(t,z,':',t,squeeze(resp(i,:,2)),'--',t,squeeze(resp(i,:,1)),'-',...
109         t,squeeze(resp(i,:,3)),'--','LineWidth',1.5);
110     set(gca,'XLim',[0 nsteps],'XTick',[0 4 8 nsteps],'FontSize',8)
111     title(varnames(i),'interpreter','latex')
112 end
113
114 figname = [figdir 'Fig_choc_timm']; % Pour un choc de M2 --> % figname = [figdir
    'Fig_choc_m2'];
115 savefig(figname);
116
117 % Autres fichiers nécessaires pour l'exécution de ce code Matlab :
118 % cols.m / companion.m / extract.m / facrot.m / favarpcbootni.m / irfbootfac2step.m
    / irfsim.m / irfvarcomp.m / lagn.m / olssvd.m / rows.m / transf.m / vardec.m /
    vardecx.m

```


Annexe (8.b) : Code Matlab (FECM)

```

1  %
2  % ----- %
3  % Ce code Matlab implémente l'impact des chocs de la politique %
4  % monétaire (TIMM & M2) sur la croissance économique au Maroc %
5  % en utilisant le modèle (FECM) %
6  % marouane.daoui@usmba.ac.ma %
7  % ----- %
8  %
9  clear;
10 dirname=pwd;
11 name='\boundedline';
12 dirname=[dirname,name];
13 addpath(dirname);
14
15 % -- Répertoires de fichiers
16 %outdir = '/Users/PC1/Desktop/mr1-ok/out/';
17 figdir = '/Users/PC1/Desktop/mr1-ok/fig/';
18 %matdir = '/Users/PC1/Desktop/mr1-ok/mat/';
19
20 % ----- %
21 % Estimation des paramètres ... %
22 % ----- %
23
24 K=3;
25 lags=4; % Retards pour les FAVAR
26 arlags=3; % Retards pour la composante AR en X, utilisée dans le filtrage
27 flags = 1;
28 nrepl=1; % Nombre de réplifications sur l'équation d'observation
29 nrep2=500; % Nombre de réplifications sur l'équation VAR
30 nsteps=48;
31 nf=K;
32 nfl=2; % # Nombre de facteurs I(1)
33 nflreal = 1; % # Nombre de facteurs I(1) réels
34 Nsim = 100; % # Nombre de de réplifications de Monte Carlo
35 T0=3;
36 favarCI=0; % 1 pour l'intervalle de confiance FAVAR - 0 1 pour l'intervalle de
   confiance FECM
37 M=1;
38
39 % ----- %
40 % Importation de données et codes de transformation %
41 % ----- %
42
43 load('MArealvec.mat');
44 load('MASlowvec.mat');
45 load('MATcodevec.mat');
46 name = 'newMAdatatr_i0_pil_reorder.txt';
47 data_i0 = load(name);
48 data_i0_est=data_i0;
49 name = 'newMAdatatr_i1_pil_reorder.txt';
50 data_i1 = load(name);
51 data_i1 = data_i1(T0-1:end,:);
52 data_i0 = data_i0(T0-1:end,:);
53 data_i0_est = data_i0_est(T0-1:end,:);
54 data_i0_orig = data_i0;
55 data_i1_orig = data_i1;
56
57 % Rapport de l'écart-type pour la mise à l'échelle des réponses impulsives.
58 stdratio = std(data_i1,1)./std(data_i1,1);
59 stdratio = stdratio';
60 stdX = std(data_i1,1);
61 [T,N]=size(data_i0);
62
63 % ----- %
64 % Normalisation des données %
65 % ----- %
66
67
68 data_i1=(data_i1-repmat(mean(data_i1,1),T,1))./repmat(std(data_i1,1),T,1);
69 data_i0=(data_i0-repmat(mean(data_i0,1),T,1))./repmat(std(data_i0,1),T,1);
70 data_i0_est=(data_i0_est-repmat(mean(data_i0_est,1),T,1))./repmat(std(data_i0_est,1),
   T,1);
71 stdffr=std(data_i1_orig(:,106));

```

```

72 y=data_il(:,106); % TIMM comme instrument de politique monétaire % ---->
y=data_il(:,66); % M2 comme instrument de politique monétaire
73 data_il=[data_il(:,1:105),data_il(:,107:end)]; % ---->
data_il=[data_il(:,1:65),data_il(:,67:end)]; % Pour le choc de l'offre de monnaie (M2)
74 data_i0=[data_i0(:,1:105),data_i0(:,107:end)]; % ---->
data_i0=[data_i0(:,1:65),data_i0(:,67:end)]; % % Pour le choc de l'offre de monnaie
(M2)
75 tcodevec=[tcodevec(1:105,:);tcodevec(107:end,:)]; % ---->
tcodevec=[tcodevec(1:65,:);tcodevec(67:end,:)]; % % Pour le choc de l'offre de
monnaie (M2)
76 slowvec=[slowvec(1:105,:);slowvec(107:end,:)]; % ---->
slowvec=[slowvec(1:65,:);slowvec(67:end,:)]; % % Pour le choc de l'offre de monnaie
(M2)
77 [T,N]=size(data_i0);
78
79 % ----- %
80 % Choix de variables lentes, rapides, etc. %
81 % ----- %
82
83 xindex=[1;3;5;7;2;9;16;15;8;11;4;18;13;14]; % Avec des variables dont le tcode=1 est
ordonné en dernier et le tcode=2 avant elles
84 stdX=[stdX(:,1:105),stdX(:,107:end)]; % ----> stdX=[stdX(:,1:65),stdX(:,67:end)]; %
Pour le choc de l'offre de monnaie (M2)
85 stdX=stdX(:,xindex);
86 stdX = repmat(stdX,nsteps,1);
87 slowindex=zeros(sum(slowvec),1);
88 realindex=zeros(sum(realvec),1);
89 fastindex=zeros(N-length(slowindex),1);
90 nominalindex = zeros(N-length(realindex),1);
91 j=0; jj=0;
92 for i=1:N
93     if slowvec(i,:)==1
94         j=j+1;
95         slowindex(j,:)=i;
96     else
97         jj=jj+1;
98         fastindex(jj,:)=i;
99     end
100 end
101 j=0; jj=0;
102 for i=1:N
103     if realvec(i,:)==1
104         j=j+1;
105         realindex(j,:)=i;
106     else
107         jj=jj+1;
108         nominalindex(jj,:)=i;
109     end
110 end
111
112 % Modifier l'ordre de sorte que I(1) en premier et I(0) en second
113 tcodes = tcodevec;
114 intcode = zeros(size(tcodes));
115 for ii = 1:size(tcodes,1);
116     if tcodes(ii,:)>=5;
117         intcode(ii,:)=1;
118     elseif tcodes(ii,:)==2;
119         intcode(ii,:)=1;
120     end
121 end
122 statcode=1-intcode;
123 intcode=logical(intcode);
124 statcode = logical(statcode);
125 varindex = 1:size(tcodes,1);
126 varindex=varindex';
127 intvarindex = varindex(intcode); % Liste des variables I(1)
128 statvarindex = varindex(statcode); % Liste des variables I(1)
129 slowvecint=slowvec(intvarindex);
130 slowvecint=logical(slowvecint);
131 slowvecstat=slowvec(statvarindex);
132 slowvecstat=logical(slowvecstat);
133
134 bsize=1;

```

```

135 varnames={'\textbf{PIB Total}', '\textbf{Activit\'es primaires}' ,
136 '\textbf{Activit\'es secondaires}' ,...
137 '\textbf{Activit\'es tertiaires}' , '\textbf{Activit\'es financi\'(e)res}' ,
138 '\textbf{Commerce}' , '\textbf{Industrie manufacturi\'(e)re}' ,...
139 '\textbf{Immobilier}' , '\textbf{B\'atiment et travaux publics}' ,
140 '\textbf{Education \& sant\'e}' , '\textbf{Adm. publique \& s\'ec. sociale}' ,
141 '\textbf{Postes et t\'el\'ecomunications}' , '\textbf{H\^otels et
142 restaurants}' , '\textbf{Industrie d\'extraction}');
143
144 % Chocs de politique monétaire
145 shock=zeros(1,K+M-1) .25/stdffr'; % En termes d'écart-type, l'identification est
146 réursive
147 x1 = data_i1(:,intvarindex);
148 x2 = data_i1(:,statvarindex);
149 n1 = size(x1,2);
150
151 dx1 = data_i0(:,intvarindex);
152 dx2 = data_i0(:,statvarindex);
153 dx = [dx1,dx2];
154 x1=cumsum(dx1);
155 x2=dx2;
156 x = [x1,x2];
157 dx_est=data_i0_est;
158
159 % Estimation des facteurs à partir des variables en différences
160 [beta,bx1,bx2,bar1,bar2,ufecm,dF,F]=fac_estim_MP_flags_bn(y,x1,x2,dx_est,lags,arlags,
161 flags,slowindex,nf);
162 ufecm=demean(ufecm);
163
164 % Obtenir les résidus du modèle FAVAR
165 [bar1f,bar2f,bx1f,bx2f,ufavar]=getFAVARparam(x1,x2,F,arlags,flags);
166 ufavar=demean(ufavar);
167 [FYirfecm,Xirfecm]=ir_ecm_MP_flags_bn(x1,x2,F,lags,arlags,flags,xindex,slowvecint,
168 slowvecstat,shock,nsteps-1);
169 Xirfecm = Xirfecm.*stdX;
170 [FYirfavar,Xirfavar]=ir_MP_flags_bn(x1,x2,F,lags,arlags,flags,xindex,shock,nsteps-1);
171 Xirfavar = Xirfavar.*stdX;
172 n=size(Xirfecm,2);
173 Xirfecm0 = Xirfecm;
174 Xirfavar0 = Xirfavar;
175 FYirfecm0 = FYirfecm;
176 FYirfavar0 = FYirfavar;
177 s=1:nsteps;s=s'; z=zeros(nsteps,1); % Pour tracer le niveau zéro
178 figure(1)
179 subplot(5,3,1)
180 plot(s, FYirfavar(:,end),'-r','LineWidth',1.5);
181 hold on;
182 plot(s,FYirfecm(:,end),'-b','LineWidth',1.5);
183 plot(s,z,'-k','LineWidth',1);
184 hold off;
185 legend('BBE','BMM');
186 set(gca,'XLim',[0 nsteps],'XTick',[0 12 24 36 nsteps],'FontSize',8)
187 title('TIMM','FontSize',8)
188 for i=1:14
189 subplot(5,3,i+1)
190 plot(s,z,'-k','LineWidth',1);
191 hold on;
192 plot(s, Xirfavar(:,i),'-r','LineWidth',1.5);
193 plot(s,Xirfecm(:,i),'-b','LineWidth',1.5);
194 hold off;
195 set(gca,'XLim',[0 nsteps],'XTick',[0 12 24 36 nsteps],'FontSize',8)
196 title(varnames(i),'FontSize',8)
197 end
198
199 %% Monte Carlo
200
201 % Définir les valeurs initiales pour les facteurs simulés
202 N=size(xindex,1);
203
204 % Définir des matrices pour les essais de simulation
205 Xfecm_mc = NaN(nsteps,N,Nsim);
206 Xfavar_mc = NaN(nsteps,N,Nsim);

```

```

200 FYfecm_mc = NaN(nsteps,K+M,Nsim);
201 FYfavar_mc = NaN(nsteps,K+M,Nsim);
202
203 % Commencer le bouclage (looping)
204 T = size(x,1);
205 for i = 1:Nsim;
206
207     % Étape 1 : Rééchantillonnage des facteurs
208     [Fr,initind]=boot_fac(F,lags); % Ici, la longueur de Fr est décalée de T+f, en
    raison des valeurs initiales pour la génération de X
209     push = max([lags flags]);
210     initind = initind+push-1;
211     xlinit = x1(initind-arlags+1:initind,:);
212     x2init = x2(initind-arlags+1:initind,:);
213     Filr = Fr(:,1:nf1);
214     Gr = Fr(:,nf1+1:end);
215     dFilr = diff(Filr);
216     dFr = diff(Fr);
217     Fr = Fr(2:end,:);
218
219     % Étape 2 : Génération de données à partir de fyr et de bootstrap sur u
220     if favarCI==1
221         [xr,dxr]=favar_gen_panel_flags_alldiff_bn(bx1f,bx2f,bar1f,bar2f,ufavar,Fr,
            dFr,arlags,flags,bsize,xlinit,x2init); %FAVAR DGP
222     else
223         [xr,dxr]=fecm_gen_panel_flags_alldiff_bn(beta,bx1,bx2,bar1,bar2,ufecm,Fr,dFr,
            arlags,flags,bsize,xlinit,x2init); %FECM DGP
224     end
225     x1r = xr(:,1:n1);
226     x2r = xr(:,n1+1:end);
227     Fr = Fr (flags+1:end,:);
228
229     % Estimation des fonctions de réponses impulsionnelles en utilisant le modèle
    FECM
230     [FYirfecm,Xirfecm]=ir_ecm_MP_flags_bn(x1r,x2r,Fr,lags,arlags,flags,xindex,
        slowvecint,slowvecstat,shock,nsteps-1);
231     Xirfecm = Xirfecm.*stdX;
232     Xfecm_mc(:, :, i)=Xirfecm;
233     FYfecm_mc(:, :, i)=FYirfecm;
234
235     % Estimation des fonctions de réponses impulsionnelles en utilisant le modèle
    FAVAR
236     [FYirfavar,Xirfavar]=ir_MP_flags_bn(x1r,x2r,Fr,lags,arlags,flags,xindex,shock,
        nsteps-1);
237     Xirfavar = Xirfavar.*stdX;
238     Xfavar_mc(:, :, i)=Xirfavar;
239     FYfavar_mc(:, :, i)=FYirfavar;
240 end
241
242 %%
243 Xfecm_mc = sort(Xfecm_mc,3);
244 FYfecm_mc = sort(FYfecm_mc,3);
245 Xfavar_mc = sort(Xfavar_mc,3);
246 FYfavar_mc = sort(FYfavar_mc,3);
247 Xfecm_mc = Xfecm_mc(:, :, [.05*Nsim 0.5*Nsim .95*Nsim]);
248 FYfecm_mc = FYfecm_mc(:, :, [.05*Nsim 0.5*Nsim .95*Nsim]);
249 Xfavar_mc = Xfavar_mc(:, :, [.05*Nsim 0.5*Nsim .95*Nsim]);
250 FYfavar_mc = FYfavar_mc(:, :, [.05*Nsim 0.5*Nsim .95*Nsim]);
251 FYfecm_mc=permute(FYfecm_mc, [2,1,3]);
252 Xfecm_mc=permute(Xfecm_mc, [2,1,3]);
253 FYfavar_mc=permute(FYfavar_mc, [2,1,3]);
254 Xfavar_mc=permute(Xfavar_mc, [2,1,3]);
255 n=size(Xfecm_mc,1);
256 if favarCI==1
257     Xseup = Xfavar_mc(:, :, 3)-Xfavar_mc(:, :, 2);
258     Xselow = Xfavar_mc(:, :, 2)-Xfavar_mc(:, :, 1);
259     FYseup = FYfavar_mc(:, :, 3)-FYfavar_mc(:, :, 2);
260     FYselow = FYfavar_mc(:, :, 2)-FYfavar_mc(:, :, 1);
261     Xbounds = cat(3,Xselow,Xseup);
262     Xbounds = permute(Xbounds, [2,3,1]);
263     FYbounds = cat(3,FYselow,FYseup);
264     FYbounds = permute(FYbounds, [2,3,1]);
265     Xfavar_ci = Xfavar_mc;

```

```

266     Xfavar_ci(:, :, 1) = Xirfavar0'-Xselow;
267     Xfavar_ci(:, :, 2) = Xirfavar0';
268     Xfavar_ci(:, :, 3) = Xirfavar0'+Xseup;
269     FYfavar_ci(:, :, 1) = FYirfavar0'-FYselow;
270     FYfavar_ci(:, :, 2) = FYirfavar0';
271     FYfavar_ci(:, :, 3) = FYirfavar0'+FYseup;
272 else
273     Xseup = Xfecm_mc(:, :, 3)-Xfecm_mc(:, :, 2);
274     Xselow = Xfecm_mc(:, :, 2)-Xfecm_mc(:, :, 1);
275     FYseup = FYfecm_mc(:, :, 3)-FYfecm_mc(:, :, 2);
276     FYselow = FYfecm_mc(:, :, 2)-FYfecm_mc(:, :, 1);
277     Xbounds = cat(3, Xselow, Xseup);
278     Xbounds = permute(Xbounds, [2, 3, 1]);
279     FYbounds = cat(3, FYselow, FYseup);
280     FYbounds = permute(FYbounds, [2, 3, 1]);
281     Xfecm_ci = Xfecm_mc;
282     Xfecm_ci(:, :, 1) = Xirfecm0'-Xselow;
283     Xfecm_ci(:, :, 2) = Xirfecm0';
284     Xfecm_ci(:, :, 3) = Xirfecm0'+Xseup;
285     FYfecm_ci(:, :, 1) = FYirfecm0'-FYselow;
286     FYfecm_ci(:, :, 2) = FYirfecm0';
287     FYfecm_ci(:, :, 3) = FYirfecm0'+FYseup;
288 end
289
290
291 % ----- %
292 % Tracer les réponses impulsionnelles %
293 % ----- %
294
295 s=1:nsteps; z=zeros(nsteps,1); % Pour tracer le niveau zéro
296 if favarCI==1
297     figure
298
299     subplot(5,3,1)
300     plot(s, FYirfecm0(:, 1), 'r-', 'LineWidth', 1.5);
301     hold on;
302     ax1=boundedline(s, squeeze(FYfavar_ci(1, :, 2)), FYbounds(:, :, 1), '--b');
303     set(ax1, 'LineWidth', 1.5);
304     plot(s, FYirfecm0(:, 1), 'r-', 'LineWidth', 1.5);
305     plot(s, z, '-k', 'LineWidth', 1);
306     hold off;
307     legend('FECM', '90% conf. int.', 'FAVAR');
308     set(gca, 'XLim', [0 nsteps], 'XTick', [0 12 24 36 nsteps], 'FontSize', 8);
309     ax = gca;
310     ax.YAxis.Exponent = 0;
311     title('\textbf{TIMM}', 'FontSize', 8, 'interpreter', 'latex') % -->
312     title('\textbf{M2}', 'FontSize', 8, 'interpreter', 'latex') % % Pour le choc de
313     l'offre de monnaie (M2)
314     for i=1:14
315         subplot(5,3,i+1)
316         ax1=boundedline(s, squeeze(Xfavar_ci(i, :, 2)), Xbounds(:, :, i), '--b');
317         set(ax1, 'LineWidth', 1.5);
318         hold on;
319         plot(s, Xirfecm0(:, i), 'r-', 'LineWidth', 1.5);
320         plot(s, z, '-k', 'LineWidth', 1);
321         hold off;
322         set(gca, 'XLim', [0 nsteps], 'XTick', [0 12 24 36 nsteps], 'FontSize', 8);
323         ax = gca;
324         ax.YAxis.Exponent = 0;
325         title(varnames(i), 'FontSize', 8, 'interpreter', 'latex')
326     end
327 else
328     figure
329     subplot(5,3,1)
330     plot(s, FYirfavar0(:, 1), 'r--', 'LineWidth', 1.5);
331     hold on;
332     ax1=boundedline(s, squeeze(FYfecm_ci(1, :, 2)), FYbounds(:, :, 1), '-b');
333     set(ax1, 'LineWidth', 1.5);
334     plot(s, z, '-k', 'LineWidth', 1);
335     hold off;
336     legend('FAVAR', '90% conf. int.', 'FECM');
337     set(gca, 'XLim', [0 nsteps], 'XTick', [0 12 24 36 nsteps], 'FontSize', 8);
338     ax = gca;

```

