



Document de travail

Estimation bayésienne d'un modèle néo-keynésien pour l'économie marocaine

Jawad EL OTHMANI

Les opinions exprimées dans ce Document de Travail sont celles des auteurs et ne reflètent pas nécessairement la position de Bank Al-Maghrib. Afin de garantir une meilleure qualité et rigueur scientifique, les documents de travail publiés sont évalués par des arbitres externes, universitaires et chercheurs de banques centrales modernes.

Aucune reproduction ou traduction de la présente publication ne peut être faite sans l'autorisation des auteurs.

L'objet de la publication du présent Document de Travail est de susciter les débats et d'appeler commentaires et critiques.

Si vous avez des commentaires sur ce Document de Travail, veuillez les faire parvenir par e-mail : dr@bkam.ma

Ou par courrier à l'adresse suivante :

Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche
277, Avenue Mohammed V - B.P 445 Rabat

Ce document peut être téléchargé sans frais par voie électronique sur : www.bkam.ma

ISSN (en ligne) : 2509-0658

Estimation bayésienne d'un modèle néo-keynésien pour l'économie marocaine

Jawad EL OTHMANI¹

Résumé

Ce travail porte sur l'estimation d'un modèle hybride néo-keynésien (HNKM) formé de trois équations structurelles caractérisant l'économie marocaine. Il s'agit de la courbe de demande, de la courbe d'offre et d'une règle Taylor augmentée des réserves de change. Le modèle est estimé par une approche bayésienne à partir des données trimestrielles couvrant la période 1998Q1-2016Q4. Parallèlement et s'inspirant des travaux de Del Negro et Schorfheide (2004), un modèle BVAR-DSGE a été estimé en exploitant les *priors* issus du modèle HNKM. Les fonctions de réponse impulsionnelles ont été comparées et les performances prédictives de ces deux modèles structurels ont été confrontées à des modèles statistiques alternatifs: le VAR classique et le BVAR. Il ressort des résultats des modèles HNKM et BVAR-DSGE que les réactions des variables aux différents chocs sont globalement similaires et conformes aux prédictions de la théorie économique. L'étude de la qualité prévisionnelle des différents modèles indique que le BVAR-DSGE et le HNKM présentent des avantages comparatifs mais sans dominer, en tous points, les modèles statistiques tels que le VAR classique et le VAR bayésien.

Mots clés: HNKM, BVAR-DSGE, BVAR, estimation bayésienne

JEL: C10, C11, C13, E10, E12, E17

¹ Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche. Email: j.elothmani@bkam.ma. Nous tenons à remercier vivement le professeur Michel Juillard et M. Saidi Abdessamad pour leurs suggestions et commentaires pertinents à propos de ce document de travail.

Abstract

The objective of this paper is to estimate a new-keynesian hybrid model (HNKM) that combines three structural equations characterizing the Moroccan economy: demand curve, supply curve and an augmented Taylor rule using foreign reserves. The model is estimated using a Bayesian approach on quarterly data covering the period 1998Q1-2016Q4. Based on the work of Del Negro and Schorfheide (2004), a BVAR-DSGE was also estimated using the priors derived from the HNKM model. The impulse response functions of these two structural models and their predictive quality were compared with alternative statistical models (VAR and the BVAR) . The results using HNKM and BVAR-DSGE show that the reactions of the endogenous variables to the different shocks are quite similar and conform to the economic theory. The forecasting quality of the HNKM and the BVAR-DSGE is competitive with benchmark models.

Keywords: HNKM, BVAR-DSGE, BVAR, bayesian estimation

JEL codes: C10, C11, C13, E10, E12, E17

1 Introduction

La modélisation d'équilibre général dynamique et stochastique (DSGE) est un cadre d'analyse cohérent permettant d'évaluer l'impact des différentes politiques économiques. Ces modèles, microfondés, intégrant les anticipations rationnelles des agents ainsi que les différents types de rigidités, sont largement utilisés, par les banques centrales, comme outil efficace pour l'étude de la dynamique macroéconomique et l'analyse des mécanismes de transmission de la politique monétaire. L'une des raisons de leur succès réside dans le consensus qui s'est formé autour d'une structure de modélisation d'inspiration néo keynésienne (Christiano et al. 2010).