```

337     ax.YAxis.Exponent = 0;
338     title({'\textbf{TIMM}'],'FontSize',8,'interpreter','latex') % -->
339     title({'\textbf{M2}'],'FontSize',8,'interpreter','latex') % Pour le choc de l'offre
340     de monnaie (M2)
341     for i=1:14
342         subplot(5,3,i+1)
343         ax1=boundedline(s,squeeze(Xfecm_ci(i,:,2)),Xbounds(:,:,i),'-b');
344         set(ax1,'LineWidth',1.5);
345         hold on;
346         plot(s, Xirfavar0(:,i),'r--','LineWidth',1.5);
347         plot(s,z,'-k','LineWidth',1);
348         hold off;
349         set(gca,'XLim',[0 nsteps],'XTick',[0 12 24 36 nsteps],'FontSize',8);
350         ax = gca;
351         ax.YAxis.Exponent = 0;
352         title(varnames(i),'FontSize',8,'interpreter','latex')
353     end
354     if favarCI==1
355         figname = [figdir 'Fig_FECM_choc_timm_favar_CI']; % figname = [figdir
356         'Fig_FECM_choc_m2_favar_CI'] % Pour le choc de l'offre de monnaie (M2)
357     else
358         figname = [figdir 'Fig_FECM_choc_timm_fecm_CI']; % figname = [figdir
359         'Fig_FECM_choc_m2_fecm_CI']; % Pour le choc de l'offre de monnaie (M2)
360     end
361     savefig(figname);
362
363 % Autres fichiers nécessaires pour l'execution de ce code Matlab :
364 % boot_fac.m / boot_fac_flags_bn.m / cols.m / commutation_svar_var.m /
365 % ComputeCl_svec_var.m / ComputeMeanLag_svec_var.m / DecompCorrelation_svar_var.m /
366 % delif.m / demean.m / detrend.m / extract.m / extract_i0.m / facrot.m /
367 % fac_estim_LRres_alldiff_flags.m / fac_estim_LRres_alldiff_flags_bn.m /
368 % fac_estim_MP_flags_bn.m / favar_gen_panel_flags_alldiff_bn.m /
369 % fecm_gen_panel_flags_alldiff_bn.m / getFAVARparam.m / GetResMatricesLR_svec_var.m /
370 % irfsim.m / irfsim_flag.m / irfsim_LRres_ecm_flag.m / irfsim_noc.m /
371 % ir_ecm_LRres_flags_alldiff.m / ir_ecm_LRres_flags_alldiff_bn.m /
372 % ir_ecm_MP_flags_bn.m / ir_LRres_flags_alldiff_bn.m / ir_MP_flags_bn.m / ismiss.m /
373 % JohNoDet.m / JohResConst.m / lagn.m / MLEstSVAR_svar_var.m / MLEstSVECM_svec_var.m /
374 % NormSignK_svar_var.m / olssvd.m / rows.m / selif.m / standardize.m /
375 % StartingValues_svar_var.m / svec.m / svecmB.m / vec.m / vec2var.m / vec2varNoDet.m /
376 % vec2varResConst.m / boundedline.m / inpaint_nans.m / outlinebounds.m

```

Annexe (8.c) : Code GAUSS

```

1  /*
2  This program:
3  - computes nonstationary factors ;
4  - performs forecast comparison of AR, FAR, VAR, AR in levels, VAR in levels, FECM, FAVAR, ECM and FECMc (FECM augmented with
common cycles) ;
5  - factors are computed recursively ;
6  - recursive Cheng and Phillips test for cointegration rank (the code below contains also the option to use the Johansen trace
test, which
7  uses the libraries of JMulti (www.jmulti.de). You need to set up you machine accordingly ;
8  - recursive checking for residual autocorrelation ;
9  - forecasting of either differences or levels ;
10 - calculates correct I(0) factors.
11 marouane.daoui@usmba.ac.ma
12 */
13 new;
14 cls;
15 library pgraph ;
16 graphset;
17 fmdir="C:\\Users\\PC1\\Desktop\\FECM_Forc\\fmt\\";
18 outdir="C:\\Users\\PC1\\Desktop\\FECM_Forc\\out\\";
19 identifier_str="benchmark";
20 xlsname="C:\\Users\\PC1\\Desktop\\FECM_Forc\\mar1.ok.xls"; @ DATA Set (Excel File), original file daoui.xls @
21 fname = "C:\\Users\\PC1\\Desktop\\FECM_Forc\\out\\";
22 fname_output = fname $"MOR_mix_BIC_CP_k4_CWtest_60on.out";
23 name = "MOR_mix_BIC_CP_k4_CWtest_60on";
24 name_forc = "MOR_mix_BIC_CP_k4_CWtest_forc_60on";
25 fname_fac = fname$"fac";
26 ns= 117; @ Number of series in dataset @
27 field = 1;
28 prec = 0;
29 fmat = "%.1f";
30
31 @ ----- @
32 @ Switches @
33 @ ----- @
34 ioutlier=1; @ = 1 for correcting outliers in X @
35 outlierforc = 1; // 0 - forecasting raw data, 1 - forecasting outlier adjusted data
36 TypeFor = 1; // Type of forecast: 0 - differences, 1 - levels
37 CommCycle = 1; // Common cycles in the FECM (FECMc model): 0 - excluded, 1 - included
38 ICsel = 1; // Recursive IC-based selection of lag length: 0 - off, 1 - on
39 crit = 3; //1 - AIC, 2 - HQ, 3 - BIC
40 ACCorr = 0; // 1 - selects the model without residual autocorrelation, 0 - imposes IC selected lag length
41 trend_lev = 1; // Switch for trend in the levels.
42 rank_test = 2; // 0 - fixed rank, 1 -Johansen cointegration rank test, 2 - Cheng and Phillips (2008) IC-based cointegration
rank test
43
44 @ ----- @
45 @ Setting parameters @
46 @ ----- @
47 // Mixed system of variables:
48 varsel = {95,92,106};
49
50 lag_FAVAR = 4; //
51 lag_FAR = 4;
52 lag_AR = 4;
53 lag_VAR = 4;
54 lag_ARlev = 5;
55 lag_VARlev = 5;
56 rank_ECM = 3;
57 lag_ECM = 3;
58 lag_FECM = 6;
59 rank_FECM = 3;
60
61 // -----//
62 // Other parameters //
63 // -----//
64 hor = {1,2,4,8}; @ Forecast horizons @ //1,2,3,4
65 //hor = {12}; @ Forecast horizons @
66 kmax = 5; // Max number of factors
67 k_FECM = 1; // Number of factors in the FECM
68 k_FAVAR = 3; // Number of factors in the FAVAR
69 k_FECMc = 1; // Number of I(0) factors in the FECMc
70 NA = rows(varsel); // Number of variables of interest //
71 max_rank = NA + k_FECM;
72 @ ----- @
73 @ Sample Period @
74 fyds=1985; @ First Year of Data Set @
75 fqds=1; @ First Quarter of Data Set @
76 lyds=2018; @ Last Year of Data Set @
77 lqds=4; @ Last Quarter of Data Set @
78 fyest=1986; @ First Year for Estimation @
79 fqest=1; @ First Quarter for Estimation @
80 fyforc=2012; @ First Year for Forecasting @
81 fqforc=1; @ First Quarter for Forecasting @
82 lyforc=2018; @ Last Year for Forecasting @
83 lqforc=4; @ Last Quarter for Forecasting @

```

```

84
85 @ -- Parameters for Outlier Adjustment -- @
86 thr=1; @ Threshold multiple for IQR @
87
88 @ -- Sample Period Pointers -- @
89 nds = 4*(lyds-fyds) + (lqds-fqds)+1; @ Data Set Sample Size @
90 ifest = 4*(fyest-fyds) + (fqest-fqds)+1; @ Index of First Estimation Period @
91 iforc = 4*(fyforc-fyds) + (fqforc-fqds)+1; @ Index of First Forecast Period @
92 ilforc = 4*(lyforc-fyds) + (lqforc-fqds)+1; @ Index of Last Forecast Period @
93
94 @ -- Construct Calendar Sequences for Plotting, etc -- @
95 calds=zeros(nds,2);
96 calds[1,1]=fyds;
97 calds[1,2]=fqds;
98 yr=fyds; qt=fqds;
99 i=2; do while i <= nds;
100 qt=qt+1;
101 if qt .> 4; qt=1; yr=yr+1; endif;
102 calds[i,1]=yr; calds[i,2]=qt;
103 i=i+1; endo;
104 tds=calds[.,1]+(calds[.,2]-ones(rows(calds),1))/4;
105 calest=calds[ifest:rows(calds),.];
106 test=calest[.,1]+(calest[.,2]-ones(rows(calest),1))/4;
107
108 @ load Procedures @
109 #include c:\Users\PC1\Desktop\FECM_Forc\fcst.prc;
110 #include c:\Users\PC1\Desktop\FECM_Forc\daouiProc.v1.prc;
111
112 output file = ^fname_output on;
113 output on;
114 // Printing the parameters of the estimation
115 format /rd 2,0;
116 print " Forecasting outlier-adjusted data: "; outlierforc;;
117 "";
118 print " Cointegration test: "; rank_test;;
119 "";
120 print " IC based selection: "; ICsel;;
121 "";
122 print " Type of information criterion: "; crit;;
123 "";
124 print " Correction for autocorrelated residuals: "; ACCorr;;
125 "";
126 sample = ftos(fyforc,fmat,2,0) $+/"$+ftos(fqforc,fmat,2,0)$+ - " $+ftos(lyforc,fmat,2,0) $+/"$+ftos(lqforc,fmat,2,0);
127 print " Forecasting sample: "; sample ;;
128 "";
129
130 @ Read in Data @
131 namevec = SpreadsheetReadSA("mar1.ok.xls", "a1:dm1",1);
132 namevec = namevec';
133 trendvec = SpreadsheetReadM("mar1.ok.xls", "a2:dm2",1);
134 trendvec = trendvec';
135 tcodevec = SpreadsheetReadM("mar1.ok.xls", "a3:dm3",1);
136 tcodevec = tcodevec';
137 datamat = SpreadsheetReadM("mar1.ok.xls", "a4:dm139",1);
138
139 // Form Panel Data set of transformed Data //
140 bpdata_il=0;
141 data_il = 0;
142 jj = 1;
143 do while jj<=rows(tcodevec);
144 tcodevec[jj,.] = tcodevec[jj,.];
145 jj = jj + 1;
146 endo;
147
148 is=1;
149 do while is <= rows(namevec);
150 tcode=tcodevec[is];
151 x=datamat[.,is];
152 y=transx(x,tcode); @ -- Transform -- @
153 if rows(data_il) .== 1;
154 data_il=y;
155 else;
156 data_il=data_il-y;
157 endif;
158 if rows(bpdata_il) .== 1;
159 bpdata_il=y;
160 bpnamevec=namevec[is];
161 else;
162 bpdata_il=bpdata_il-y;
163 bpnamevec=bpnamevec $| namevec[is];
164 endif;
165 skipbp2;
166 is=is+1;
167 endo;
168
169 "Number of Series in Balanced Panel: ";format /rd 3,0; cols(bpdata_il);

```



```

170 nx=cols(bpdata_i1);
171
172 t=ilforc;
173 print /flush;
174 calds[t,.];timestr(time);
175
176 // Iterate over forecast horizon
177 firstobs = iforc-ifest;
178 lastobs = ilforc - ifest+1;
179
180 @ -- Data matrices for estimation of factors and forecasting -- @
181
182 bpdata_i0_help = bpdata_i1[ifest:t,.];
183 bpdata_i1_help = bpdata_i1[ifest:t,.];
184 // Outlier adjusted dataset
185 // Standardize and detrend the data for factor estimation
186 //Detrend and demean the data first
187
188 pandata = {};
189 pandataforc = {};
190 is = 1;
191 do while is <= cols(bpdata_i1_help);
192     y = bpdata_i1_help[,is];
193     if trendvec[is,.] == 1;
194         yy = packr(y);
195         T = rows(yy);
196         x = ones(1,T);
197         trend = sequa(1,1,cols(x));
198         x = x|trend';
199         errors = yy*(eye(T)-x'*invpd(x*x')*x);
200         errors = errors';
201         detm = yy - errors;
202         if rows(y) /= rows(yy);
203             missobs = rows(y)-rows(yy);
204             detm = miss(zeros(missobs,1),0)|detm;
205             errors = miss(zeros(missobs,1),0)|errors;
206         endif;
207         y=errors;
208     else;
209         detm = zeros(rows(y),1);
210     endif;
211
212     @ -- Check for Outliers -- @
213     ya=adjout(y,thr,4); @ 4 = 1 sided median replacement @
214     if rows(ya) .== 1; goto skipbp3; endif;
215     y=ya;
216     pandata = pandata~y;
217     pandataforc = pandataforc~(y+detm);
218     skipbp3:
219     is = is + 1;
220 endo;
221 bpdata_i0_help = pandata;
222 bpdata_i1_help = pandata;
223
224 if outlierforc == 0;
225     data_i0_help = data_i1[ifest:t,.];
226     data_i1_help = data_i1[ifest:t,.]; // Raw data
227 else;
228     data_i0_help = pandataforc;
229     data_i1_help = pandataforc;
230
231 endif;
232
233 @ ----- @
234 @ First, estimating and storing the factors over the whole period @
235 @ ----- @
236 dibp=bpdata_i0_help;
237 data_i0 = data_i0_help;
238 if ismiss(dibp) .== 1;
239     "Missing Data in Balanced Panel, Processing Stops";
240     dibp = packr(dibp);
241 endif;
242 // -----
243 // Estimation of stationary factors
244 // -----
245 @ Standardize Data and Form Principal Components @
246 std_dibp=(dibp-meanc(dibp)')./stdc(dibp)';
247 panel = std_dibp;
248 T = rows(panel);
249 N = cols(panel);
250 Mod = 3;
251 TypeEstim = 1;
252 {factors,loadings} = EstFactor(panel,kmax,N,T,Mod); // Estimates factors and loadings
253 // k_estim= InfCrit(panel,factors,loadings,kmax,T,N,Mod); // Estimates a number of factors
254 k_estim = k_FAVAR;
255 if k_estim > 0;

```

```

256         factors_k = factors[:,kmax-k_estim+1:kmax];
257     else;
258         factors_k=0;
259     endif;
260     factors_i0 = factors_k;
261     // Saving factors into Excel file
262     save path = ^fname_fac factors_i0;
263     y = seqa(1,1,k_estim);
264     x = 0 $+ "f" $+ ftocv(y,field,0);
265     factors_k = x'|factors_i0;
266     firstcell = "a1";
267     lastcell = "e" $+ ftos(rows(factors_i0),fmat,2,prec);
268     range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
269     xlsret = SpreadsheetWrite(factors_i0, "factors_i0", range, 1);
270     // -----
271     // Estimation of nonstationary factors
272     // -----
273     t=ilforc;
274     dibp = bpdata_il_help;
275     data_il = data_il_help;
276     if ismiss(dibp) .== 1;
277         "Missing Data in Balanced Panel, Processing Stops";
278         dibp = packr(dibp);
279     endif;
280     // @ Standardize Data and Form Principal Components @
281     std_dibp=(dibp-meanc(dibp)')./stdc(dibp)';
282     panel = std_dibp;
283     T = rows(panel);
284     N = cols(panel);
285     Mod = 2;
286     TypeEstim = 1;
287     {factors,loadings} = EstFactor(panel,kmax,N,T,Mod); // Estimates factors and loadings
288     // k_estim= InfCrit(panel,factors,loadings,kmax,T,N,Mod); // Estimates a number of factors
289     k_estim = k_FECM;
290     if k_estim > 0;
291         factors_k = factors[:,kmax-k_estim+1:kmax];
292         loadings_k = loadings[kmax-k_estim+1:kmax,.];
293     else;
294         factors_k=0;
295     endif;
296     factors_il = factors_k;
297     //Saving factors
298     save path = ^fname_fac factors_il;
299     y = seqa(1,1,k_estim);
300     x = 0 $+ "f" $+ ftocv(y,field,0);
301     factors_k = x'|factors_il;
302     firstcell = "a1";
303     lastcell = "e" $+ ftos(rows(factors_il),fmat,2,prec);
304     range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
305     xlsret = SpreadsheetWrite(factors_il, "factors_il", range, 1);
306
307     @ ----- @
308     @ Main part: psedo-real time forecasts @
309     @ ----- @
310     // Iterating over forecast horizons
311     kk = 1;
312     do while kk <= rows(hor);
313         h = hor[kk,.];
314         results_iter_FECM = {};
315         results_iter_FAVAR = {};
316         results_iter_ECM = {};
317         results_iter_FECMc = {};
318         results_iter_FAR = {};
319         results_iter_VAR = {};
320         results_iter_AR = {};
321         results_iter_VARlev = {};
322         results_iter_ARlev = {};
323
324     for nn (firstobs, lastobs,1); // Iterating over forecast period with recirsive estimation of factors
325
326         @ Form Panel Data Set @
327         dibp=bpdata_i0_help[1:nn-h,.];
328         data_i0 = data_i0_help[1:nn,.];
329         if ismiss(dibp) .== 1;
330             "Missing Data in Balanced Panel, Processing Stops";
331             dibp = packr(dibp);
332         endif;
333
334     // -----
335     // Estimation of stationary factors
336     // -----
337     @ Standardize Data and Form Principal Components @
338     std_dibp=(dibp-meanc(dibp)')./stdc(dibp)';
339     panel = std_dibp;
340     T = rows(panel);
341     N = cols(panel);

```