Ces modèles reposent essentiellement sur trois équations: une équation de demande (courbe IS), une équation d'offre (nouvelle courbe de Phillips) et une règle de politique monétaire basée sur le taux d'intérêt nominal à court terme. Les spécifications dites hybrides incorporent la dynamique historique et future dans les courbes IS et de Phillips en vue de capter d'une part, la persistance qui marque, généralement, les variables macroéconomiques et d'autre part, les anticipations des agents. Grâce aux développements récents dans le domaine de l'économétrie et du calcul numérique, ces modèles ont fait preuve d'un bon ajustement empirique aux données les propulsant au rang des outils d'aide à la décision concurrençant ainsi les modèles VAR (Collard et Fève (2008)).

Ce travail se propose de modéliser l'économie marocaine en ayant recours à cette approche. Ainsi, un modèle de type hybride néo keynésien (HNKM) formé de trois équations sera estimé sur des données trimestrielles couvrant la période 1998Q1-2016Q4. Compte tenu du cadre stratégique de politique monétaire caractérisé par la fixité du taux de change et la mobilité restreinte des capitaux, les réserves de change jouent un rôle important dans la décision monétaire. Ainsi, la règle de Taylor proposée incorpore trois principales variables clés dans la décision monétaire: l'inflation, la croissance économique et les réserves de change¹.

Par ailleurs, s'inspirant des travaux de Del Negro et Schorfheid (2004), un

¹Un travail similaire a été conduit par Jovanovic, B. et Petreski, M., (2012) pour le cas de la Macédoine.

modèle BVAR-DSGE a été parallèlement estimé en exploitant les *priors* issus du modèle HNKM pour la construction d'un VAR bayésien (BVAR). Les fonctions de réponse impulsionnelles des deux modèles ont été comparées et leurs performances prédictives ont été confrontées à des modèles statistiques alternatifs: le VAR classique et le BVAR.

Le reste du document est organisé en trois sections. La première section décrit brièvement le cadre conceptuel qui sous-tend les modèles néo-keynésiens. La deuxième section est consacrée à la méthode d'estimation bayésienne et à un rappel de la démarche BVAR-DSGE. Il sera question dans la troisième section de présenter les données et discuter à la fois les résultats d'estimation, les réponses impulsionnelles et la qualité prévisionnelle de ces deux modèles en comparaison avec des modèles statistiques alternatifs.

2 Le cadre microéconomique du modèle HNKM

Dans cette section nous présentons brièvement les fondements microéconomiques du modèle HNKM. En particulier, les ménages maximisent une fonction d'utilité et déterminent leur niveau de consommation optimal, les entreprises produisent des biens différenciés (intermédiaires) et déterminent le niveau des prix qui maximisent leur profit et la banque centrale réagit en fonction d'une règle de Taylor forward looking.

2.1 Le ménage

Ce ménage est représentatif de la catégorie des consommateurs manifestant une certaine aversion au risque. Il peut emprunter librement, dégager une épargne et faire face à une contrainte budgétaire bien déterminée. La fonction d'utilité du ménage représentatif est régie par un mécanisme de substitution intertemporelle lui permettant de décider de sa consommation actuelle en fonction du revenu qu'il anticipe dans le futur. Ce revenu est, par ailleurs, augmenté du profit réalisé par les entreprises détenues par les ménages.

Supposons un continuum de ménages $i \in [0, 1]$ où chaque ménage i maximise une fonction d'utilité intertemporelle et fait face à une contrainte budgétaire dynamique déterminée par les emplois et les ressources. La fonction d'utilité U_{it} est définie par:

$$U_{it} = \left[\frac{1}{1-\sigma} (C_{it} - H_t)^{1-\sigma} - \frac{1}{1+\phi} (l_{it})^{1+\phi} \right] \quad (1)$$

C_{it} et l_{it} représentent, respectivement, la consommation du ménage représentatif et la quantité du travail. H_t désigne les habitudes de consommation externes avec $H_t = \xi C_{t-1}$. Les paramètres σ et ϕ de cette utilité représentent respectivement l'aversion au risque et l'inverse de l'élasticité de Frisch de l'offre de travail au salaire. La contrainte du consommateur, à l'instant t , est donnée par:

$$C_{it} + \frac{B_{it}}{P_t} = w_{it} l_{it} + (1 + i_{t-1}) \frac{B_{it-1}}{P_t} + \frac{\Pi_{it}}{P_t} \quad (2)$$

où w_{it} , B_{it} , P_t et i_t représentent, respectivement, le salaire réel, les placements effectués en bons de trésor, le prix de l'économie et le taux d'intérêt nominal à l'instant t . La rémunération des bons de trésor $i_{t-1} \frac{B_{it-1}}{P_t}$, les dividendes versées $\frac{\Pi_{it}}{P_t}$ et la rémunération du travail $w_{it} l_{it}$ constituent l'ensemble des ressources à la disposition du ménage. Les emplois englobent la consommation du ménage C_{it} et les placements $\frac{B_{it}}{P_t}$ pour la période t .