```

342     Mod = 3;
343     TypeEstim = 1;
344     {factors,loadings} = EstFactor(panel,kmax,N,T,Mod); // Estimates factors and loadings
345     // k_estim= InfCrit(panel,factors,loadings,kmax,T,N,Mod); // Estimates a number of factors
346     k_estim = k_FAVAR;
347     if k_estim > 0;
348         factors_k = factors[:,kmax-k_estim+1:kmax];
349     else;
350         factors_k=0;
351     endif;
352     factors_i0 = factors_k;
353
354     if (nn == lastobs) and (kk == 1);
355         print "Number of stationary factors: "; k_estim;;
356         "";
357     endif;
358
359     // -----
360     // Estimation of nonstationary factors
361     // -----
362     t=ilforc;
363     //@ Form Panel Data Set @
364     dibp = bpdata_il_help[1:nn-h,:];
365     data_il = data_il_help[1:nn,:];
366     if ismiss(dibp) ~= 1;
367         "Missing Data in Balanced Panel, Processing Stops";
368         dibp = packr(dibp);
369     endif;
370
371     //@ Standardize Data and Form Principal Components @
372     std_dibp=(dibp-meanc(dibp)')./stdc(dibp)';
373     panel = std_dibp;
374     T = rows(panel);
375     N = cols(panel);
376     Mod = 2;
377     TypeEstim = 1;
378     {factors,loadings} = EstFactor(panel,kmax,N,T,Mod); // Estimates factors and loadings
379     // k_estim= InfCrit(panel,factors,loadings,kmax,T,N,Mod); // Estimates number of factors
380     k_estim = k_FECM;
381     if k_estim > 0;
382         factors_k = factors[:,kmax-k_estim+1:kmax];
383         loadings_k = loadings[kmax-k_estim+1:kmax,:];
384     else;
385         factors_k=0;
386     endif;
387     factors_i1 = factors_k;
388     if (nn == lastobs) and (kk == 1);
389         print "Number of nonstationary factors: "; k_estim;;
390         "";
391     endif;
392     if CommCycle == 1;
393         iresid = panel - factors_k*loadings_k; //idiosyncratic components, I(0)
394         Mod = 5;
395         T=rows(iresid);
396         N = cols(iresid);
397         {cycles,loadings} = EstFactor(iresid,kmax,N,T,Mod);
398         Mod = 3;
399         // k_cycle= InfCrit(iresid,cycles,loadings,kmax,T,N,Mod); // The number of common cycles in the FECM
400         k_cycle = k_FECMc;
401         if k_cycle > 0;
402             cycles_k = cycles[:,kmax-k_cycle+1:kmax];
403         else;
404             cycles_k=0;
405         endif;
406         if (nn == lastobs) and h == 1;
407             print "Number of common cycles in the FECM: "; k_cycle;;
408             "";
409         endif;
410     endif;
411
412     @ ----- @
413     @ ----- FORECASTING ----- @
414     @ ----- @
415     // Pick up the variables of interest
416     data_i0=packr(data_i0);
417     data_i1=packr(data_i1);
418     jj = 1;
419     vars_FECM = zeros(rows(data_i1),rows(varsel));
420     if (nn == lastobs) and (kk == 1);
421         "";
422         "Modelled variables: ";
423         "";
424     endif;
425
426     do while jj <= rows(varsel);
427         vars_FECM[:,jj] = data_i1[:,varsel[jj,1]];

```

```

428     if (nn == lastobs) and (kk == 1);
429         $namevec[varsel[jj,.]];
430     endif;
431     jj = jj+1;
432 endo;
433 vars_ECM = vars_FECM;
434 vars_FAVAR = vars_FECM[2:rows(vars_FECM),.]-vars_FECM[1:rows(vars_FECM)-1,.];
435
436 // ESTIMATE MODELS AND PERFORM TESTS
437 // FECM
438 TypeEstim = 1;
439 TypeModel = 2;
440 factors = factors_i1;
441 vars = vars_FECM[1:rows(vars_FECM)-h,.]~factors;
442 if rank_test == 1;
443     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR
444         max_lag = 6;
445         dettrend = trend_lev;
446         {p} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
447         if ACCorr == 1;
448             //Check for residual autocorrelation
449             ar_ord = 4;
450             artestpoint1:
451             {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
452             LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to[1,2] for LM chisq version
453             if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
454                 p = p+1;
455                 goto artestpoint1;
456             endif;
457         endif;
458         p = p-1;
459         lag_FECM = p;
460     else;
461         p = lag_FECM;
462     endif;
463     //Test for rank
464 elseif rank_test == 2;
465     {r}=ICsel_rank(vars,max_rank, crit);
466     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR
467         max_lag = 6;
468         dettrend = 0;
469         {p} = ICsel_vec(vars,max_lag,r,crit,dettrend);
470         if ACCorr == 1;
471             //Check for residual autocorrelation
472             ar_ord = 4;
473             p=p+1; // Because the test performed in VAR in levels and not in a FECM.
474             artestpoint2:
475             {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
476             LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to[1,2] for LM chisq version
477             if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
478                 p = p+1;
479                 goto artestpoint2;
480             endif;
481             p = p -1; //Back to lags of differences.
482         endif;
483         lag_FECM = p;
484     else;
485         p = lag_FECM;
486     endif;
487 else;
488     r = rank_FECM;
489     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR
490         max_lag = 6;
491         dettrend = 0;
492         {p} = ICsel_vec(vars,max_lag,r,crit,dettrend);
493         if ACCorr == 1;
494             //Check for residual autocorrelation
495             ar_ord = 4;
496             p=p+1; // Because the test performed in VAR in levels and not in a FECM.
497             artestpoint10:
498             {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
499             LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to[1,2] for LM chisq version
500             if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
501                 p = p+1;
502                 goto artestpoint10;
503             endif;
504             p = p -1; //Back to lags of differences.
505         endif;
506         lag_FECM = p;
507     else;
508         p = lag_FECM;
509     endif;
510 endif;
511 vars=vars_FECM;
512 {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
513 results_model = i|TypeModel|k_estim|p|ferror2[1:NA,1]|R2_adjusted[1:NA,1]|forc[1:NA,1]|Yact[1:NA,1]|r;

```

```

514     results_iter_FECM = results_iter_FECM~results_model;
515
516 // FAVAR
517     TypeEstim = 1;
518     TypeModel = 3;
519     factors = factors_i0;
520     vars = vars_FAVAR[1:rows(vars_FAVAR)-h,.]~factors;
521     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR in differences
522         max_lag = 6;
523         dettrend=0;
524         {p} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
525         if ACcorr == 1;
526             //Check for residual autocorrelation
527             ar_ord = 4;
528             artestpoint3:
529             {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
530             LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
531             if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
532                 p = p+1;
533                 goto artestpoint3;
534             endif;
535         endif;
536     else;
537         p = lag_FAVAR;
538     endif;
539     r = rank_FECM;
540     vars = vars_FECM; // Same as for FECM. Needed for levels forecast in order to avoid cummulation. In the procedure the
data get differenced.
541     {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
542     results_model = i|TypeModel|k_estim|p_opt|ferror2[1:NA,1]|R2_adjusted[1:NA,1]|forc[1:NA,1]|Yact[1:NA,1];
543     results_iter_FAVAR = results_iter_FAVAR~results_model;
544
545 // ECM
546     TypeEstim = 0;
547     TypeModel = 4;
548     factors = factors_i1;
549     vars = vars_FECM[1:rows(vars_FECM)-h,.]
550     max_rank = cols(vars);
551     if rank_test == 1;
552         if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR
553             max_lag = 6;
554             dettrend = trend_lev;
555             {p} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
556             if ACcorr == 1;
557                 //Check for residual autocorrelation
558                 ar_ord = 4;
559                 artestpoint4:
560                 {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
561                 LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
562                 if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
563                     p = p+1;
564                     goto artestpoint4;
565                 endif;
566             endif;
567             p = p-1;
568             lag_ECM = p;
569         else;
570             p = lag_ECM;
571         endif;
572         //Test for rank
573     elseif rank_test == 2;
574         {r}=ICsel_rank(vars,max_rank, crit);
575         if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR
576             max_lag = 6;
577             dettrend = 0;
578             {p} = ICsel_vec(vars,max_lag,r,crit,dettrend);
579             if ACcorr == 1;
580                 //Check for residual autocorrelation
581                 ar_ord = 4;
582                 p=p+1; // Because the test performed in VAR in levels and not in a FECM.
583                 artestpoint5:
584                 {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
585                 LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
586                 if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
587                     p = p+1;
588                     goto artestpoint5;
589                 endif;
590                 p = p -1; //Back to lags of differences.
591             endif;
592             lag_ECM = p;
593         else;
594             p = lag_ECM;
595         endif;
596     else;
597         r = rank_ECM;
598         if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR

```

```

599     max_lag = 6;
600     dettrend = 0;
601     {p} = ICsel_vec(vars,max_lag,r,crit,dettrend);
602     if ACcorr == 1;
603         //Check for residual autocorrelation
604         ar_ord = 4;
605         p=p+1; // Because the test performed in VAR in levels and not in a FECM.
606         artestpoint11;
607         {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
608         LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
609         if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
610             p = p+1;
611             goto artestpoint11;
612         endif;
613         p = p -1; //Back to lags of differences.
614     endif;
615     lag_ECM = p;
616     else;
617         p = lag_ECM;
618     endif;
619 endif;
620 vars=vars_FECM;
621 {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
622 results_model = i|TypeModel|k_estim|p_opt|ferror2[1:NA,1]|R2_adjusted[1:NA,1]|forc[1:NA,1]|Yact|r;
623 results_iter_ECM = results_iter_ECM~results_model;
624
625 // FECMc
626 if CommCycle == 1; // FECM augmented with common cycles
627     TypeModel = 7;
628     TypeEstim = 1;
629     r = rank_FECM;
630     p = lag_FECM;
631     vars = vars_FECM;
632     factors = factors_i1~cycles_k;
633     {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
634     results_model = i|TypeModel|k_estim|p_opt|ferror2[1:NA,1]|R2_adjusted[1:NA,1]|forc[1:NA,1]|Yact[1:NA,1];
635     results_iter_FECMc = results_iter_FECMc~results_model;
636 endif;
637
638 // VAR model
639 TypeEstim = 1;
640 TypeModel = 5;
641 vars = vars_FAVAR[1:rows(vars_FAVAR)-h,.];
642 if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR in differences
643     max_lag = 6;
644     dettrend=0;
645     {p} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
646     if ACcorr == 1;
647         //Check for residual autocorrelation
648         ar_ord = 4;
649         artestpoint6;
650         {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
651         LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
652         if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
653             p = p+1;
654             goto artestpoint6;
655         endif;
656     endif;
657 else;
658     p = lag_VAR;
659 endif;
660 r = rank_FECM;
661 vars = vars_FECM; // Same as for FECM. Needed for levels forecast in order to avoid cumulation. In the procedure the
data get differenced.
662 factors = factors_i0;
663 {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
664 results_model = i|TypeModel|k_estim|p_opt|ferror2[1:NA,1]|R2_adjusted[1:NA,1]|forc[1:NA,1]|Yact;
665 results_iter_VAR = results_iter_VAR~results_model;
666
667 // FAR model
668 TypeEstim = 1;
669 TypeModel = 3;
670 for jj (1,cols(vars_FECM),1);
671     vars = vars_FAVAR[1:rows(vars_FAVAR)-h,jj]~factors_i0;
672     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted VAR in differences
673         max_lag = 6;
674         dettrend = trend_lev;
675         {p} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
676         if ACcorr == 1;
677             //Check for residual autocorrelation
678             ar_ord = 4;
679             artestpoint7;
680             {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
681             LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
682             if (LM_pval < 0.05) and (p<4);
683                 p = p+1;

```

```

684         goto artestpoint7;
685     endif;
686 endif;
687 else;
688     p = lag_FAR;
689 endif;
690 vars = vars_FECM[:,jj];
691 factors = factors_i0;
692 {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
693 if jj == 1;
694     p_help = p_opt;
695     fer2_help = ferror2[1,1];
696     R2_adj_help = R2_adjusted[1,1];
697     forc_help = forc[1,1];
698     Yact_help = Yact[1,1];
699 else;
700     p_help = p_help|p_opt;
701     fer2_help = fer2_help|ferror2[1,1];
702     R2_adj_help = R2_adj_help|R2_adjusted[1,1];
703     forc_help = forc_help|forc[1,1];
704     Yact_help = Yact_help|Yact[1,1];
705 endif;
706 endfor;
707 results_model = i|TypeModel|k_estim|p_help|fer2_help|R2_adj_help|forc_help|Yact_help;
708 results_iter_FAR = results_iter_FAR~results_model;
709
710 // AR model
711 TypeEstim = 1;
712 TypeModel = 5;
713 for jj (1,cols(vars_FECM),1);
714     vars = vars_FAVAR[1:rows(vars_FAVAR)-h,jj];
715     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an AR in differences
716         max_lag = 6;
717         dettrend=0;
718         {p_opt} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
719         p = p_opt;
720         if ACcorr == 1; //Check for residual autocorrelation
721             ar_ord = 4;
722             artestpoint8:
723             {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
724             LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to[1,2] for LM chisq version
725             if (LM_pval < 0.05) and (p<5);
726                 p = p+1;
727                 goto artestpoint8;
728             endif;
729         endif;
730     else;
731         p = lag_AR;
732     endif;
733     vars = vars_FECM[:,jj];
734     factors = factors_i0;
735     {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
736     if jj == 1;
737         p_help = p_opt;
738         fer2_help = ferror2[1,1];
739         R2_adj_help = R2_adjusted[1,1];
740         forc_help = forc;
741         Yact_help = Yact;
742     else;
743         p_help = p_help|p_opt;
744         fer2_help = fer2_help|ferror2[1,1];
745         R2_adj_help = R2_adj_help|R2_adjusted[1,1];
746         forc_help = forc_help|forc;
747         Yact_help = Yact_help|Yact;
748     endif;
749 endfor;
750 results_model = i|TypeModel|k_estim|p_help|fer2_help|R2_adj_help|forc_help|Yact_help;
751 results_iter_AR = results_iter_AR~results_model;
752
753 // VAR model in levels
754 TypeEstim = 1;
755 TypeModel = 6;
756 dettrend = trend_lev;
757 r = rank_FECM;
758 if ICsel == 0; p = lag_VARlev; else; p = lag_ECM+1; endif;
759 vars = vars_FECM; // Same as for FECM. Needed for levels forecast in order to avoid cummulation. In the procedure the
data get differenced.
760 factors = factors_i1;
761 {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,TypeFor,ICsel,dettrend);
762 results_model = i|TypeModel|k_estim|p_opt|ferror2[1:NA,1]|R2_adjusted[1:NA,1]|forc[1:NA,1]|Yact[1:NA,1];
763 results_iter_VARlev = results_iter_VARlev~results_model;
764
765 // AR model in levels
766 TypeEstim = 1;
767 TypeModel = 6;
768 //TypeFor = 0;

```

```

769 for jj (1,cols(vars_FECM),1);
770     vars = vars_FECM[1:rows(vars_FECM)-h,jj];
771     if ICsel == 1; // Determine the autoregressive order in an unrestricted AR in levels
772         max_lag = 6;
773         dettrend = trend_lev;
774         {p_opt} = ICsel_var(vars,max_lag,crit,dettrend);
775         p = p_opt;
776         if ACorr == 1; //Check for residual autocorrelation
777             ar_ord = 4;
778             artestpoint9:
779                 {LMtest}=LMar_test(vars,p,ar_ord,dettrend);
780                 LM_pval = LMtest[2,2]; // p-values of LMF test, change to [1,2] for LM chisq version
781                 if (LM_pval < 0.05) and (p<5);
782                     p = p+1;
783                     goto artestpoint9;
784             endif;
785         endif;
786     else;
787         p = lag_ARlev;
788     endif;
789     factors = factors_i1;
790     {ferror2,R2_adjusted,p_opt,forc,Yact} = EstModel(vars,r,factors,TypeModel,TypeEstim,h,p,0,ICsel,dettrend);
791     if jj == 1;
792         p_help = p_opt;
793         fer2_help = ferror2[1,1];
794         R2_adj_help = R2_adjusted[1,1];
795         forc_help = forc[1,1];
796         Yact_help = Yact[1,1];
797     else;
798         p_help = p_help|p_opt;
799         fer2_help = fer2_help|ferror2[1,1];
800         R2_adj_help = R2_adj_help|R2_adjusted[1,1];
801         forc_help = forc_help|forc[1,1];
802         Yact_help = Yact_help|Yact[1,1];
803     endif;
804 endfor;
805 results_model = i|TypeModel|k_estim|p_help|fer2_help|R2_adj_help|forc_help|Yact;
806 results_iter_ARlev = results_iter_ARlev~results_model;
807 endfor;
808
809 // Collecting information on lags
810 p_FECM = meanc(results_iter_FECM[4,.]);
811 p_FAVAR = meanc(results_iter_FAVAR[4,.]);
812 p_ECM = meanc(results_iter_ECM[4,.]);
813 p_FAR = meanc(results_iter_FAR[4:3+NA,.]);
814 p_AR = meanc(results_iter_AR[4:3+NA,.]);
815 p_VAR = meanc(results_iter_VAR[4,.]);
816 p_ARlev = meanc(results_iter_ARlev[4:3+NA,.]);
817 p_VARlev = meanc(results_iter_VARlev[4,.]);
818 p = p_AR|p_ARlev|p_FAR|p_VAR|p_VARlev|p_FAVAR|p_ECM|p_FECM;
819
820 // Calculating relative MSEs
821 fe2_FECM = (results_iter_FECM[5:4+NA,.]);
822 fe2_FAVAR = (results_iter_FAVAR[5:4+NA,.]);
823 fe2_ECM = (results_iter_ECM[5:4+NA,.]);
824 if CommCycle == 1;
825     fe2_FECMc = (results_iter_FECMc[5:4+NA,.]);
826 endif;
827 fe2_FAR = (results_iter_FAR[4+NA:3+2*NA,.]);
828 fe2_AR = (results_iter_AR[4+NA:3+2*NA,.]);
829 fe2_VAR = (results_iter_VAR[5:4+NA,.]);
830 fe2_ARlev = (results_iter_ARlev[4+NA:3+2*NA,.]);
831 fe2_VARlev = (results_iter_VARlev[5:4+NA,.]);
832 MSE_FECM = (meanc(fe2_FECM));
833 MSE_FAVAR = (meanc(fe2_FAVAR));
834 MSE_ECM = (meanc(fe2_ECM));
835 if CommCycle == 1;
836     MSE_FECMc = (meanc(fe2_FECMc));
837 endif;
838 MSE_FAR = (meanc(fe2_FAR));
839 MSE_AR = (meanc(fe2_AR));
840 MSE_VAR = (meanc(fe2_VAR));
841 rootMSE_AR = sqrt(MSE_AR);
842 MSE_ARlev = (meanc(fe2_ARlev));
843 MSE_VARlev = (meanc(fe2_VARlev));
844 RMSE = MSE_ARlev./MSE_AR;
845 RMSE = RMSE~MSE_FAR./MSE_AR;
846 RMSE = RMSE~MSE_VAR./MSE_AR;
847 RMSE = RMSE~MSE_VARlev./MSE_AR;
848 RMSE = RMSE~MSE_FAVAR./MSE_AR;
849 RMSE = RMSE~MSE_ECM./MSE_AR;
850 RMSE = RMSE~MSE_FECM./MSE_AR;
851 if CommCycle == 1;
852     RMSE = RMSE~MSE_FECMc./MSE_AR;
853 endif;
854

```