Pour une valeur d'actualisation des rendements futurs β , le consommateur cherche à maximiser, sous contrainte, la somme infinie des utilités futures:

$$Max_{\{C_{it}, B_{it}, l_{it}\}_0^\infty} E_t \sum_{s=0}^{+\infty} \beta^s U_{it+s}$$

Les conditions de premier ordre par rapport à C_{it} et B_{it} permettent d'obtenir l'équation d'Euler: $\lambda_t = \beta E_t \left[\frac{\lambda_{t+1} P_t (1+i_t)}{P_{t+1}} \right]$, où $\lambda_t = (C_{it} - \xi C_{t-1})^{-\sigma}$. La log-linéarisation de l'équation d'Euler agrégée permet d'obtenir la courbe IS néo keynésienne décrite dans la suite du document².

²L'équation de clôture (clearing market) est donnée par: $C_t = Y_t$.

2.2 Les firmes

Dans le cadre de ce modèle, le système productif est composé de firmes de biens intermédiaires et de firmes de biens finaux. La première catégorie de firmes produit un continuum de biens intermédiaires dont les attributs sont différenciés, œuvrant ainsi sur un marché de concurrence monopolistique. Cette structure de marché confère aux entreprises un pouvoir discriminant sur les prix du marché. Ces entreprises font face à un mark-up fixe et une rigidité à la Calvo stipulant que seule une proportion $(1 - \theta_f)$ réoptimise le prix en recevant un signal aléatoire. Le reste des entreprises indexe, simplement, le prix sur l'inflation passée π_{t-1} . La deuxième catégorie de firmes agrège la production du secteur de biens intermédiaires selon une élasticité de substitution constante pour produire un bien final sur un marché parfaitement concurrentiel.

- **Secteur de bien final:** il s'agit d'un marché de concurrence pure et parfaite. Le bien final est agrégé par une firme représentative à partir d'une combinaison d'un continuum de biens intermédiaires respectant une représentation *CES* (*Constant Elasticity of Substitution*) suivante:

$$Y_t = \left(\int_0^1 y_{it}^{\frac{\zeta-1}{\zeta}} di \right)^{\frac{\zeta}{\zeta-1}} \quad (3)$$

L'entreprise de bien final formule une demande optimale aux entreprises de biens intermédiaires comme suit:

$$y_{it} = \left(\frac{p_{it}}{P_t} \right)^{-\zeta} Y_t \quad (4)$$

où $P_t = \left(\int_0^1 p_{it}^{1-\zeta} di \right)^{\frac{1}{1-\zeta}}$ représente le prix agrégé de l'économie.

- **Secteur de biens intermédiaires:** chaque entreprise i d'un continuum $[0, 1]$ utilise une technique de production à un seul facteur de la forme $y_{it} = A_t L_{it}$. où L_{it} représente le travail et A_t la productivité globale des facteurs. Ces entreprises cherchent à maximiser une fonction intertemporelle de profit suivante: $E_t \sum_{s=0}^{\infty} \beta^s \Pi_{it+s}$ où $\Pi_{it+s} = p_{it+s} y_{it+s} - w_{t+s} L_{it+s}$.

Comme sus-rappelé, les entreprises font face à des rigidités nominales de Calvo. Le prix agrégé de l'économie P_t peut être écrit:

$$P_t = [(1 - \theta_f)(p_{it}^*)^{1-\zeta} + \theta_f([1 + \pi_{t-1}] P_{t-1})^{1-\zeta}]^{\frac{1}{1-\zeta}}$$

La maximisation doit, alors, incorporer ces rigidités en vue de définir, à nouveau, les prix optimaux p_{it}^* . Le programme de réoptimisation s'écrit:

$$\begin{aligned} \underset{\{p_{it}^*\}_0^\infty}{Max} E_t \sum_{s=0}^\infty (\theta_f \beta)^{t+s} [p_{it+s}^* y_{it+s} - \Phi^*(y_{it+s})] \\ s/c \quad y_{it+s} = \left(\frac{p_{it+s}^*}{P_{t+s}}\right)^{-\zeta} Y_{t+s} \end{aligned} \quad (5)$$

A l'optimum $\Phi^*(y_{it}) = cm_{it} y_{it}$, où $\Phi^*(y_{it})$ représente la fonction des coûts totaux pour produire une quantité de biens intermédiaires y_{it} . On notera également que $p_{it+s}^* = p_{it}^* \prod_{k=1}^s (1 + \pi_{t+k})$. Cette optimisation se fait sachant la demande optimale adressée par l'entreprise de bien final dans (4). Suivant Christiano et al. (2005), la condition de premier ordre du programme (5) combinée au prix agrégé de l'économie permet d'obtenir une dynamique des prix p_{it}^* dont la forme log-linéarisée définit la nouvelle courbe de philips néo keynésienne (NKPC) présentée dans la suite du document.

2.3 La Banque Centrale

La Banque Centrale (BC) réagit dans ce type de modèles en fonction d'une règle de Taylor forward looking log-linéarisée. La BC ajuste son taux d'intérêt i_t de court terme en fonction de son passé et de l'écart d'inflation et de production par rapport à leurs "cibles". La fonction de réaction s'écrit:

$$i_t = \rho_i i_{t-1} + (1 - \rho_i)(\rho_\pi E_t(\hat{\pi}_{t+1}) + \rho_y y_t) + \epsilon_t^i \quad (6)$$

En vue de prendre en considération le cadre stratégique de politique monétaire, caractérisé par la fixité du taux de change et une mobilité restreinte du compte capital conférant ainsi une certaine autonomie à la politique monétaire,

il est proposé d'augmenter cette règle par les réserves de change res_t considérées en écart par rapport à leur niveau potentiel. La règle de décision devient:

$$i_t = \rho_i i_{t-1} + (1 - \rho_i)(\rho_\pi E_t(\hat{\pi}_{t+1}) + \rho_y y_t - \rho_{res} E_t(res_{t+1})) + \epsilon_t^i \quad (7)$$

où $\hat{\pi}_t$ et y_t représentent respectivement le cycle de l'inflation et l'output gap.

3 Estimation bayésienne du modèle HNKM

3.1 Equations du modèle log-linéarisé

Le modèle précédemment décrit représente, à juste titre, un prototype des modèles dynamiques stochastiques d'équilibre général qui repose sur l'hypothèse de l'agent représentatif rationnel et de l'imperfection des marchés.

Les travaux de formalisation des comportements des différents agents économiques, la dérivation des conditions de premier ordre et la log-linéarisation des conditions d'équilibre permettent d'obtenir un système de 3 équations néo keynésienne qualifié de HNKM.

Ces trois équations représentent le socle fondamental dans lequel la politique monétaire joue un rôle indispensable dans la formation des équilibres. Il s'agit de la courbe IS, de la courbe de Philips néo keynésienne et de la règle de Taylor forward looking. Les ϵ_t^y , ϵ_t^π et ϵ_t^i représentent des termes d'erreur.

1- *IS (dynamic IS Curve)*

$$y_t = \frac{\xi}{(\xi + 1)} y_{t-1} + \frac{1}{\xi + 1} E_t y_{t+1} - \frac{(1 - \xi)}{\sigma(1 + \xi)} E_t (i_t - \hat{\pi}_{t+1}) + \epsilon_t^y \quad (8)$$

2- *HNKPC (Hybrid néo Keynesian Philips Curve³)*

³ $\widehat{r\overline{mc}}_t$ désigne le coût marginal réel log-linéarisé.

$$\widehat{\pi}_t = \frac{1}{(1+\beta)}\widehat{\pi}_{t-1} + \frac{\beta}{(1+\beta)}E_t\widehat{\pi}_{t+1} + \frac{(1-\theta_f)(1-\theta_f\beta)}{(1+\beta)\theta_f}\widehat{rmc}_t + \epsilon_t^\pi$$

ou encore en fonction de l'output gap

$$\widehat{\pi}_t = \frac{1}{(1+\beta)}\widehat{\pi}_{t-1} + \frac{\beta}{(1+\beta)}E_t\widehat{\pi}_{t+1} + \frac{(1-\theta_f)(1-\theta_f\beta)}{\theta_f}y_t + \epsilon_t^\pi \quad (9)$$

3- La règle de Taylor augmentée

$$i_t = \rho_i i_{t-1} + (1-\rho_i)[\rho_\pi E_t(\widehat{\pi}_{t+1}) + \rho_y y_t - \rho_{res} E_t(res_{t+1})] + \epsilon_t^i \quad (10)$$

Etant donné la fixité du régime de change et les restrictions sur le compte capital, les réserves de change sont endogènes et sont représentées par l'équation⁴:

$$res_t = \varphi res_{t-1} - (1-\varphi)y_t + \epsilon_t^{res} \quad (11)$$

où la variable res_t représente les réserves de change.