```

855 // Collecting information on tests for cointegration rank
856 r_FECM = meanc(results_iter_FECM[rows(results_iter_FECM),.]);
857 r_FECM = r_FECM|minc(results_iter_FECM[rows(results_iter_FECM),.]);
858 r_FECM = r_FECM|maxc(results_iter_FECM[rows(results_iter_FECM),.]);
859 r_ECM = meanc(results_iter_ECM[rows(results_iter_FECM),.]);
860 r_ECM = r_ECM|minc(results_iter_ECM[rows(results_iter_FECM),.]);
861 r_ECM = r_ECM|maxc(results_iter_ECM[rows(results_iter_FECM),.]);
862
863 // Clark&West test
864 //Calculate the adjustment term
865 f1f2ARlev = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_ARlev[3+3*NA+1:3+4*NA,.]).^2)';
866 f1f2FAR = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_FAR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]).^2)';
867 f1f2VAR = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_VAR[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
868 f1f2VARlev = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_VARlev[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
869 f1f2ECM = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_ECM[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
870 f1f2FAVAR = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_FAVAR[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
871 f1f2FECM = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_FECM[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
872 f1f2FECMc = ((results_iter_AR[3+3*NA+1:3+4*NA,.]-results_iter_FECMc[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
873 f1f2FAVAR_FECM = ((results_iter_FAVAR[4+2*NA+1:4+3*NA,.]-results_iter_FECM[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
874 f1f2VAR_ECM = ((results_iter_VAR[4+2*NA+1:4+3*NA,.]-results_iter_ECM[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
875 f1f2ECM_FECM = ((results_iter_ECM[4+2*NA+1:4+3*NA,.]-results_iter_FECM[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
876 f1f2VAR_FAVAR = ((results_iter_VAR[4+2*NA+1:4+3*NA,.]-results_iter_FAVAR[4+2*NA+1:4+3*NA,.]).^2)';
877
878 // 2.1 from Clark&West
879 fARlev = fe2_AR-fe2_ARlev+f1f2ARlev;
880 fFAR = fe2_AR-fe2_FAR+f1f2FAR;
881 fVAR = fe2_AR-fe2_VAR+f1f2VAR;
882 fFAVAR = fe2_AR-fe2_FAVAR+f1f2FAVAR;
883 fVARlev = fe2_AR-fe2_VARlev+f1f2VARlev;
884 fECM = fe2_AR-fe2_ECM+f1f2ECM;
885 fFECM = fe2_AR-fe2_FECM+f1f2FECM;
886 fFECMc = fe2_AR-fe2_FECMc+f1f2FECMc;
887 fFAVAR_FECM = fe2_FAVAR - fe2_FECM + f1f2FAVAR_FECM;
888 fVAR_ECM = fe2_VAR - fe2_ECM + f1f2VAR_ECM;
889 fECM_FECM = fe2_ECM - fe2_FECM + f1f2ECM_FECM;
890 fVAR_FAVAR = fe2_VAR - fe2_FAVAR + f1f2VAR_FAVAR;
891
892 // Put all fs into a single matrix
893 yreg = fARlev~fFAR~fVAR~fVARlev~fFAVAR~fECM~fFECM~fFECMc~fFAVAR_FECM~fVAR_ECM~fECM_FECM~fVAR_FAVAR;
894 x = ones(rows(yreg),1);
895 rc = miss(zeros(1,cols(yreg)),0);
896 rsec = miss(zeros(1,cols(yreg)),0);
897 for ii (1,cols(yreg),1);
898     y = yreg[:,ii];
899     {c,vc}=hac(y,x,h-1,1);
900     rc[:,ii] = c;
901     rsec[:,ii] = sqrt(vc);
902 endfor;
903 tstat = rc./rsec;
904 tstat_old = tstat;
905 tstat = reshape(tstat,cols(tstat)/NA,NA);
906 tstat = tstat';
907
908 // Printing results
909 print "=====";
910 "";
911 format /rd 2,0;
912 print " Whole sample, forecast horizon: "; h;;
913 "";
914 print "-----";
915 "";
916 print "                MSE model/MSE_AR                ";
917 "";
918 print "-----";
919 "";
920 print "  ARlev    FAR    VAR    VARlev  FAVAR    ECM    FECM    FECMc" ;;
921 "";
922 print "-----";
923 "";
924 format /rd 7,2;
925 RMSE;
926 "";
927 print "-----";
928 "";
929 print "Clark&West test      ";
930 "";
931 print "  ARlev    FAR    VAR    VARlev  FAVAR    ECM    FECM    FECMc  FECM < FAVAR    ECM<VAR  FECM<ECM    FAVAR<VAR" ;;
932 "";
933 tstat;
934 "";
935 print "-----";
936 "";
937 format /rd 7,3;
938 print "Root MSE of AR:      "; rootMSE_AR';
939 "";
940 print "-----";

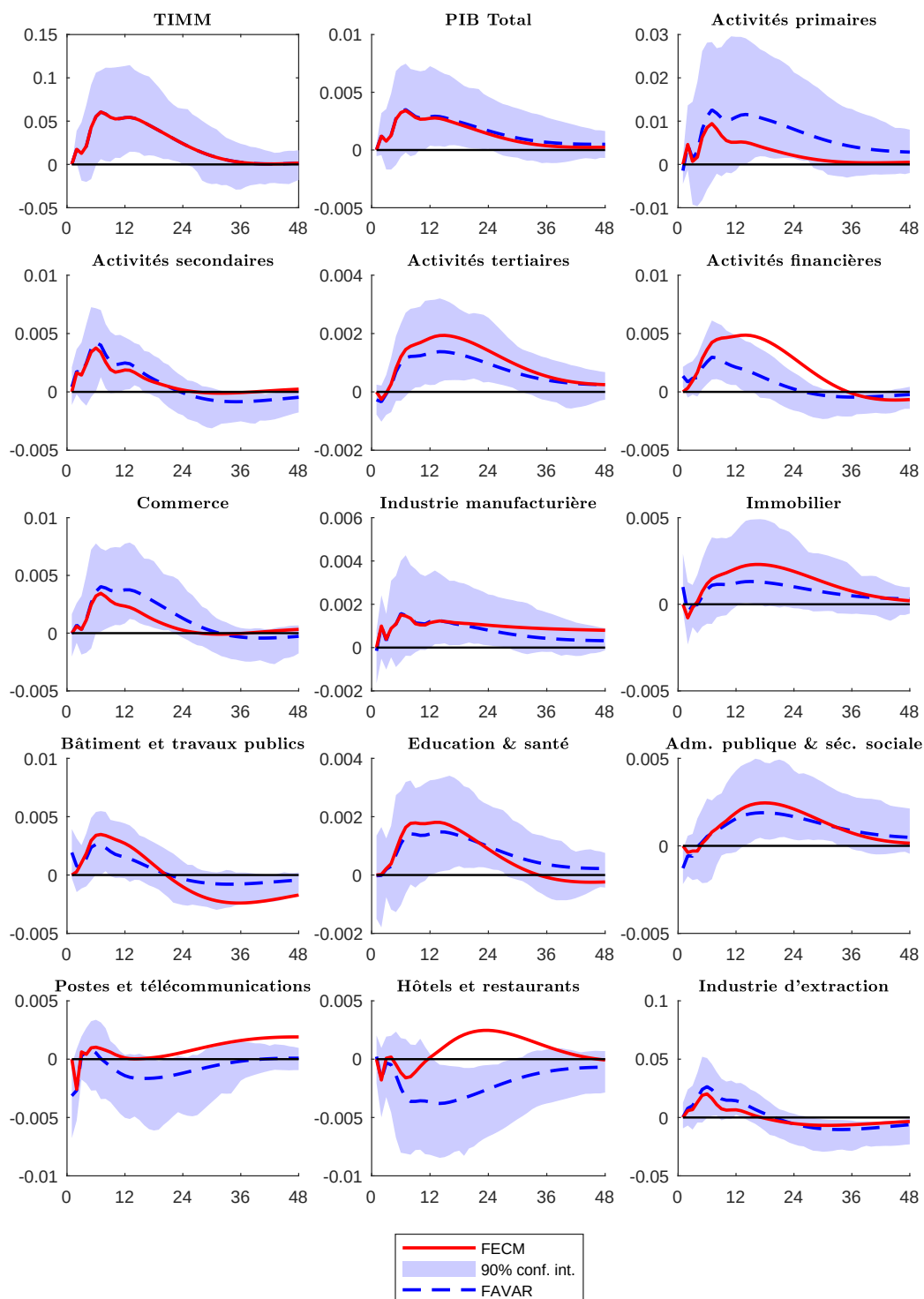
```

```

941 "";
942 format /rd 6,2;
943 print " IC selected lags          ";
944 "";
945 print "-----";
946 "";
947 print " AR benchmark:          ";
948 ii = 1;
949 do while ii<=NA;
950     p[ii,1]; " ";
951     ii = ii+1;
952 endo;
953 "";
954 print " AR levels:          ";
955 ii = NA+1;
956 do while ii<=2*NA;
957     p[ii,1]; " ";
958     ii = ii+1;
959 endo;
960 "";
961 print " FAR:          ";
962 ii = 2*NA+1;
963 do while ii<=3*NA;
964     p[ii,1]; " ";
965     ii = ii+1;
966 endo;
967 "";
968 print " VAR      VAR lev  FAVAR      ECM      FECM:      ";
969 "";
970 ii = 3*NA+1;
971 do while ii<=rows(p);
972     p[ii,1]; " ";
973     ii = ii+1;
974 endo;
975 "";
976 print "-----";
977 "";
978 print " Cointegration rank:      ";
979 "";
980 print "          ECM          FECM ";
981 "";
982 print " mean    min    max          mean    min    max";
983 "";
984 r_ECM'; "          "; r_FECM';
985 "";
986 print "=====";
987 "";
988 forecasts = vars_FECM[firstobs:rows(vars_FECM),.]~results_iter_AR[rows(results_iter_AR)-3:rows(results_iter_AR),.]~
results_iter_FAR[rows(results_iter_FAR)-3:rows(results_iter_FAR),.]~results_iter_VAR[13:16,.]~results_iter_FAVAR[13:16,.]
~results_iter_ECM[13:16,.]~results_iter_FECM[13:16,.]~results_iter_FECMc[13:16,.]';
989 //save path = ^fname_fac forecasts;
990 firstcell = "b" $+ ftos(rows(forecasts)*(kk-1)+kk+2,fmat,1,prec);
991 lastcell = "ag" $+ ftos(rows(forecasts)*kk+kk+1,fmat,1,prec);
992 range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
993 xlsret = SpreadsheetWrite(forecasts, name_forc, range, 1);
994 //Saving results into Excel spreadsheet
995 // 1. Save RMSE
996 firstcell = "b" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
997 lastcell = "i" $+ ftos(rows(RMSE)*kk+2,fmat,1,prec);
998 range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
999 xlsret = SpreadsheetWrite(RMSE, name, range, 1);
1000 // 2. Save rootMSE_AR
1001 firstcell = "j" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1002 lastcell = "m" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1003 range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
1004 xlsret = SpreadsheetWrite(rootMSE_AR', name, range, 1);
1005 // 3. Save lags
1006 firstcell = "n" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1007 lastcell = "ad" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1008 range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
1009 xlsret = SpreadsheetWrite(p', name, range, 1);
1010 // 4. Save rank for ECM and FECM
1011 firstcell = "ae" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1012 lastcell = "aj" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1013 range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
1014 ranks = r_ECM'~r_FECM';
1015 xlsret = SpreadsheetWrite(ranks, name, range, 1);
1016 // 5. Save results of the Clark and West test
1017 firstcell = "ak" $+ ftos(rows(RMSE)*(kk-1)+3,fmat,1,prec);
1018 lastcell = "av" $+ ftos(rows(RMSE)*kk+2,fmat,1,prec);
1019 range = firstcell $+ ":" $+ lastcell;
1020 xlsret = SpreadsheetWrite(tstat, name, range, 1);
1021 kk = kk + 1;
1022 endo;
1023 output off;
1024 // Required procedures for executing this program: fcst.prc & daouiProc_v1.prc