Cette représentation néo keynésienne de l'économie (modèle à trois équations) est largement utilisée par les banques centrales et est documentée par de nombreux travaux portant sur des modèles de taille réduite dérivés des programmes d'optimisation microfondés et intégrant certaines formes de rigidités et les anticipations rationnelles des agents⁵.

Le HNKM vise plusieurs objectifs interreliés:

⁴Il s'agit de l'équation de Mundell et Fleming qui stipule que les avoirs en devises dans un régime de change fixe avec restrictions sur le compte capital sont déterminées par l'activité économique domestique et celle des pays partenaires (les prix étant rigides). Cette dernière n'a pas été intégrée par souci de simplification et de parcimonie. Les chocs ϵ_t^{res} traduisent les facteurs exogènes affectant le niveau des réserves de change.

⁵Cho et Moreno (2005) ont présenté un survol des travaux ayant estimé ce genre de modèle et ont étudié, profondément, les propriétés statistiques d'une spécification à trois équations appliquée aux données des Etats-Unis entre 1980 et 2000.

- Il constitue un cadre d'analyse structurel, cohérent et parcimonieux justifiant son utilisation par les banques centrales;
- il permet d'appréhender les mécanismes de transmission de la politique monétaire en termes de délais de transmission et de persistance de chocs;
- il propose un cadre structurel mieux élaboré, qui repose sur une convolution de paramètres structurels (deep parameters) permettant de retracer, de manière microfondée, le comportement des agents, de renforcer le dispositif de prévision notamment de l'inflation, mais aussi de réaliser des simulations d'impact sur différents scénarios possibles.

3.2 Du HNKM au BVAR-DSGE: estimation et validation

Avant de passer à l'estimation du modèle, il est nécessaire de résoudre le système d'équation précédemment définit. La résolution de Blanchard et Kahn (1980) permet d'établir les conditions garantissant l'existence d'une solution stationnaire du modèle. Pour ce faire, le modèle s'écrit sous sa forme espace-état suivante:

$$E_t X_{t+1} = AX_t + B\epsilon_t \quad (12)$$

où X_t est un vecteur constitué de variables endogènes (prédéterminées et non prédéterminées) et ϵ_t est un vecteur regroupant les chocs exogènes du modèle. Les matrices A , B contiennent la convolution des paramètres du modèle.

Le recours à la procédure développée par Dynare basée sur l'approche de Blanchard et Kahn (1980) permet d'avoir une solution unique convergente selon laquelle le nombre de valeurs propres du système, à l'extérieur du cercle unité, doit être égale au nombre de variables forward-looking. Une fois le système (13) est résolu, le filtre de Kalman permet de calculer la fonction de vraisemblance de la solution espace-état qui sera combinée, dans le cadre de l'approche bayésienne, avec les densités *a priori* des paramètres $f(\theta \mid \mathcal{M})$ où $\theta = (\sigma, \xi, \theta_f, \rho_r, \rho_y, \rho_\pi,$

$\rho_{res}, \beta, \sigma_\varepsilon^y, \sigma_\varepsilon^i, \sigma_\varepsilon^\pi, \sigma_\varepsilon^{res}, \varphi, \rho^y, \rho^\pi, \rho^{res}$). Les paramètres ρ^y, ρ^π et ρ^{res} représentent respectivement les corrélations sérielles relatives aux termes d'erreur de l'output gap, de l'inflation et des réserves de change. Ainsi, la densité a posteriori s'écrit comme suit:

$$\pi(\theta \mid y, \mathcal{M}) \propto L(y \mid \theta, \mathcal{M})f(\theta \mid \mathcal{M}) \quad (13)$$

En raison de la difficulté d'obtenir analytiquement $\pi(\theta \mid y, M)$, des algorithmes, tels que MCMC (Monte Carlo Markov Chain), permettent de construire numériquement la vraisemblance *a posteriori* des paramètres.

Par ailleurs, l'approche bayésienne a été utilisée, à la fois, pour l'estimation des paramètres mais également pour la production des réponses impulsionnelles du HNKM et le BVAR-DSGE.

Il convient de rappeler que le recours au priors d'un DSGE pour définir ceux du modèle VAR s'inspire, initialement, des travaux d'Ingram et Whiteman (1994) qui ont proposé d'utiliser un modèle DSGE pour construire les macro *priors* d'un VAR structurel, et ce, dans la perspective d'améliorer la qualité des prévisions. Del Negro et Schorfheide (2004) reprennent la même idée en partant des croyances sur le vecteur θ du DSGE pour une estimation d'un modèle VAR bayésien. L'idée repose sur l'utilisation des données artificielles $Y^*(\theta)$ de taille $T^* = \lambda T$ générées à partir du modèle DSGE de paramètre θ . Selon cette approche, il est possible de rendre ces *priors* plus restrictifs en sélectionnant valablement l'hyperparamètre λ qui mesure le degré de confiance dans les restrictions du modèle.

La modélisation BVAR-DSGE consiste à estimer un VAR en utilisant, à la fois, les données réelles et artificielles. Le modèle s'écrit:

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + u_t, \text{ où } u_t \sim N(0, \Sigma_u), \quad (14)$$

ou suivant l'écriture compacte (Canova 2009):

$$Y = \Phi X + U \quad (15)$$

où Y est une matrice $k \times T$ des observations du processus Y_t , Φ est une matrice $k \times (k \times p + 1)$ des coefficients $[\Phi_0, \Phi_1, \dots, \Phi_p]$, X est la matrice $(k \times p + 1) \times T$ des observations des variables retardées $[Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}]$ et U est la matrice $k \times T$ des erreurs.

Rappelons que l'un des inconvénients des modèles VAR réside dans la taille habituellement grande même si peu de variables sont prises en considération. Cette question de dimensionnalité revêt une importance cruciale d'autant plus lorsqu'on dispose d'un nombre limité d'observations. Une solution, proposée dans la littérature, consiste à restreindre l'espace sur lequel ces paramètres sont définis (Bekiros et Paccagnini, (2013)). L'utilisation des "estimateurs de rétrécissement", permet de limiter cet espace à l'espace partiel délimité par la distribution *prior*. Dans l'approche Del Negro et Schorfheide (2004), ce sous-espace est défini par le modèle DSGE qui sert à générer T^* observations artificielles $Y^*(\theta)$ qui seront combinées avec l'échantillon des données réelles T .

Notons que la fonction de vraisemblance du modèle VAR des deux échantillons est défini comme suit:

$$p(Y^*(\theta), Y | \Phi, \Sigma_u) \propto p(Y^*(\theta) | \Phi, \Sigma_u) \times p(Y | \Phi, \Sigma_u), \quad (16)$$

où

$$p(Y^*(\theta) | \Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-\frac{\lambda T}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}[\Sigma_u^{-1}(Y^{*'} Y^* - \Phi' X^{*'} Y^* - Y^{*'} X^* \Phi + \Phi' X^{*'} X^* \Phi)]\right\} \quad (17)$$

et

$$p(Y | \Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-\frac{T}{2}} \left\{ \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr}[\Sigma_u^{-1}(Y' Y - \Phi' X' Y - Y' X \Phi + \Phi' X' X \Phi)]\right) \right\} \quad (18)$$

Del Negro et Schorfheide (2004) propose d'approximer $p(\Phi, \Sigma_u | \theta)$ par $p(Y^*(\theta) | \Phi, \Sigma_u) p(\Phi, \Sigma_u)$ avec $p(\Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-(k+1)/2}$, d'où

$$p(\Phi, \Sigma_u | \theta) = c^{-1}(\theta) |\Sigma_u|^{-\frac{\lambda T + k + 1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}[\Sigma_u^{-1}(Y^{*'}Y^* - \Phi'X^{*'}Y^* - Y^{*'}X^*\Phi + \Phi'X^{*'}X^*\Phi)]\right\} \quad (19)$$

où $c^{-1}(\theta)$ est un facteur de redressement permettant d'assurer l'unité de la probabilité.