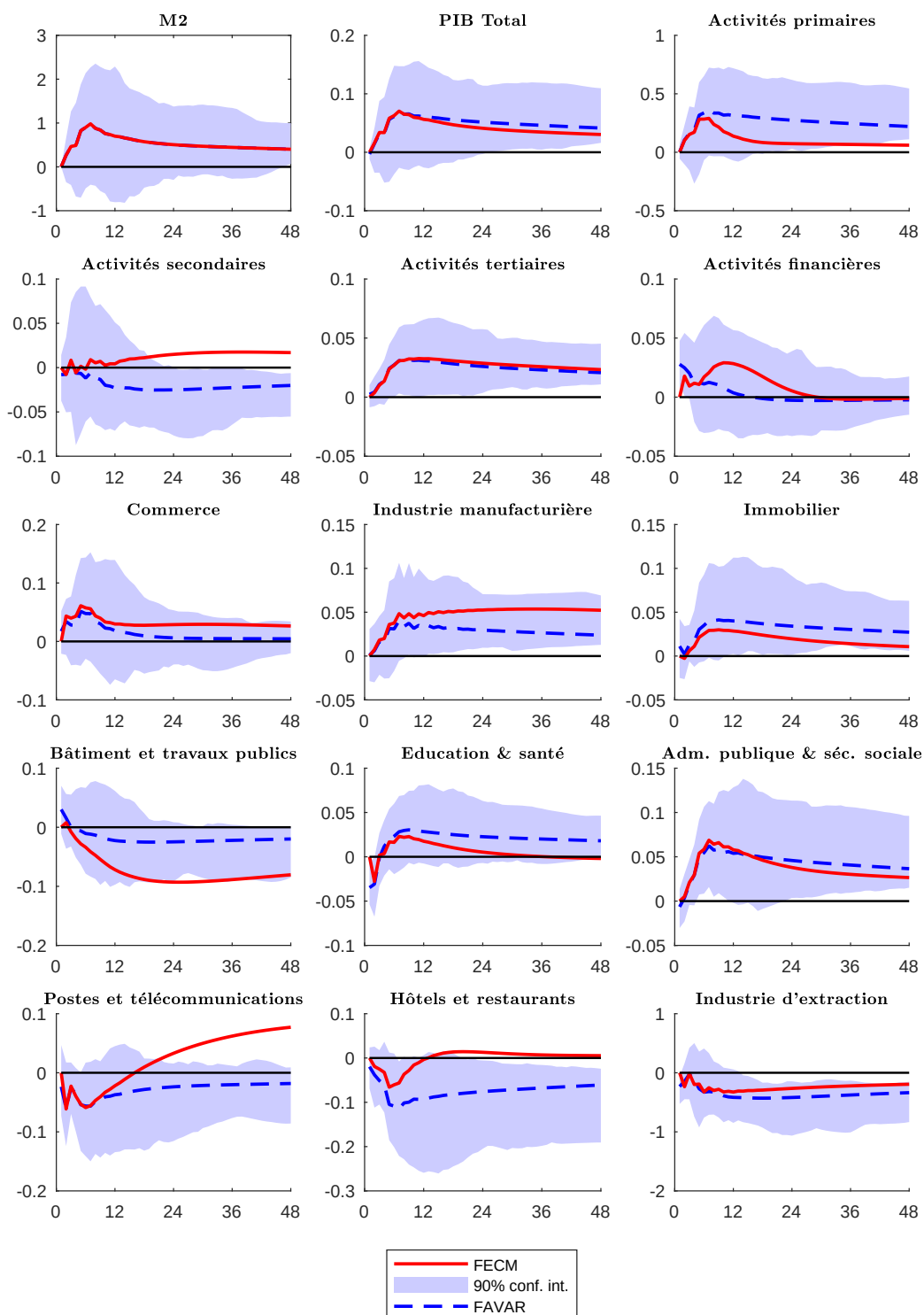
```

Annexe (9.a) : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire avec intervalle de confiance FAVAR



Source : Simulations de l'auteur.

Annexe (9.b) : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc de la masse monétaire M2 avec intervalle de confiance FAVAR



Source : Simulations de l'auteur.

Références bibliographiques

✧ Articles de revues

- [1] Aastveit, K. A. (2014). Oil Price Shocks in a Data-Rich Environment. *Energy Economics*, 45, 268-279.
- [2] Agostino, A. D. & Giannone, D. (2012). Comparing Alternative Predictors Based on Large-Panel Factor Models. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(2), 306-326.
- [3] Aguilar, O. & West, M. (2000). Bayesian Dynamic Factor Models and Portfolio Allocation. *Journal of Business & Economic Statistics*, 18(3), 338-357.
- [4] Ahn, S. C. & Horenstein, A. R. (2013). Eigenvalue ratio test for the number of factors. *Econometrica*, 81(3), 1203-1227.
- [5] Alessi, L., Barigozzi, M. & Capasso, M. (2010). Improved Penalization for Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Statistics & Probability Letters*, 80(23), 1806-1813.
- [6] Altissimo, F., Cristadoro, R., Forni, M., Lippi, M. & Veronese, G. (2010). New Eurocoin : Tracking Economic Growth in Real Time. *The Review of Economics and Statistics*, 92(4), 1024-1034.
- [7] Amarasekara, C. (2009). The Impact of Monetary Policy on Economic Growth and Inflation in Sri Lanka. *Staff Studies*, 38(1), 1-44.
- [8] Amengual, D. & Watson, M. W. (2007). Consistent Estimation of the Number of Dynamic Factors in a Large N and T Panel. *Journal of Business & Economic Statistics*, 25(1), 91-96.

- [9] Anderson, T. W. (1951). Estimating Linear Restrictions on Regression Coefficients for Multivariate Normal Distributions. *The Annals of Mathematical Statistics*, 22(3), 327-351.
- [10] Ando, A. & Modigliani, F. (1963). The "Life Cycle" Hypothesis of Saving : Aggregate Implications and Tests. *The American Economic Review*, 53(1), 55-84.
- [11] Angelini, E., Banbura, M. & Rünstler, G. (2010). Estimating and Forecasting the Euro Area Monthly National Accounts from a Dynamic Factor Model. *OECD Journal : Journal of Business Cycle Measurement and Analysis*, 2010(1), 1-22.
- [12] Angelini, E., Camba-Mendez, G., Giannone, D., Reichlin, L. & Rünstler, G. (2011). Short-Term Forecasts of Euro Area GDP Growth. *The Econometrics Journal*, 14(1), C25-C44.
- [13] Angrist, J. D., Jordà, Ò. & Kuersteiner, G. M. (2018). Semiparametric Estimates of Monetary Policy Effects : String Theory Revisited. *Journal of Business & Economic Statistics*, 36(3), 371-387.
- [14] Aoki, K., Proudman, J. & Vlieghe, G. (2002). Houses as Collateral : Has the Link between House Prices and Consumption in the U.K. Changed? *Economic Policy Review*, 8(May), 163-177.
- [15] Arestis, P. & Sawyer, M. (2008). A Critical Reconsideration of the Foundations of Monetary Policy in the New Consensus Macroeconomics Framework. *Cambridge Journal of Economics*, 32(5), 761-779.
- [16] Aruoba, S. B., Diebold, F. X. & Scotti, C. (2009). Real-Time Measurement of Business Conditions. *Journal of Business & Economic Statistics*, 27(4), 417-427.
- [17] Asongu, S. (2014). A Note on the Long-Run Neutrality of Monetary Policy : New Empirics. *European Economics Letters*, 3, pp. 1-6.
- [18] Bai, J. (2003). Inferential Theory for Factor Models of Large Dimensions. *Econometrica*, 71(1), 135-171.
- [19] Bai, J. (2004). Estimating Cross-Section Common Stochastic Trends in Nonstationary Panel Data. *Journal of Econometrics*, 122(1), 137-183.

- [20] Bai, J., Kao, C. & Ng, S. (2009). Panel Cointegration with Global Stochastic Trends. *Journal of Econometrics*, 149(1), 82-99.
- [21] Bai, J. & Ng, S. (2002). Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Econometrica*, 70(1), 191-221.
- [22] Bai, J. & Ng, S. (2004). A PANIC Attack on Unit Roots and Cointegration. *Econometrica*, 72(4), 1127-1177.
- [23] Bai, J. & Ng, S. (2006a). Confidence Intervals for Diffusion Index Forecasts and Inference for Factor-Augmented Regressions. *Econometrica*, 74(4), 1133-1150.
- [24] Bai, J. & Ng, S. (2006b). Evaluating Latent and Observed Factors in Macroeconomics and Finance. *Journal of Econometrics*, 131(1), 507-537.
- [25] Bai, J. & Ng, S. (2007). Determining the Number of Primitive Shocks in Factor Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 25(1), 52-60.
- [26] Bai, J. & Ng, S. (2008a). Forecasting Economic Time Series Using Targeted Predictors. *Journal of Econometrics*, 146(2), 304-317.
- [27] Bai, J. & Ng, S. (2008b). Large Dimensional Factor Analysis. *Foundations and Trends® in Econometrics*, 3(2), 89-163.
- [28] Bai, J. & Ng, S. (2010). Instrumental Variable Estimation in a Data Rich Environment. *Econometric Theory*, 26(6), 1577-1606.
- [29] Bai, J. & Ng, S. (2013). Principal Components Estimation and Identification of Static Factors. *Journal of Econometrics*, 176(1), 18-29.
- [30] Bai, J. & Wang, P. (2014). Identification Theory for High Dimensional Static and Dynamic Factor Models. *Journal of Econometrics*, 178(2), 794-804.
- [31] Bańbura, M. & Modugno, M. (2014). Maximum Likelihood Estimation of Factor Models on Datasets with Arbitrary Pattern of Missing Data. *Journal of Applied Econometrics*, 29(1), 133-160.
- [32] Bańbura, M. & Rünstler, G. (2011). A Look into the Factor Model Black Box : Publication Lags and the Role of Hard and Soft Data in Forecasting GDP. *International Journal of Forecasting*, 27(2), 333-346.

- [33] Banerjee, A., Giuseppe Marcellino, M. & Masten, I. (2005). Leading Indicators for Euro-Area Inflation and GDP Growth. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 67, 785-813.
- [34] Banerjee, A. & Marcellino, M. (2006). Are There Any Reliable Leading Indicators for US Inflation and GDP Growth? *International Journal of Forecasting*, 22(1), 137-151.
- [35] Banerjee, A., Marcellino, M. & Masten, I. (2014). Forecasting with Factor-Augmented Error Correction Models. *International Journal of Forecasting*, 30(3), 589-612.
- [36] Banerjee, A., Marcellino, M. & Masten, I. (2017). Structural FECM : Cointegration in Large-Scale Structural FAVAR Models. *Journal of Applied Econometrics*, 32(6), 1069-1086.
- [37] Barakchian, S. M. & Crowe, C. (2013). Monetary Policy Matters : Evidence from New Shocks Data. *Journal of Monetary Economics*, 60(8), 950-966.
- [38] Barhoumi, K., Darné, O. & Ferrara, L. (2012a). Testing the Number of Factors : An Empirical Assessment for a Forecasting Purpose*. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75(1), 64-79.
- [39] Barhoumi, K., Darné, O. & Ferrara, L. (2012b). Une revue de la littérature des modèles à facteurs dynamiques. *Economie & prévision*, (199), 51-77.
- [40] Barro, R. J. (1977). Unanticipated Money Growth and Unemployment in the United States. *The American Economic Review*, 67(2), 101-115.
- [41] Barro, R. J. (1978). Unanticipated Money, Output, and the Price Level in the United States. *Journal of Political Economy*, 86(4), 549-580.
- [42] Barsky, R. B. & Sims, E. R. (2011). News Shocks and Business Cycles. *Journal of Monetary Economics*, 58(3), 273-289.
- [43] Bates, B. J., Plagborg-Møller, M., Stock, J. H. & Watson, M. W. (2013). Consistent Factor Estimation in Dynamic Factor Models with Structural Instability. *Journal of Econometrics*, 177(2), 289-304.
- [44] Baumeister, C. & Hamilton, J. D. (2015). Sign Restrictions, Structural Vector Autoregressions, and Useful Prior Information. *Econometrica*, 83(5), 1963-1999.

- [45] Baumeister, C. & Peersman, G. (2013). Time-Varying Effects of Oil Supply Shocks on the US Economy. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 5(4), 1-28.
- [46] Beaudry, P. & Portier, F. (2006). Stock Prices, News, and Economic Fluctuations. *The American Economic Review*, 96(4), 1293-1307.
- [47] Behrman, J. (1981). Macro Models for Developing Countries : Lance Taylor, (McGraw-Hill, New York, 1979) Pp. Xii+271. *Journal of Development Economics*, 8(1), 134-141.
- [48] Bernanke, B. & Gertler, M. (1989). Agency Costs, Net Worth, and Business Fluctuations. *American Economic Review*, 79(1), 14-31.
- [49] Bernanke, B. S. (1986). Alternative Explanations of the Money-Income Correlation. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 25, 49-99.
- [50] Bernanke, B. S. & Blinder, A. S. (1992). The Federal Funds Rate and the Channels of Monetary Transmission. *The American Economic Review*, 82(4), 901-921.
- [51] Bernanke, B. S. & Boivin, J. (2003). Monetary Policy in a Data-Rich Environment. *Journal of Monetary Economics*, 50(3), 525-546.
- [52] Bernanke, B. S., Boivin, J. & Elias, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy : A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387-422.
- [53] Bernanke, B. S. & Gertler, M. (1995). Inside the Black Box : The Credit Channel of Monetary Policy Transmission. *The Journal of Economic Perspectives*, 9(4), 27-48.
- [54] Bernanke, B. S. & Mihov, I. (1998). Measuring Monetary Policy. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(3), 869-902.
- [55] Bessec, M. & Doz, C. (2012). Prévision à court terme de la croissance du PIB français à l'aide de modèles à facteurs dynamiques. *Économie & prévision*, 199(1), 1-30.
- [56] Bhuiyan, R. & Lucas, R. F. (2007). Real and Nominal Effects of Monetary Policy Shocks. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, 40(2), 679-702.

- [57] Blanchard, O. & Perotti, R. (2002). An Empirical Characterization of the Dynamic Effects of Changes in Government Spending and Taxes on Output. *The Quarterly Journal of Economics*, 117(4), 1329-1368.
- [58] Blanchard, O. & Quah, D. (1989). The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances. *American Economic Review*, 79(4), 655-73.
- [59] Blot, C. & Hubert, P. (2018). Une analyse de la contribution de la politique monétaire à la croissance économique. *Revue de l'OFCE*, 159(5), 231-254.
- [60] Boivin, J. (2006). Has U.S. Monetary Policy Changed? Evidence from Drifting Coefficients and Real-Time Data. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 38(5), 1149-1173.
- [61] Boivin, J. & Giannoni, M. (2002). Assessing Changes in the Monetary Transmission Mechanism : A VAR Approach. *Economic Policy Review*, 8(May), 97-111.
- [62] Boivin, J., Giannoni, M. & Stevanovic, D. (2010). Monetary Transmission in a Small Open Economy : More Data, Fewer Puzzles. *INTL : Economic & Financial Issues (Topic)*.
- [63] Boivin, J. & Giannoni, M. P. (2006b). Has Monetary Policy Become More Effective? *The Review of Economics and Statistics*, 88(3), 445-462.
- [64] Boivin, J. & Ng, S. (2006). Are More Data Always Better for Factor Analysis? *Journal of Econometrics*, 132(1), 169-194.
- [65] Boughrara, A. (2009). Monetary Transmission Mechanisms in Morocco and Tunisia. *Economic Research Forum, Working Papers*.
- [66] Brauning, F. U. & Koopman, S. J. (2014). Forecasting Macroeconomic Variables Using Collapsed Dynamic Factor Analysis. *International Journal of Forecasting*, 30(3), 572-584.
- [67] Brayton, F. & Mauskopf, E. (1985). The Federal Reserve Board MPS Quarterly Econometric Model of the US Economy. *Economic Modelling*, 2(3), 170-292.
- [68] Breitung, J. & Eickmeier, S. (2011). Testing for Structural Breaks in Dynamic Factor Models. *Journal of Econometrics*, 163(1), 71-84.

- [69] Breitung, J. & Pigorsch, U. (2012). A Canonical Correlation Approach for Selecting the Number of Dynamic Factors. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75(1), 23-36.
- [70] Breitung, J. & Tenhofen, J. (2011). GLS Estimation of Dynamic Factor Models. *Journal of the American Statistical Association*, 106(495), 1150-1166.
- [71] Brunner, K. & Meltzer, A. H. (1972). Money, Debt, and Economic Activity. *Journal of Political Economy*, 80(5), 951-977.
- [72] Bullard, J. B. (1999). Testing Long-Run Monetary Neutrality Propositions : Lessons from the Recent Research. *Review*, 57-77.
- [73] Campbell, J. R., Evans, C. L., Fisher, J. D. M. & Justiniano, A. (2012). Macroeconomic Effects of Federal Reserve Forward Guidance. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2012(1), 1-80.
- [74] Canova, F. & Gambetti, L. (2009). Structural Changes in the US Economy : Is There a Role for Monetary Policy ? *Journal of Economic Dynamics and Control*, 33(2), 477-490.
- [75] Carlstrom, C., Fuerst, T. & Paustian, M. (2009). Optimal Monetary Policy In a Model with Agency Costs. *Journal of Money, Credit and Banking*, 42, 37-70.
- [76] Carrasco, M. & Rossi, B. (2016). In-Sample Inference and Forecasting in Misspecified Factor Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 34, 1-72.
- [77] Case, K. & Shiller, R. (2003). Is There a Bubble in the Housing Market ? *Brookings Papers on Economic Activity*, 34(2), 299-362.
- [78] Chamberlain, G. & Rothschild, M. (1983). Arbitrage, Factor Structure, and Mean-Variance Analysis on Large Asset Markets. *Econometrica*, 51(5), 1281-1304.
- [79] Chang, P.-L. & Sakata, S. (2007a). Estimation of Impulse Response Functions Using Long Autoregression. *The Econometrics Journal*, 10(2), 453-469.
- [80] Chang, P.-L. & Sakata, S. (2007b). Estimation of Impulse Response Functions Using Long Autoregression. *The Econometrics Journal*, 10(2), 453-469.
- [81] Chaudhry, I. S., Qamber, Y. & Farooq, F. (2012). Monetary Policy, Inflation and Economic Growth in Pakistan : Exploring the Co-Integration and Causality Re-

- lationships. *Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences (PJCSS)*, 6(2), 332-347.
- [82] Cheng, X. & Hansen, B. E. (2015). Forecasting with Factor-Augmented Regression : A Frequentist Model Averaging Approach. *Journal of Econometrics*, 186(2), 280-293.
- [83] Cheng, X., Liao, Z. & Schorfheide, F. (2016). Shrinkage Estimation of High-Dimensional Factor Models with Structural Instabilities. *The Review of Economic Studies*, 83(4), 1511-1543.
- [84] Cheng, X. & Phillips, P. C. B. (2009). Semiparametric Cointegrating Rank Selection. *The Econometrics Journal*, 12(s1), S83-S104.
- [85] Choi, I. (2012). Efficient Estimation of Factor Models. *Econometric Theory*, 28(2), 274-308.
- [86] Chow, S.-M., Zu, J., Shifren, K. & Zhang, G. (2011). Dynamic Factor Analysis Models With Time-Varying Parameters. *Multivariate Behavioral Research*, 46(2), 303-339.
- [87] Christiano, L. J. & Eichenbaum, M. (1992a). Current Real-Business-Cycle Theories and Aggregate Labor-Market Fluctuations. *The American Economic Review*, 82(3), 430-450.
- [88] Christiano, L. J., Eichenbaum, M. & Evans, C. L. (2005). Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy. *Journal of Political Economy*, 113(1), 1-45.
- [89] Clark, T. & West, K. (2007). Approximately Normal Tests for Equal Predictive Accuracy in Nested Models. *Journal of Econometrics*, 138(1), 291-311.
- [90] Clements, M. P. (2016). Real-Time Factor Model Forecasting and the Effects of Instability. *Computational Statistics & Data Analysis*, 100, 661-675.
- [91] Clements, M. P. & Galvão, A. B. (2008). Macroeconomic Forecasting with Mixed-Frequency Data : Forecasting Output Growth in the United States. *Journal of Business & Economic Statistics*, 26(4), 546-554.

- [92] Clements, M. P. & Hendry, D. F. (1995). Forecasting in Cointegrated Systems. *Journal of Applied Econometrics*, 10(2), 127-146.
- [93] Cochrane, J. H. (1994). Shocks. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 41, 295-364.
- [94] Cochrane, J. H. (2004). Comments on “A New Measure of Monetary Shocks : Derivation and Implications” by Christina Romer and David Romer. *Presented at NBER EFG meeting*, 2.
- [95] Coibion, O. (2012). Are the Effects of Monetary Policy Shocks Big or Small? *American Economic Journal : Macroeconomics*, 4(2), 1-32.
- [96] Coibion, O. & Gorodnichenko, Y. (2011). Monetary Policy, Trend Inflation, and the Great Moderation : An Alternative Interpretation. *American Economic Review*, 101(1), 341-370.
- [97] Connor, G. & Korajczyk, R. (1986). Performance Measurement with the Arbitrage Pricing Theory : A New Framework for Analysis. *Journal of Financial Economics*, 15(3), 373-394.
- [98] Corradi, V. & Swanson, N. R. (2014). Testing for Structural Stability of Factor Augmented Forecasting Models. *Journal of Econometrics*, 182(1), 100-118.
- [99] Cover, J. P. (1992). Asymmetric Effects of Positive and Negative Money-Supply Shocks. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(4), 1261-1282.
- [100] Crockett, A. D. (1981). Stabilization Policies in Developing Countries : Some Policy Considerations. *Staff Papers (International Monetary Fund)*, 28(1), 54-79.
- [101] Crone, T. M. & Clayton-Matthews, A. (2005). Consistent Economic Indexes for the 50 States. *The Review of Economics and Statistics*, 87(4), 593-603.
- [102] Cúrdia, V. & Woodford, M. (2010). Credit Spreads and Monetary Policy. *Journal of Money, Credit and Banking*, 42, 3-35.
- [103] Cyrus, M. & Elias, K. (2014). Monetary and Fiscal Policy Shocks and Economic Growth in Kenya : VAR Econometric Approach. *Journal of World Economic Research*, 3(6), 95.

- [104] D. Bordo, M. & Helbling, T. (2011). International Business Cycle Synchronization In Historical Perspective*. *The Manchester School*, 79, 208-238.
- [105] Daoui, M. & Ait Oudra, M. (2015). Les modèles à facteurs dynamiques (Approche FAVAR) : Application à l'analyse de l'impact des chocs de la politique monétaire au Maroc. *Revue de droit et d'économie - Fès*, (27), 153-204.
- [106] Daoui, M. & Benyacoub, B. (2021). Monetary Policy Shocks and Economic Growth in Morocco : A Factor-Augmented Vector Autoregression (FAVAR) Approach. *IOSR Journal of Economics and Finance (IOSR-JEF)*, 12(2), 01-11.
- [107] Davoodi, H., Dixit, S. & Pinter, G. (2013). Monetary Transmission Mechanism in the East African Community : An Empirical Investigation. *IMF Working Papers*, 13.
- [108] De Mol, C., Giannone, D. & Reichlin, L. (2008). Forecasting Using a Large Number of Predictors : Is Bayesian Shrinkage a Valid Alternative to Principal Components ? *Journal of Econometrics*, 146(2), 318-328.
- [109] Deistler, M. & Zinner, C. (2007). Modelling High-Dimensional Time Series by Generalized Linear Dynamic Factor Models : An Introductory Survey. *Commun Inf Syst*, 7, 153-166.
- [110] Dimitrijević, B. & Lovre, I. (2013). Essay on Monetary Policy and Economic Growth. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 2(1), 111-138.
- [111] Doz, C., Giannone, D. & Reichlin, L. (2011). A Two-Step Estimator for Large Approximate Dynamic Factor Models Based on Kalman Filtering. *Journal of Econometrics*, 164(1), 188-205.