Del Negro et Schorfheide (2004) proposent également de remplacer les moments $Y^{*'}Y^*$, $X^{*'}Y^*$, $Y^{*'}X^*$ et $X^{*'}X^*$ par les moments associés au modèle DSGE: $\Gamma_{yy}^*(\theta)$, $\Gamma_{xy}^*(\theta)$, $\Gamma_{yx}^*(\theta)$, $\Gamma_{xx}^*(\theta)$ où $\Gamma_{xy}^*(\theta) = E_\theta[x_t y_t]$. Ces moments servent à définir les matrices suivantes:

$$\begin{aligned} \Phi^*(\theta) &= \Gamma_{xx}^{*-1}(\theta) \Gamma_{xy}^*(\theta) \\ \Sigma_u^*(\theta) &= \Gamma_{yy}^*(\theta) - \Gamma_{yx}^*(\theta) \Gamma_{xx}^{*-1}(\theta) \Gamma_{xy}^*(\theta) \end{aligned}$$

Ce faisant, Del Negro et Schorfheide (2004) montrent que les *priors* des paramètres du modèle VAR conditionnellement au vecteur θ suivent une Normale-Inverse-Wishart⁶:

$$\Phi | \Sigma_u, \theta \sim N(\Phi^*(\theta), \Sigma_u \otimes (\lambda T \Gamma_{xx}^*(\theta))^{-1}) \quad (20)$$

$$\Sigma_u | \theta \sim IW(\lambda T \Sigma_u^*(\theta), \lambda T - kp - 1, k) \quad (21)$$

$\Phi^*(\theta)$ et $\Sigma_u^*(\theta)$ sont interprétées comme des limites en probabilité des coefficients estimés à partir du modèle VAR sur des observations artificielles générées par le modèle DSGE.

Il est à constater que les *priors* dépendent d'un paramètre de rétrécissement λ . Lorsque λ est trop petit, l'écriture VAR renferme d'importantes erreurs de spécification et les restrictions provenant du DSGE sont vraisemblablement moins valides. En revanche, quand λ est assez grand on commet moins d'erreurs de spécification et les restrictions du DSGE sont vraisemblablement valides. Suivant

⁶La distribution a posteriori des paramètres Φ et Σ_u du modèle VAR est également une loi Normale-Inverse-Wishart développée explicitement dans Del Negro et Schorfheide (2004).

Adjemian et al. (2008), λ est également un paramètre à estimer avec une densité *prior* uniforme⁷.

Ainsi, pour estimer le modèle nous avons fait usage du package *dynare* qui permet de:

1. Calculer les *priors* du VAR sachant les paramètres structurels du HNKM
2. Calculer la distribution *a posteriori* des paramètres VAR
3. Produire les IRFs du VAR et du DSGE pour des fins de comparaison.

3.3 Données et résultats

3.3.1 Données et estimation

Les modèles HNKM et du BVAR-DSGE sont estimés en utilisant les données trimestrielles marocaines relatives au PIB réel, aux réserves de change, au taux moyen pondéré (TMP) et à l'inflation durant la période 1998Q1 à 2016Q4. L'output gap et le cycle des réserves de change sont obtenus en utilisant le filtre HP appliqué aux variables en log. Les taux d'intérêt et d'inflation (en glissement annuel) sont considérés en écart par rapport à la moyenne sur la période étudiée (*demeaned data*). La figure ci-après donne un aperçu des différentes variables detrendées.

⁷On notera que Del Negro et Schorfheide n'ont pas estimé l'hyperparamètre λ mais ont choisi sa valeur qui maximise la densité marginale du modèle pour différentes valeurs du paramètre. Suivant Adjemian et al. (2008), cette procédure est laborieuse puisqu'il faut, pour chaque valeur de λ , s'assurer de la convergence de l'algorithme de Metropolis-Hastings.