- [112] Doz, C., Giannone, D. & Reichlin, L. (2012). A Quasi-Maximum Likelihood Approach for Large, Approximate Dynamic Factor Models. *The Review of Economics and Statistics*, 94(4), 1014-1024.
- [113] Dynan, K. E., Elmendorf, D. W. & Sichel, D. E. (2006). Can Financial Innovation Help to Explain the Reduced Volatility of Economic Activity ? *Journal of Monetary Economics*, 53(1), 123-150.

- [114] Edelberg, W. (2006). Risk-Based Pricing of Interest Rates for Consumer Loans. *Journal of Monetary Economics*, 53, 2283-2298.
- [115] Edwards, S. & Levy Yeyati, E. (2005). Flexible Exchange Rates as Shock Absorbers. *European Economic Review*, 49(8), 2079-2105.
- [116] Eggertsson, G. B. & Woodford, M. (2003). The Zero Bound on Interest Rates and Optimal Monetary Policy. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2003(1), 139-211.
- [117] Eichenbaum, M. (1992). 'Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts : The Effects of Monetary Policy' : By Christopher Sims. *European Economic Review*, 36(5), 1001-1011.
- [118] Eickmeier, S. & Ziegler, C. (2008). How Successful Are Dynamic Factor Models at Forecasting Output and Inflation ? A Meta-Analytic Approach. *Journal of Forecasting*, 27(3), 237-265.
- [119] Eickmeier Sandra, Lemke Wolfgang & Marcellino Massimiliano. (2014). Classical Time Varying Factor-Augmented Vector Auto-Regressive Models—Estimation, Forecasting and Structural Analysis. *Journal of the Royal Statistical Society : Series A (Statistics in Society)*, 178(3), 493-533.
- [120] Engle, R. & Watson, M. (1981). A one-factor multivariate time series model of metropolitan wage rates. *Journal of the American Statistical Association*, 76(376), 774-781.
- [121] Engle, R. F. & Granger, C. W. J. (1987). Co-Integration and Error Correction : Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, 55(2), 251-276.
- [122] Evans, M. D. D. (2005). Where Are We Now ? Real-Time Estimates of the Macroeconomy. *International Journal of Central Banking*, 1(2).
- [123] Evans, P. (1996). Growth and the Neutrality of Money. *Empirical Economics*, 21(1), 187-202.
- [124] Fagan, G., Henry, J. & Mestre, R. (2005). An Area-Wide Model for the Euro Area. *Economic Modelling*, 22(1), 39-59.

- [125] Fasanya, I., Onakoya, A. & Agboluaje, M. A. (2013). Does Monetary Policy Influence Economic Growth in Nigeria ? *Asian Economic and Financial Review*, 3(5), 635-646.
- [126] Faust, J., Rogers, J. H., Swanson, E. & Wright, J. H. (2003). Identifying the Effects of Monetary Policy Shocks on Exchange Rates Using High Frequency Data. *Journal of the European Economic Association*, 1(5), 1031-1057.
- [127] Faust, J., Swanson, E. T. & Wright, J. H. (2004). Identifying VARS Based on High Frequency Futures Data. *Journal of Monetary Economics*, 51(6), 1107-1131.
- [128] Favero, C. A., Marcellino, M. & Neglia, F. (2005). Principal Components at Work : The Empirical Analysis of Monetary Policy with Large Data Sets. *Journal of Applied Econometrics*, 20(5), 603-620.
- [129] Fernández-Villaverde, J., Rubio-Ramírez, J. F., Sargent, T. J. & Watson, M. W. (2007). ABCs (and Ds) of Understanding VARS. *American Economic Review*, 97(3), 1021-1026.
- [130] Fiorentini, G., Galesi, A. & Sentana, E. (2018). A Spectral EM Algorithm for Dynamic Factor Models. *Journal of Econometrics*, 205(1), 249-279.
- [131] Fontana, G. (2010). The Return of Keynesian Economics : A Contribution in the Spirit of John Cornwall's Work. *Review of Political Economy*, 22(4), 517-533.
- [132] Fontana, G. & Palacio-Vera, A. (2007). Are Long-Run Price Stability and Short-Run Output Stabilization All That Monetary Policy Can Aim For. *Metroeconomica*, 58, 269-298.
- [133] Forni, M. & Gambetti, L. (2010). The Dynamic Effects of Monetary Policy : A Structural Factor Model Approach. *Journal of Monetary Economics*, 57(2), 203-216.
- [134] Forni, M., Giannone, D., Lippi, M. & Reichlin, L. (2009). Opening the Black Box : Structural Factor Models with Large Cross Sections. *Econometric Theory*, 25(5), 1319-1347.

- [135] Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. & Reichlin, L. (2000). The Generalized Dynamic-Factor Model : Identification and Estimation. *The Review of Economics and Statistics*, 82(4), 540-554.
- [136] Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. & Reichlin, L. (2005). The Generalized Dynamic Factor Model : One-Sided Estimation and Forecasting. *Journal of the American Statistical Association*, 100(471), 830-840.
- [137] Friedman, M. (1968). The Role of Monetary Policy. *The American Economic Review*, 58(1), 1-17.
- [138] Friedman, M. & Schwartz, A. J. (1963a). Money and Business Cycles. *The Review of Economics and Statistics*, 45(1), 32-64.
- [139] Fry, R. & Pagan, A. (2011). Sign Restrictions in Structural Vector Autoregressions : A Critical Review. *Journal of Economic Literature*, 49(4), 938-960.
- [140] Furceri, D., Loungani, P. & Zdzienicka, A. (2018). The Effects of Monetary Policy Shocks on Inequality. *Journal of International Money and Finance*, 85, 168-186.
- [141] Gali, J., Lopez-Salido, J. D. & Valles, J. (2003). Technology Shocks and Monetary Policy : Assessing the Fed's Performance. *Journal of Monetary Economics*, 50(4), 723-743.
- [142] Galí, J. & Gambetti, L. (2009). On the Sources of the Great Moderation. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 1(1), 26-57.
- [143] Gerali, A., Neri, S., Sessa, L. & Signoretti, F. M. (2010). Credit and Banking in a DSGE Model of the Euro Area. *Journal of Money, Credit and Banking*, 42(s1), 107-141.
- [144] Gertler, M. & Gilchrist, S. (1993). The Role of Credit Market Imperfections in the Monetary Transmission Mechanism : Arguments and Evidence. *The Scandinavian Journal of Economics*, 95(1), 43-64.
- [145] Gertler, M. & Gilchrist, S. (1994). Monetary Policy, Business Cycles, and the Behavior of Small Manufacturing Firms. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(2), 309-340.

- [146] Gertler, M. & Karadi, P. (2015). Monetary Policy Surprises, Credit Costs, and Economic Activity. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 7(1), 44-76.
- [147] Geweke, J. (1977). The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series. *Latent Variables in Socio-Economic Models*.
- [148] Giannone, D., Reichlin, L. & Small, D. (2008). Nowcasting : The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4), 665-676.
- [149] Gonçalves, S. & Perron, B. (2014). Bootstrapping Factor-Augmented Regression Models. *Journal of Econometrics*, 182(1), 156-173.
- [150] Gordon, D. B. & Leeper, E. M. (1994). The Dynamic Impacts of Monetary Policy : An Exercise in Tentative Identification. *Journal of Political Economy*, 102(6), 1228-1247.
- [151] Gürkaynak, R. S., Sack, B. & Swanson, E. (2005). The Sensitivity of Long-Term Interest Rates to Economic News : Evidence and Implications for Macroeconomic Models. *American Economic Review*, 95(1), 425-436.
- [152] Hallin, M. & Liška, R. (2007). Determining the Number of Factors in the General Dynamic Factor Model. *Journal of the American Statistical Association*, 102(478), 603-617.
- [153] Hamilton, J. D. (1983). Oil and the Macroeconomy since World War II. *Journal of Political Economy*, 91(2), 228-248.
- [154] Hamilton, J. D. (1985). Historical Causes of Postwar Oil Shocks and Recessions. *The Energy Journal*, 6(1), 97-116.
- [155] Han, X. & Inoue, A. (2015). Tests for Parameter Instability in Dynamic Factor Models. *Econometric Theory*, 31(5), 1117-1152.
- [156] Hanson, S. G. & Stein, J. C. (2015). Monetary Policy and Long-Term Real Rates. *Journal of Financial Economics*, 115(3), 429-448.
- [157] Harrison, R., Nikolov, K., Quinn, M., Ramsay, G., Scott, A. & Thomas, R. (2005). The Bank of England Quarterly Model.

- [158] Havi, E. & Enu, P. (2014). The Effect of Fiscal Policy and Monetary Policy on Ghana's Economic Growth : Which Policy Is More Potent ? *International Journal of Empirical Finance*, 3, 61-75.
- [159] Hayashi, F. (1982). Tobin's Marginal q and Average q : A Neoclassical Interpretation. *Econometrica*, 50(1), 213-224.
- [160] Hicks, J. (1937). Mr Keynes and the Classics ; a Suggested Interpretation. *Econometrica*, 5, 147-159.
- [161] Hoover, K. D. & Perez, S. J. (1994). Post Hoc Ergo Propter Once More an Evaluation of 'Does Monetary Policy Matter ?' In the Spirit of James Tobin. *Journal of Monetary Economics*, 34(1), 47-74.
- [162] Iacoviello, M. (2005). House Prices, Borrowing Constraints, and Monetary Policy in the Business Cycle. *American Economic Review*, 95(3), 739-764.
- [163] Iacoviello, M. & Minetti, R. (2008). The Credit Channel of Monetary Policy : Evidence from the Housing Market. *Journal of Macroeconomics*, 30(1), 69-96.
- [164] Iacoviello, M. & Neri, S. (2010). Housing Market Spillovers : Evidence from an Estimated DSGE Model. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 2(2), 125-164.
- [165] Inoue, A. & Kilian, L. (2013). Inference on Impulse Response Functions in Structural VAR Models. *Journal of Econometrics*, 177(1), 1-13.
- [166] Jawaid, S. T., Qadri, F. S. & Ali, N. (2011). Monetary-Fiscal-Trade Policy and Economic Growth in Pakistan : Time Series Empirical Investigation. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 1(3), 133-138.
- [167] Jordà, Ò. (2005). Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projections. *American Economic Review*, 95(1), 161-182.
- [168] Jorgenson, D. W. (1963). Capital Theory and Investment Behavior. *The American Economic Review*, 53(2), 247-259.
- [169] Judd, J. P. & Scadding, J. L. (1982). The Search for a Stable Money Demand Function : A Survey of the Post-1973 Literature. *Journal of Economic Literature*, 20(3), 993-1023.

- [170] Jungbacker, B., Koopman, S. J. & van der Wel, M. (2011). Maximum Likelihood Estimation for Dynamic Factor Models with Missing Data. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 35(8), 1358-1368.
- [171] Jungbacker, B. & Koopman, S. J. (2015). Likelihood-Based Dynamic Factor Analysis for Measurement and Forecasting. *The Econometrics Journal*, 18(2), C1-C21.
- [172] Justiniano, A., Primiceri, G. E. & Tambalotti, A. (2010). Investment Shocks and Business Cycles. *Journal of Monetary Economics*, 57(2), 132-145.
- [173] Justiniano, A., Primiceri, G. E. & Tambalotti, A. (2011). Investment Shocks and the Relative Price of Investment. *Review of Economic Dynamics*, 14(1), 102-121.
- [174] Kandil, M. (2014). On the Effects of Monetary Policy Shocks in Developing Countries. *Borsa Istanbul Review*, 14(2), 104-118.
- [175] Kashyap, A. K. & Stein, J. C. (1995). The Impact of Monetary Policy on Bank Balance Sheets. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 42, 151-195.
- [176] Khabo, V. & Harmse, C. (2014). The Impact of Monetary Policy on the Economic Growth of a Small and Open Economy : The Case of South Africa. *South African Journal of Economic and Management Sciences ; Vol 8, No 3 (2005)DO - 10.4102/sajems.v8i3.1201*.
- [177] Kilian, L. (1998). Small-Sample Confidence Intervals For Impulse Response Functions. *The Review of Economics and Statistics*, 80(2), 218-230.
- [178] Kilian, L. (2001). Impulse Response Analysis in Vector Autoregressions with Unknown Lag Order. *Journal of Forecasting*, 20(3), 161-179.
- [179] Kim, C.-J. & Nelson, C. R. (1998). Business Cycle Turning Points, A New Coincident Index, and Tests of Duration Dependence Based on a Dynamic Factor Model With Regime Switching. *The Review of Economics and Statistics*, 80(2), 188-201.
- [180] King, R. G., Plosser, C. I., Stock, J. H. & Watson, M. W. (1991). Stochastic Trends and Economic Fluctuations. *American Economic Review*, 81(4), 819-840.

- [181] Klein, M. & Shambaugh, J. (2015). Rounding the Corners of the Policy Trilemma : Sources of Monetary Policy Autonomy †. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 7, 33-66.
- [182] Kliem, M. & Kriwoluzky, A. (2013). Reconciling Narrative Monetary Policy Disturbances with Structural VAR Model Shocks? *Economics Letters*, 121(2), 247-251.
- [183] Komunjer, I. & Ng, S. (2011). Dynamic Identification of Dynamic Stochastic General Equilibrium Models. *Econometrica*, 79(6), 1995-2032.
- [184] Koopman, S. J. & Mesters, G. (2017). Empirical Bayes Methods for Dynamic Factor Models. *The Review of Economics and Statistics*, 99(3), 486-498.
- [185] Kose, M. A., Otrok, C. & Whiteman, C. H. (2003). International business cycles : World, region, and country-specific factors. *American Economic Review*, 93(4), 1216-1239.
- [186] Kydland, F. E. & Prescott, E. C. (1982). Time to Build and Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 50(6), 1345-1370.
- [187] Lakdawala, A. (2016). Changes in Federal Reserve Preferences. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 70, 124-143.
- [188] Lashkary, M. & Kashani, B. (2011). The Impact of Monetary Variables on Economic Growth in Iran : A Monetarists' Approach. *World Applied Sciences Journal*, 15, 449-456.
- [189] Leeper, E. M. (1997). Narrative and VAR Approaches to Monetary Policy : Common Identification Problems. *Journal of Monetary Economics*, 40(3), 641-657.
- [190] Litterman, R. B. & Weiss, L. (1985). Money, Real Interest Rates, and Output : A Reinterpretation of Postwar U.S. Data. *Econometrica*, 53(1), 129-156.
- [191] Lown, C. S. & Morgan, D. (2002). Credit Effects in the Monetary Mechanism. *Economic Policy Review*, 8(May), 217-235.
- [192] Lucas, R. (1975). An Equilibrium Model of the Business Cycle. *Journal of Political Economy*, 83(6), 1113-44.
- [193] Lucas, R. E. (1972). Expectations and the Neutrality of Money. *Journal of Economic Theory*, 4(2), 103-124.

- [194] Mankiw, N. G. (2006). The Macroeconomist as Scientist and Engineer. *Journal of Economic Perspectives*, 20(4), 29-46.
- [195] Marcellino, M. & Sivec, V. (2016). Monetary, Fiscal and Oil Shocks : Evidence Based on Mixed Frequency Structural FAVARs. *Journal of Econometrics*, 193(2), 335-348.
- [196] Marcellino, M., Stock, J. H. & Watson, M. W. (2006). A Comparison of Direct and Iterated Multistep AR Methods for Forecasting Macroeconomic Time Series. *Journal of Econometrics*, 135(1-2), 499-526.
- [197] Mariano, R. S. & Murasawa, Y. (2003). A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series. *Journal of Applied Econometrics*, 18(4), 427-443.
- [198] Mariano, R. S. & Murasawa, Y. (2010). A Coincident Index, Common Factors, and Monthly Real GDP*. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 72(1), 27-46.
- [199] Mauskopf, E. (1990). The Transmission Channels of Monetary Policy : How Have They Changed? *Federal Reserve Bulletin*, 76(12), 985.
- [200] McCallum, B. T. (1983). A Reconsideration of Sims' Evidence Concerning Monetarism. *Economics Letters*, 13(2), 167-171.
- [201] Meh, C. A. & Moran, K. (2010). The Role of Bank Capital in the Propagation of Shocks. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 34(3), 555-576.
- [202] Milani, F. & Treadwell, J. (2012). The Effects of Monetary Policy "News" and "Surprises". *Journal of Money, Credit and Banking*, 44(8), 1667-1692.
- [203] Mishkin, F. S. (1995). Symposium on the Monetary Transmission Mechanism. *The Journal of Economic Perspectives*, 9(4), 3-10.
- [204] Moon, H. & Perron, B. (2004). Testing for a Unit Root in Panels with Dynamic Factors. *Journal of Econometrics*, 122(1), 81-126.
- [205] Moumni, N. & Nahhal, B. (2017). Rôle du crédit dans la transmission de la politique monétaire au Maroc. *Critique économique*, 0(34).
- [206] Mumtaz, H. & Theodoridis, K. (2019). Dynamic Effects of Monetary Policy Shocks on Macroeconomic Volatility. *Journal of Monetary Economics*.

- [207] Neaime, S. (2011). Monetary Policy Transmission and Targeting Mechanisms in Six MENA Countries. *Inflation Targeting in MENA Countries*, 100-131.
- [208] Nogueira, R. (2009). Is Monetary Policy Really Neutral in the Long-Run ? Evidence for Some Emerging and Developed Economies. *Economics Bulletin*, 29(3), 2432-2437.
- [209] Normandin, M. & Phaneuf, L. (2004). Monetary Policy Shocks : : Testing Identification Conditions under Time-Varying Conditional Volatility. *Journal of Monetary Economics*, 51(6), 1217-1243.
- [210] Obstfeld, M., Shambaugh, J. C. & Taylor, A. M. (2005). The Trilemma in History : Tradeoffs Among Exchange Rates, Monetary Policies, and Capital Mobility. *The Review of Economics and Statistics*, 87(3), 423-438.
- [211] Olivei, G. & Tenreyro, S. (2007). The Timing of Monetary Policy Shocks. *American Economic Review*, 97(3), 636-663.
- [212] Onatski, A. (2009). Testing Hypotheses About the Number of Factors in Large Factor Models. *Econometrica*, 77(5), 1447-1479.
- [213] Onatski, A. (2010). Determining the Number of Factors from Empirical Distribution of Eigenvalues. *The Review of Economics and Statistics*, 92(4), 1004-1016.
- [214] Onatski, A. (2012). Asymptotics of the Principal Components Estimator of Large Factor Models with Weakly Influential Factors. *Journal of Econometrics*, 168.
- [215] Onyeiwu, C. (2012). Monetary Policy and Economic Growth of Nigeria. *Journal of Economics and Sustainable Development*, 3(7), 62-70-70.
- [216] Otrok, C. & Whiteman, C. H. (1998). Bayesian Leading Indicators : Measuring and Predicting Economic Conditions in Iowa. *International Economic Review*, 39(4), 997-1014.
- [217] Owyang, M. T. & Ramey, G. (2004). Regime Switching and Monetary Policy Measurement. *Journal of Monetary Economics*, 51(8), 1577-1597.
- [218] Owyang, M. T., Ramey, V. A. & Zubairy, S. (2013). Are Government Spending Multipliers Greater during Periods of Slack ? Evidence from Twentieth-Century Historical Data. *American Economic Review*, 103(3), 129-134.

- [219] Palley, T. (2007). Macroeconomics and Monetary Policy : Competing Theoretical Frameworks. *Journal of Post Keynesian Economics*, 30(1), 61-78.
- [220] Peach, R. & McCarthy, J. (2002). Monetary Policy Transmission to Residential Investment. *Economic Policy Review*, 8(May), 139-158.
- [221] Peek, J. & Rosengren, E. (1995a). The Capital Crunch : Neither a Borrower nor a Lender Be. *Journal of Money, Credit and Banking*, 27(3), 625-38.
- [222] Peek, J. & Rosengren, E. (1995b). Is Bank Lending Important for the Transmission of Monetary Policy ? An Overview. *New England Economic Review*, (Nov), 3-11.
- [223] Peek, J. & Rosengren, E. (1997). The International Transmission of Financial Shocks : The Case of Japan. *American Economic Review*, 87(4), 495-505.
- [224] Peek, J. & Rosengren, E. (2012). The Role of Banks in the Transmission of Monetary Policy. *The Oxford Handbook of Banking*, 257-277.
- [225] Pesaran, M. H. (2006). Estimation and Inference in Large Heterogeneous Panels with a Multifactor Error Structure. *Econometrica*, 74(4), 967-1012.
- [226] Pflueger, C. E. & Wang, S. (2015). A Robust Test for Weak Instruments in Stata. *Stata Journal*, 15(1), 216-225.
- [227] Phillips, P. C. B. & Sul, D. (2003). Dynamic Panel Estimation and Homogeneity Testing under Cross Section Dependence*. *The Econometrics Journal*, 6(1), 217-259.
- [228] Pinheiro, M., Rua, A. & Dias, F. (2013). Dynamic Factor Models with Jagged Edge Panel Data : Taking on Board the Dynamics of the Idiosyncratic Components. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75(1), 80-102.
- [229] Porter, R. C. & Ranney, S. I. (1982). An Eclectic Model of Recent LDC Macroeconomic Policy Analyses. *World Development*, 10(9), 751-765.
- [230] Primiceri, G. E. (2005). Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy. *The Review of Economic Studies*, 72(3), 821-852.
- [231] Rafiq, M. S. & Mallick, S. K. (2008). The Effect of Monetary Policy on Output in EMU3 : A Sign Restriction Approach. *Journal of Macroeconomics*, 30(4), 1756-1791.

- [232] Ramey, V. A. (2011). Identifying Government Spending Shocks : It's All in the Timing*. *The Quarterly Journal of Economics*, 126(1), 1-50.
- [233] Rasaki, K., Afolabi, A., Raheem, K. & Bashir, N. (2013). Analysis of Fiscal and Monetary Policies on Economic Growth : Evidence from Nigerian Democracy. *Current Research Journal of Economic Theory*, 5, 11-19.
- [234] Reifschneider, D. L., Stockton, D. J. & Wilcox, D. W. (1997). Econometric Models and the Monetary Policy Process. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 47, 1-37.
- [235] Reifschneider, D. L., Tetlow, R. & Williams, J. (1999). Aggregate Disturbances, Monetary Policy, and the Macroeconomy : The FRB/US Perspective. *Federal Reserve Bulletin*, (Jan), 1-19.
- [236] Reis, R. & Watson, M. W. (2010). Relative Goods' Prices, Pure Inflation, and the Phillips Correlation. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 2(3), 128-157.
- [237] Rey, H. (2014). Dilemma Not Trilemma : The Global Financial Cycle and Monetary Policy Independence. *Global dimensions of unconventional monetary policy : a symposium sponsored by the Federal Reserve Bank of Kansas City, Jackson Hole, Wyo., Aug. 22 - 24, 2013*.
- [238] Rigobon, R. & Sack, B. (2003). Measuring The Reaction of Monetary Policy to the Stock Market. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(2), 639-669.
- [239] Robinson, J. (1962). Money, Trade and Economic Growth. *The Economic Journal*, 72(287), 690-692.
- [240] Robinson, J. (1969). A. Leijonhufvud. On Keynesian Economics and the Economics of Keynes : A Study in Monetary Theory. *The Economic Journal*, 79(315), 581-583.
- [241] Romer, C. D. & Romer, D. H. (1989). Does Monetary Policy Matter? A New Test in the Spirit of Friedman and Schwartz. *NBER Macroeconomics Annual*, 4, 121-170.

- [242] Romer, C. D. & Romer, D. H. (1997). Identification and the Narrative Approach : A Reply to Leeper. *Journal of Monetary Economics*, 40(3), 659-665.
- [243] Romer, C. D. & Romer, D. H. (2000). Federal Reserve Information and the Behavior of Interest Rates. *American Economic Review*, 90(3), 429-457.
- [244] Romer, C. D. & Romer, D. H. (2004). A New Measure of Monetary Shocks : Derivation and Implications. *The American Economic Review*, 94(4), 1055-1084.
- [245] Romer, C. D. & Romer, D. H. (2010). The Macroeconomic Effects of Tax Changes : Estimates Based on a New Measure of Fiscal Shocks. *American Economic Review*, 100(3), 763-801.
- [246] Roşoiu, A. (2015). Monetary Policy and Factor-Augmented VAR Model. *Procedia Economics and Finance*, 32, 400-407.
- [247] Rubio-Ramírez, J. F., Waggoner, D. F. & Zha, T. (2010). Structural Vector Autoregressions : Theory of Identification and Algorithms for Inference. *The Review of Economic Studies*, 77(2), 665-696.
- [248] Rudebusch, G. D. (1998). Do Measures of Monetary Policy in a Var Make Sense ? *International Economic Review*, 39(4), 907-931.
- [249] Sargent, T. & Sims, C. A. (1977). Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much a Priori Economic Theory. *New Methods in Business Cycle Research : Proceedings From a Conference*, 45-109.
- [250] Sargent, T. J. (1989). Two Models of Measurements and the Investment Accelerator. *Journal of Political Economy*, 97(2), 251-287.
- [251] Schmitt-Grohé, S. & Uribe, M. (2012). What's News in Business Cycles. *Econometrica*, 80(6), 2733-2764.
- [252] Schwartz, A. (2009). Origins of the Financial Market Crisis of 2008. *Cato Journal*, 29, 19-23.
- [253] Sentana, E. & Fiorentini, G. (2001). Identification, Estimation and Testing of Conditionally Heteroskedastic Factor Models. *Journal of Econometrics*, 102(2), 143-164.

- [254] Sims, C. A. (1972). Money, Income, and Causality. *The American Economic Review*, 62(4), 540-552.
- [255] Sims, C. A. (1980a). Comparison of Interwar and Postwar Business Cycles : Monetarism Reconsidered. *The American Economic Review*, 70(2), 250-257.
- [256] Sims, C. A. (1980b). Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, 48(1), 1-48.
- [257] Sims, C. A. (1992). Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts : The Effects of Monetary Policy. *European Economic Review*, 36(5), 975-1000.
- [258] Sims, C. A. (1998). Comment on Glenn Rudebusch's "Do Measures of Monetary Policy in a Var Make Sense?". *International Economic Review*, 39(4), 933-941.
- [259] Sims, C. A. & Zha, T. (2006a). Does Monetary Policy Generate Recessions? *Macroeconomic Dynamics*, 10(2), 231-272.
- [260] Sims, C. A. & Zha, T. (2006b). Were There Regime Switches in U.S. Monetary Policy? *American Economic Review*, 96(1), 54-81.
- [261] Smets, F. (1995). Central Bank Macroeconometric Models and the Monetary Policy Transmission Mechanism. *BIS (a cura di), Financial structure and the monetary policy transmission mechanism, Basel*, 225-266.
- [262] Smets, F. & Wouters, R. (2003). An Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Euro Area. *Journal of the European Economic Association*, 1(5), 1123-1175.
- [263] Smets, F. & Wouters, R. (2007). Shocks and Frictions in US Business Cycles : A Bayesian DSGE Approach. *American Economic Review*, 97(3), 586-606.
- [264] Stock, J. & Watson, M. (1988). Testing for Common Trends. *Journal of the American Statistical Association*, 83(404), 1097-1107.
- [265] Stock, J. H. & Watson, M. W. (1989). New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators. *NBER Macroeconomics Annual*, 4, 351-394.
- [266] Stock, J. H. & Watson, M. W. (1993). Business Cycles, Indicators, and Forecasting.
- [267] Stock, J. H. & Watson, M. W. (1999). Forecasting Inflation. *Journal of Monetary Economics*, 44(2), 293-335.

- [268] Stock, J. H. & Watson, M. W. (2002a). Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors. *Journal of the American Statistical Association*, 97(460), 1167-1179.
- [269] Stock, J. H. & Watson, M. W. (2002b). Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(2), 147-162.
- [270] Stock, J. H. & Watson, M. W. (2011). Dynamic Factor Models. *The Oxford Handbook of Economic Forecasting*.
- [271] Stock, J. H. & Watson, M. W. (2012a). Disentangling the Channels of the 2007–09 Recession. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2012(1), 81-135.
- [272] Stock, J. H. & Watson, M. W. (2012b). Generalized Shrinkage Methods for Forecasting Using Many Predictors. *Journal of Business & Economic Statistics*, 30(4), 481-493.
- [273] Strongin, S. (1995). The Identification of Monetary Policy Disturbances Explaining the Liquidity Puzzle. *Journal of Monetary Economics*, 35(3), 463-497.
- [274] Taylor, J. B. (1995). The Monetary Transmission Mechanism : An Empirical Framework. *The Journal of Economic Perspectives*, 9(4), 11-26.
- [275] Taylor, J. B. (2000). Alternative Views of the Monetary Transmission Mechanism : What Difference Do They Make for Monetary Policy ? *Oxford Review of Economic Policy*, 16(4), 60-73.
- [276] Tenreyro, S. & Thwaites, G. (2016). Pushing on a String : US Monetary Policy Is Less Powerful in Recessions. *American Economic Journal : Macroeconomics*, 8(4), 43-74.
- [277] Thoma, M. A. (1994). Subsample Instability and Asymmetries in Money-Income Causality. *Journal of Econometrics*, 64(1), 279-306.
- [278] Tobin, J. (1969). A General Equilibrium Approach To Monetary Theory. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1(1), 15-29.
- [279] Twinoburyo, E. N. & Odhiambo, N. (2018). Monetary Policy and Economic Growth : A Review of International Literature. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 7(2), 123-137.

- [280] Uhlig, H. (2003). What Moves Real GNP ? *Unpublished manuscript*.
- [281] Uhlig, H. (2005). What Are the Effects of Monetary Policy on Output ? Results from an Agnostic Identification Procedure. *Journal of Monetary Economics*, 52(2), 381-419.
- [282] Van den Heuvel, S. (2002). Does Bank Capital Matter for Monetary Transmission ? *Economic Policy Review*, 8(May), 259-265.
- [283] Velde, F. R. (2009a). Chronicle of a Deflation Unforetold. *Journal of Political Economy*, 117(4), 591-634.
- [284] Velde, F. R. (2009b). Chronicle of a Deflation Unforetold. *Journal of Political Economy*, 117(4), 591-634.
- [285] Vlaar, P. J. G. (2004). On The Asymptotic Distribution Of Impulse Response Functions With Long-Run Restrictions. *Econometric Theory*, 20(5), 891-903.
- [286] Watson, M. W. (2004). [Monetary Policy in Real Time] : Comment. *NBER Macroeconomics Annual*, 19, 216-221.
- [287] Watson, M. W. & Engle, R. F. (1983). Alternative Algorithms for the Estimation of Dynamic Factor, Mimic and Varying Coefficient Regression Models. *Journal of Econometrics*, 23(3), 385-400.
- [288] Weise, C. L. (1999). The Asymmetric Effects of Monetary Policy : A Nonlinear Vector Autoregression Approach. *Journal of Money, Credit and Banking*, 31(1), 85-108.
- [289] Woodford, M. (2007). The Case for Forecast Targeting as a Monetary Policy Strategy. *The Journal of Economic Perspectives*, 21(4), 3-24.
- [290] Wright, J. H. (2011). What Does Monetary Policy Do to Long-Term Interest Rates at the Zero Lower Bound?*. *The Economic Journal*, 122(564), F447-F466.
- [291] Wu, J. C. & Dora Xia, Fan. (2016). Measuring the Macroeconomic Impact of Monetary Policy at the Zero Lower Bound. *Journal of Money, Credit and Banking*, 48(2-3), 253-291.

✧ Ouvrages

- [1] Bryant, R. C., Hooper, P. & Mann, C. L. (Éditeurs). (1993). Evaluating Policy Regimes : New Research in Empirical Macroeconomics. Brookings Institution.
- [2] Castle, J. L. & Shephard, N. (2009). The Methodology and Practice of Econometrics : A Festschrift in Honour of David F. Hendry. Oxford University Press.
- [3] Clements, M. & Hendry, D. (1998). Forecasting Economic Time Series. Cambridge University Press.
- [4] Diebolt, C. & Kyrtsou, C. (Éditeurs). (2005). New Trends in Macroeconomics. Springer-Verlag.
- [5] Drumetz, F., Pfister, C., Coeuré, B. & Sahuc, J. (2015). Politique monétaire. De Boeck.
- [6] Durbin, J. & Koopman, S. J. (2012). Time Series Analysis by State Space Methods : Second Edition. OUP Oxford.
- [7] Elliott, G., Granger, C. W. J. & Timmermann, A. G. (Éditeurs). (2006). Handbook of Economic Forecasting, Volume 1 (1 edition). North Holland.
- [8] Elliott, G. & Timmermann, A. (Éditeurs). (2013). Handbook of Economic Forecasting, Volume 2A-2B (1 edition). North Holland.
- [9] Fischer, S. (1986). Indexing, Inflation, and Economic Policy (Tome 1). The MIT Press.
- [10] Friedman, B. & Woodford, M. (2010). Handbook of Monetary Economics. Elsevier Science.
- [11] Friedman, M. & Schwartz, A. J. (1963b). A Monetary History of the United States, 1867-1960. Princeton University Press.
- [12] Fuleky, P. (2020). Macroeconomic Forecasting In The Era Of Big Data : Theory And Practice. Springer.
- [13] Galí, J. (2008). Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle : An Introduction to the New Keynesian Framework. Princeton University Press.

- [14] Gottschalk, J. (2005). *Monetary Policy and the German Unemployment Problem in Macroeconomic Models : Theory and Evidence*. Springer-Verlag.
- [15] Hall, P. (1992). *The Bootstrap and Edgeworth Expansion*. Springer-Verlag.
- [16] Hashimzade, N. & Thornton, M. (2013). *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Macroeconomics*. Edward Elgar.
- [17] Hatzius, J. (2006). *Housing Holds the Key to Fed Policy*. New York, NY.
- [18] Hillebrand, E. & Koopman, S. J. (Éditeurs). (2016). *Dynamic Factor Models (Tome 35)*. Emerald Group Publishing Limited.
- [19] Johansen, S. (1995). *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. Oxford University Press, USA.
- [20] Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Employment, Interest and Money*. Macmillan.
- [21] Konya, I. (2018). *Economic Growth in Small Open Economies : Lessons from the Visegrad Countries*. Palgrave Macmillan.
- [22] Krugman, P. (2008). *The Return of Depression Economics and the Crisis of 2008 (First Edition)*. W. W. Norton.
- [23] Landais, B. & de Boissieu, C. (2008). *Leçons de politique monétaire*. De Boeck.
- [24] Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer-Verlag.
- [25] Mankiw, G. & Naboulsi, J. (2016). *Macroéconomie*. De Boeck.
- [26] Mishkin, F. S. (2007). *Monetary Policy Strategy*. The MIT Press.
- [27] Mishkin, F. S. (2016). *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets (11th, global)*. Pearson.
- [28] Romer, D. (2018). *Advanced Macroeconomics (Fifth)*. McGraw-Hill Education.
- [29] Taylor, J. B. (1993). *Macroeconomic Policy in a World Economy : From Econometric Design to Practical Operation*. WW Norton.
- [30] Taylor, J. B. & Uhlig, H. (Éditeurs). (2017). *Handbook of Macroeconomics, Volume 2A-2B SET (1 edition)*. North Holland.
- [31] Walsh, C. (2017). *Monetary Theory and Policy*. MIT Press.

- [32] Wessel, D. (2009). In Fed We Trust : Ben Bernanke's War on the Great Panic. Crown Business.
- [33] Woodford, M. (2003). Interest and Prices : Foundations of a Theory of Monetary Policy. Princeton University Press.

✧ **Rapports officiels**

- [1] Ahmadi, P. A. & Uhlig, H. (2015). Sign Restrictions in Bayesian FaVARs with an Application to Monetary Policy Shocks (Working Paper Numéro 21738). National Bureau of Economic Research.
- [2] Altissimo, F., Bassanetti, A., Cristadoro, R., Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., Reichlin, L. & Veronese, G. (2001). Eurocoin : A Real Time Coincident Indicator of the Euro Area Business Cycle (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 296860). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [3] Alvarez, R., Camacho, M. & Perez-Quiros, G. (2012). Finite Sample Performance of Small versus Large Scale Dynamic Factor Models (Working Paper Numéro 1204). Banco de España.
- [4] Angeloni, I. & Faia, E. (2009). A Tale of Two Policies : Prudential Regulation and Monetary Policy with Fragile Banks (Kiel Working Paper Numéro 1569). Kiel Institute for the World Economy (IfW).
- [5] Arestis, P. (2009). New Consensus Macroeconomics : A Critical Appraisal (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 1410657). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [6] Arias, J. E., Caldara, D. & Rubio-Ramirez, J. F. (2015). The Systematic Component of Monetary Policy in SVARs : An Agnostic Identification Procedure (rapport technique Numéro 1131). Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.)

- [7] Arias, J. E., Rubio-Ramírez, J. F. & Waggoner, D. F. (2014). Inference Based on SVARs Identified with Sign and Zero Restrictions : Theory and Applications (rapport technique Numéro 30). CEPREMAP.
- [8] Balogun, E. D. (2007). Monetary Policy and Economic Performance of West African Monetary Zone Countries (rapport technique Numéro 4308). University Library of Munich, Germany.
- [9] Barhoumi, K., Darné, O. & Ferrara, L. (2009). Are Disaggregate Data Useful for Factor Analysis in Forecasting French GDP ? (Rapport technique Numéro 232). Banque de France.
- [10] Barigozzi, M., Lippi, M. & Luciani, M. (2016). Dynamic Factor Models, Cointegration, and Error Correction Mechanisms (Finance and Economics Discussion Series Numéro 2016-018). Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.)
- [11] Barigozzi, M., Lippi, M. & Luciani, M. (2017). Non-Stationary Dynamic Factor Models for Large Datasets (rapport technique Numéro 2016-024). Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.)
- [12] Barth, M. J. & Ramey, V. (2002). The Cost Channel of Monetary Transmission (NBER Chapters). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [13] Baumeister, C., Liu, P. & Mumtaz, H. (2010). Changes in the Transmission of Monetary Policy : Evidence from a Time-Varying Factor-Augmented VAR (rapport technique Numéro 401). Bank of England.
- [14] Baumeister, C. J. S. & Hamilton, J. D. (2017). Structural Interpretation of Vector Autoregressions with Incomplete Identification : Revisiting the Role of Oil Supply and Demand Shocks (Working Paper Numéro 24167). National Bureau of Economic Research.
- [15] Benazzi, S. & Rouiessi, I. (2017). Analyse de la concurrence bancaire au Maroc : Approche de Panzar et Rosse (Document de travail Numéro 2017-1). Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche.

- [16] Benito, A., Thompson, J. N. R., Waldron, M. & Wood, R. (2006). House Prices and Consumer Spending (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 910468). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [17] Bennouna, H. & Bounader, L. (2018). Analyse de la transmission de la politique monétaire vers les taux souverains (rapport technique Numéro 2018-2). Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche.
- [18] Bennouna, H., Lahlou, K. & Mossadak, A. (2016). Analyse des canaux de transmission de la politique monétaire au Maroc (Document de travail Numéro 2016-1). Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche.
- [19] Berg, A., Charry, L., Portillo, R. A. & Vlcek, J. (2013). The Monetary Transmission Mechanism in the Tropics ; A Narrative Approach (rapport technique Numéro 13/197). International Monetary Fund.
- [20] Boivin, J. & Giannoni, M. (2006a). DSGE Models in a Data-Rich Environment (NBER Working Paper Numéro 12772). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [21] Boivin, J. & Giannoni, M. (2008). Global Forces and Monetary Policy Effectiveness (rapport technique Numéro 13736). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [22] Boivin, J. & Ng, S. (2003). Are More Data Always Better for Factor Analysis? (Working Paper Numéro 9829). National Bureau of Economic Research.
- [23] Boivin, J. & Ng, S. (2005). Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts (Working Paper Numéro 11285). National Bureau of Economic Research.
- [24] Bork, L., Dewachter, H. & Houssa, R. (2009). Identification of Macroeconomic Factors in Large Panels (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 1480629). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [25] Breitung, J. & Eickmeier, S. (2005). Dynamic Factor Models (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 855224). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [26] Buiter, W. (2008). Can Central Banks Go Broke? (CEPR Discussion Paper Numéro 6827). C.E.P.R. Discussion Papers.

- [27] Burns, A. F. & Mitchell, W. C. (1946). *Measuring Business Cycles* (NBER Books). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [28] Calza, A., Monacelli, T. & Stracca, L. (2007). *Mortgage Markets, Collateral Constraints, and Monetary Policy : Do Institutional Factors Matter ?* (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 1135471). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [29] Chari, V. V., Kehoe, P. J. & McGrattan, E. R. (2008). *New Keynesian Models : Not Yet Useful for Policy Analysis* (rapport technique Numéro 14313). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [30] Christiano, L. J. & Eichenbaum, M. (1992b). *Liquidity Effects and the Monetary Transmission Mechanism* (Working Paper Numéro 3974). National Bureau of Economic Research.
- [31] Combes, S. & Doz, C. (2014). *Prévisions de court terme du PIB : modèles à facteurs dynamiques et non stationnarité* (Document de Travail Numéro 2014/03).
- [32] D'Amico, S. & King, T. B. (2015). *What Does Anticipated Monetary Policy Do ?* (Rapport technique WP-2015-10). Federal Reserve Bank of Chicago.
- [33] Del Negro, M. & Otrok, C. (2008). *Dynamic Factor Models with Time-Varying Parameters : Measuring Changes in International Business Cycles* (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 1136163). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [34] Fernandez-Villaverde, J., Rubio-Ramirez, J. & Sargent, T. J. (2005). *A, B, C's (and D)'s for Understanding VARs* (Working Paper Numéro 308). National Bureau of Economic Research.
- [35] Foroni, C. & Marcellino, M. G. (2013). *A Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data* (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 2268912). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [36] Friedman, M. & Schwartz, A. (1970). *Monetary Statistics of the United States : Estimates, Sources, Methods* (NBER Books). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [37] Gonçalves, S., Perron, B. & Djogbenou, A. (2016). *Bootstrap Prediction Intervals for Factor Models* (rapport technique 2016s-19). CIRANO.

- [38] Goodfriend, M. & King, R. (1997). The New Neoclassical Synthesis and the Role of Monetary Policy (NBER Chapters). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [39] Gordon, R. J. (2014). A New Method of Estimating Potential Real GDP Growth : Implications for the Labor Market and the Debt/GDP Ratio (Working Paper Numéro 20423). National Bureau of Economic Research.
- [40] Harvey, A. (1991). Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter (Cambridge Books). Cambridge University Press.
- [41] Kamar, B. M. & Naceur, S. B. (2007). GCC Monetary Union and the Degree of Macroeconomic Policy Coordination (rapport technique Numéro 07/249). International Monetary Fund.
- [42] Kaminsky, G. L., Reinhart, C. M. & Vegh, C. A. (2004). When It Rains, It Pours : Procyclical Capital Flows and Macroeconomic Policies (rapport technique Numéro 10780). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [43] Kaufmann, S. & Schumacher, C. (2012). Finding Relevant Variables in Sparse Bayesian Factor Models : Economic Applications and Simulation Results (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 2796889). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [44] Lütkepohl, H. (2014). Structural Vector Autoregressive Analysis in a Data Rich Environment : A Survey (Working Paper Numéro 1351). DIW Discussion Papers.
- [45] Miranda-Agrippino, S. & Ricco, G. (2017). The Transmission of Monetary Policy Shocks (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 2957644). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [46] Mishkin, F. S. (2008). Global Financial Turmoil and the World Economy : A Speech at the Caesarea Forum of the Israel Democracy Institute, Eliat, Israel, July 2, 2008 (rapport technique Numéro 417). Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.)

- [47] Mojon, B. & Peersman, G. (2001). A VAR Description of the Effects of Monetary Policy in the Individual Countries of the Euro Area (rapport technique Numéro 92). European Central Bank.
- [48] Muhammad, S. D., Wasti, S. K. A., Lal, I. & Hussain, A. (2009). An Empirical Investigation between Money Supply Government Expenditure, Output & Prices : The Pakistan Evidence (SSRN Scholarly Paper Numéro ID 2164277). Social Science Research Network. Rochester, NY.
- [49] Nakamura, E. & Steinsson, J. (2013). High Frequency Identification of Monetary Non-Neutrality : The Information Effect (Working Paper Numéro 19260). National Bureau of Economic Research.
- [50] Ramey, V. (1993). How Important Is the Credit Channel in the Transmission of Monetary Policy ? (NBER Working Paper Numéro 4285). National Bureau of Economic Research, Inc.
- [51] Reinhart, C. M. & Reinhart, V. R. (2008). Capital Flow Bonanzas : An Encompassing View of the Past and Present (rapport technique w14321). National Bureau of Economic Research.
- [52] Romer, C. D. & Romer, D. H. (2015). New Evidence on the Impact of Financial Crises in Advanced Countries (Working Paper Numéro 21021). National Bureau of Economic Research.
- [53] Singh, A. & Tornielli di Crestvolant, S. (2018). Transmission of Monetary Policy Shocks : Do Input-Output Interactions Matter ? (Rapport technique Numéro 2018-12). University of Sydney, School of Economics.
- [54] Stock, J. H. & Watson, M. W. (2005). Implications of Dynamic Factor Models for VAR Analysis (Working Paper Numéro 11467). National Bureau of Economic Research.
- [55] Vinayagathan, T. (2013). Monetary Policy and the Real Economy : A Structural VAR Approach for Sri Lanka (rapport technique Numéro 13-13). National Graduate Institute for Policy Studies.

- [56] Warne, A. (1993). A Common Trends Model : Identification, Estimation and Inference (Working Paper). Stockholm - International Economic Studies.
- [57] Yamamoto, Y. (2016). Bootstrap Inference for Impulse Response Functions in Factor-Augmented Vector Autoregressions (rapport technique HIAS-E-26). Hitotsubashi Institute for Advanced Study, Hitotsubashi University.

✧ Thèses et mémoires

- [1] Ait Oudra, M. (2006). La modélisation des séries non stationnaires, la théorie de la cointégration : Application à la demande de monnaie au Maroc (Thèse de Doctorat en Sciences Économiques). Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, FSJES – Fès.
- [2] Benyacoub, B. (2011). Les enjeux de la globalisation financière pour les économies émergentes : cas du Maroc (Thèse de Doctorat en Sciences Économiques). Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, FSJES – Fès.
- [3] Daoui, M. (2014). Les modèles à facteurs dynamiques (Approche FAVAR) : application à l'analyse de l'impact des chocs de la politique monétaire au Maroc (Mémoire de Master, Sciences Économiques et Gestion). Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, FSJES – Fès.
- [4] El Hafidi, M. (1988). La modélisation dynamique et multidimensionnelle en économétrie : Application à un cas macro-monétaire marocain (Thèse de Doctorat d'État en Sciences Économique). Université de Sciences Sociales de Toulouse.
- [5] El Hiri, A. (2003). Politique monétaire ou politique budgétaire : Étude empirique de leur efficacité relative au Maroc (Thèse de Doctorat en Sciences Économiques). Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, FSJES – Fès.
- [6] Liu, Y. (2010). Les effets des chocs de la politique monétaire de la Chine de 1997 à 2005 : des données désagrégées, les variations provinciales et le marché boursier (thesis). Aix-Marseille 2.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	iii
Sommaire	v
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	viii
Liste des sigles et acronymes	x
Introduction générale	1
Chapitre 1: Chocs de la politique monétaire et croissance économique :	
fondements théoriques	13
Introduction	13
1.1. Politique monétaire et croissance économique : cadre théorique	16
1.1.1. Revue théorique de la littérature	16
1.1.2. Demande de monnaie et règle de Friedman	21
1.1.3. La masse monétaire et son processus de création	24
1.1.4. Instruments de politique monétaire en faveur de la croissance éco- nomique	30
1.2. Chocs de la politique monétaire : identification et estimation	36
1.2.1. Aperçu historique	37
1.2.2. Cadre illustratif	40
1.2.3. Méthodes d'identification des chocs	42
1.2.4. Méthodes d'estimation des réponses impulsionnelles	44

1.3.	Modélisations récentes des chocs de la politique monétaire	47
1.3.1.	Modèles de politique monétaire à changement de régime	47
1.3.2.	Effets variables dans le temps de la politique monétaire	48
1.3.3.	Études de cas historiques sur la politique monétaire	50
1.4.	Chocs de politique monétaire dans les pays en voie de développement . . .	51
1.4.1.	Spécificité de la politique monétaire dans les pays en voie de déve- loppement	51
1.4.2.	Efficacité de la politique monétaire	53
1.4.3.	Politique monétaire et croissance économique : revue empirique de littérature	55
	Conclusion	62

Chapitre 2: Modèles à facteurs dynamiques et analyse des chocs struc- turels **63**

	Introduction	63
2.1.	Modèles à facteurs : formes dynamique et statique	65
2.1.1.	Rétrospective sur les modèles à facteurs dynamiques	65
2.1.2.	Forme dynamique des modèles à facteurs	68
2.1.3.	Forme statique des modèles à facteurs	71
2.2.	Extraction des facteurs de grandes et de petites bases de données	74
2.2.1.	Petite ou grande base de données : que choisir ?	74
2.2.2.	Méthodes basées sur les composantes principales	75
2.2.3.	Filtrage et lissage de Kalman	77
2.2.4.	Méthodes combinées	81
2.3.	Estimation des modèles à facteurs dynamiques	82
2.3.1.	Méthodes non paramétriques	83
2.3.2.	Méthodes paramétriques	85
2.3.3.	Méthodes bayésiennes	87
2.3.4.	Utilisation combinée des méthodes d'estimation	88
2.3.5.	Estimation basée sur des données manquantes	89

2.4.	Détermination du nombre de facteurs	91
2.4.1.	Détermination du nombre de facteurs statiques	91
2.4.2.	Détermination du nombre de facteurs dynamiques	93
2.5.	Identification des chocs structurels dans les MFD	94
2.5.1.	Modèles vectoriels autoregressifs structurels	95
2.5.2.	Modèles à facteurs dynamiques structurels	97
2.5.3.	Modèle vectoriel autorégressif augmenté de facteurs	101
	Conclusion	104

Chapitre 3: Mécanismes de transmission de la politique monétaire : approche par modèle FAVAR 105

	Introduction	105
3.1.	Canaux de transmission de la politique monétaire	107
3.1.1.	Canaux basés sur l'investissement	108
3.1.2.	Canaux basés sur la consommation	111
3.1.3.	Canaux du commerce extérieur	112
3.1.4.	Canaux de transmission non néoclassiques	113
3.2.	Changement dans les mécanismes et les effets de transmission de la politique monétaire	120
3.2.1.	Changements institutionnels sur les marchés du crédit	121
3.2.2.	Changements dans la formulation des attentes	123
3.2.3.	Modélisation du mécanisme de transmission de la politique monétaire	125
3.2.4.	Revue empirique de littérature	128
3.3.	Politique monétaire au Maroc : état des lieux	130
3.3.1.	Cadre stratégique de la politique monétaire	131
3.3.2.	Indépendance de la politique monétaire	133
3.3.3.	Mise en œuvre de la politique monétaire	136
3.3.4.	Contrôles des capitaux et régime de change	139
3.4.	Effets des chocs de la politique monétaire sur la croissance économique : approche FAVAR	142

3.4.1. Cadre économétrique du modèle FAVAR	144
3.4.2. Données et transformations préliminaires	149
3.4.3. Détermination du nombre de facteurs	151
3.4.4. Résultats empiriques	156
Conclusion	162
Chapitre 4: Impact des chocs de politique monétaire sur la croissance	
économique : modélisation FECM	163
Introduction	163
4.1. Modèles à correction d'erreur augmentés de facteurs (FECM)	165
4.1.1. Représentation du modèle FECM	165
4.1.2. Représentation MA du modèle FECM	171
4.1.3. FECM structurel et identification des chocs	173
4.2. Estimation du modèle FECM	177
4.2.1. Estimation avec composantes idiosyncratiques stationnaires	178
4.2.2. Estimation avec composantes idiosyncratiques non stationnaires	180
4.3. Évaluation de la performance prédictive du modèle FECM	182
4.3.1. FECM et prévision économique	182
4.3.2. Résultats empiriques et interprétations	184
4.4. Transmission des chocs de politique monétaire dans le modèle FECM	190
4.4.1. FECM et analyse des chocs structurels	190
4.4.2. Données et application empirique	193
4.4.3. Réponses impulsionnelles aux chocs de politique monétaire	196
Conclusion	201
Conclusion générale	202
Annexes	208
Annexe (1) : Organigramme de Bank Al-Maghrib	209
Annexe (2) : Décisions de politique monétaire au Maroc depuis 2010	210
Annexe (3) : Aperçu sur l'analyse en composantes principales (ACP)	211

Annexe (4.a) : Description des données	215
Annexe (4.b) : Statistiques descriptives	219
Annexe (4.b) : Statistiques descriptives (suite)	221
Annexe (5) : Résultats des tests de racine unitaire	223
Annexe (6.a) : Évolutions des principaux indicateurs de PIB au Maroc . .	226
Annexe (6.b) : Réponses des variables économiques à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire de 25 points de base	229
Annexe (6.c) : Réponses des variables économiques à un choc de la masse monétaire M2 de 25 points de base	230
Annexe (7) : Comparaison des RMSE des différents modèles par rapport à la RMSE du modèle AR [2012 : T1-2018 : T4]	231
Annexe (8.a) : Code Matlab (FAVAR)	233
Annexe (8.b) : Code Matlab (FECM)	235
Annexe (8.c) : Code GAUSS	241
Annexe (9.a) : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc du taux d'intérêt du marché monétaire avec intervalle de confiance FAVAR	253
Annexe (9.b) : Réponses des indicateurs de la croissance économique à un choc de la masse monétaire M2 avec intervalle de confiance FAVAR	254
Références bibliographiques	255
✧ Articles de revues	255
✧ Ouvrages	280
✧ Rapports officiels	282
✧ Thèses et mémoires	288
Table des matières	289

Sensibilité de la croissance économique aux chocs de la politique monétaire au Maroc : Modélisation à facteurs dynamiques non stationnaires

Résumé — L'analyse des effets des chocs de la politique monétaire à l'aide des techniques économétriques standards pose un certain nombre d'anomalies empiriques. Les modèles à facteurs dynamiques tentent à relever de manière significative certains des défis empiriques rencontrés, notamment ceux liés à la disponibilité croissante des données. Dans ce contexte, l'objectif principal de cette thèse est d'examiner les effets des chocs de politique monétaire sur la croissance économique au Maroc, à l'aide de modèles à facteurs dynamiques non-stationnaires et en s'appuyant sur une riche base de données. Cette thèse comporte trois essais de modélisation économétrique en utilisant une base de données de 117 séries trimestrielles (allant de 1985 : T1 à 2018 : T4). Premièrement, nous utilisons le modèle vectoriel auto-régressif augmenté de facteurs (FAVAR) pour avoir une représentation plus réaliste et plus complète de l'impact des chocs de la politique monétaire (choc de taux d'intérêt sur le marché monétaire et choc d'offre de monnaie) sur la croissance économique. En effet, le recours au modèle FAVAR s'avère très pertinent compte tenu de l'utilisation d'une grande base de données. Deuxièmement, nous explorons les avantages de combiner les bienfaits des modèles à facteurs dynamiques (tenir compte d'un grand nombre de variables) et ceux des modèles à correction d'erreur (tenir compte des relations de long terme ou de cointégration) sous forme du modèle à correction d'erreur augmentés de facteurs (FECM). En effet, nous démontrons que la modélisation FECM peut améliorer les résultats des prévisions en comparaison avec les autres modèles économétriques en vigueur. Troisièmement, nous analysons l'impact des chocs de politique monétaire sur la croissance économique en utilisant le modèle FECM. Les résultats obtenus révèlent qu'ils ont un impact significatif sur l'évolution des principaux indicateurs de croissance économique en regard de différences notables entre les réponses impulsionnelles du modèle FECM et celles du modèle FAVAR.

Mots clés : Chocs de politique monétaire ; Croissance économique ; Modèle à facteurs dynamiques ; FAVAR ; FECM ; Réponses impulsionnelles ; Maroc.

Sensitivity of economic growth to monetary policy shocks in Morocco : Non-stationary dynamic factor modeling

Abstract — Analyzing the effects of monetary policy shocks using standard econometric techniques poses a number of empirical anomalies. Dynamic factor models attempt to significantly address some of the empirical challenges encountered, particularly those related to the increasing availability of data. In this context, the main objective of this thesis is to examine the effects of monetary policy shocks on economic growth in Morocco, using non-stationary dynamic factor models and relying on a rich database. This thesis involves three econometric modeling attempts using a database of 117 quarterly series (ranging from 1985 : Q1 to 2018 : Q4). First, we use the Factor Augmented Vector Autoregression (FAVAR) model to have a more realistic and complete representation of the impact of monetary policy shocks (money market interest rate shock and money supply shock) on economic growth. Indeed, the use of the FAVAR model is very relevant given the use of a large database. Second, we explore the advantages of combining the benefits of dynamic factor models (accounting for a large number of variables) and error correction models (accounting for long-run or cointegrating relationships) in the form of the Factor Augmented Error Correction Model (FECM). Indeed, we show that FECM modeling can improve forecasting results compared to other existing econometric models. Third, we analyze the impact of monetary policy shocks on economic growth using the FECM. The results obtained reveal that they have a significant impact on the evolution of the main economic growth indicators in view of the significant differences between the impulse responses of the FECM model and those of the FAVAR model.

Keywords : Monetary policy shocks ; Economic growth ; Dynamic factor model ; FAVAR ; FECM ; Impulse responses ; Morocco.