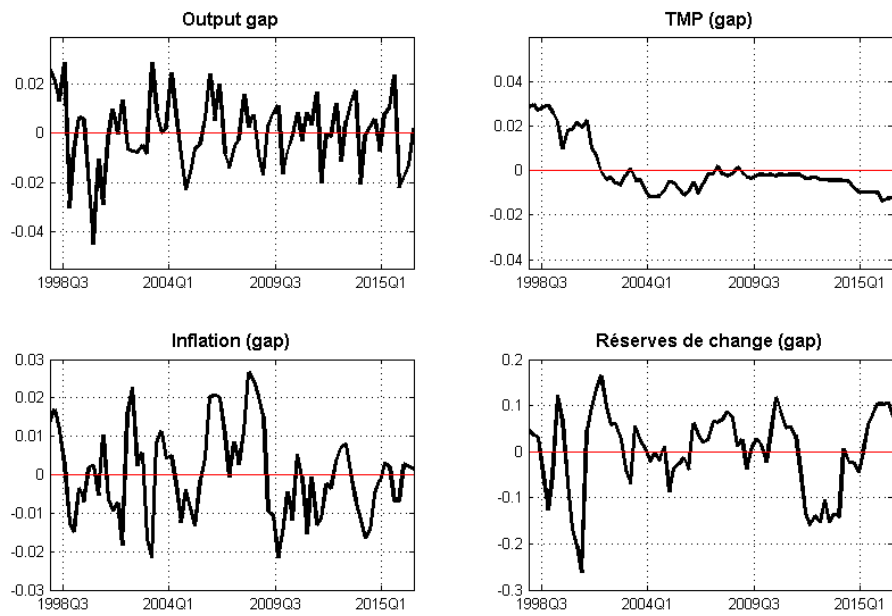


Figure 1: Evolution des variables detrendées entre 1998Q1 et 2016Q4

Les densités a priori des paramètres ont été choisies en ayant recours à la fois à des estimations conduites sur des économies similaires⁸, mais également de sorte à respecter à la fois les exigences de la théorie économique sur les paramètres, d'avoir des résidus stationnaires et un bon ajustement empirique aux données.

Ce faisant, le tableau 1 synthétise les propriétés statistiques des densités qui ont été utilisées comme *priors* ainsi que les modes *a posteriori*.

Table1. Distribution *prior* et a posteriori des paramètres du modèle HNKM⁹

Paramètre	Densité a priori	Moyenne	Ecart-type	Mode a posetriori	5 ^{ème} pc	95 ^{ème} pc
σ	Gamma	1.00	0.10	1.17	0.99	1.34
ξ	Beta	0.35	0.10	0.45	0.32	0.64
θ	Beta	0.50	0.10	0.86	0.81	0.89
ρ_i	Beta	0.90	0.10	0.84	0.78	0.89
ρ_y	Gamma	0.50	0.10	0.57	0.39	0.75
ρ_π	Gamma	1.30	0.20	1.82	1.49	2.24
ρ_{res}	Gamma	1.70	0.30	0.72	0.43	1.00
ρ^y	Normal	0.40	0.10	0.82	0.74	0.89
ρ^π	Normal	0.40	0.10	0.21	0.07	0.36
φ	Normal	0.35	0.10	0.13	0.09	0.24
ρ^{res}	Normal	0.20	0.10	0.23	0.13	0.35
σ_ε^y	Inverse.Gamma	0.002	0.003	0.004	0.0015	0.0042
σ_ε^π	Inverse.Gamma	0.002	0.001	0.001	0.0012	0.0017
σ_ε^i	Inverse.Gamma	0.002	0.004	0.004	0.0035	0.0050
σ_ε^{res}	Inverse.Gamma	0.002	0.071	0.061	0.0607	0.0821
β	Paramètre Calibré	0.995	—	—	—	—

L'examen du tableau 1 indique que les données sont suffisamment informatives pour la majorité des paramètres. Ainsi, la valeur a posteriori des habi-

⁸Ferktaji et Mihoubi (2007) pour le cas de la Tunisie et Beidas-Strom et Poghosya (2011) pour la Jordanie.

⁹Résultats basés sur 10000 tirages de l'algorithme Metropolis-Hasting

tudes de consommation mesurées par le paramètre ξ est de l'ordre de 0.45 soit une valeur supérieure à la moyenne a priori (0.35). Selon une méta-analyse de Havranek et al. (2015) portant sur la formation des habitudes, ce paramètre serait d'une valeur moyenne qui varie entre 0.42 et 0.57. Par ailleurs, pour le cas de la Jordanie, Beidas-Strom et Poghosyan (2011) estiment que la valeur médiane de ce paramètre est de l'ordre de 0.49. Concernant le degré de rigidité des prix, il s'établit à environ 0.86 indiquant qu'en moyenne les prix sont révisés approximativement chaque 7 trimestres¹⁰. Concernant les paramètres de la politique monétaire, les données suggèrent une forte inertie au niveau du TMP. Le paramètre de lissage ρ_i est estimé a posteriori à près de 0.84. Les estimations révèlent, aussi, l'importance respective de l'inflation (ρ_π d'une valeur de 1.8 contre 1.3 a priori), des réserves de change¹¹ (ρ_{res} de près de 0.7 contre une valeur a priori de 1.7) et de l'output gap¹² (ρ_y est de 0.57 contre 0.5 a priori) dans la décision monétaire. Les réserves de change jouent certes un rôle dans les décisions de la BC eu égard au régime d'ancrage de taux de change. Néanmoins, de par l'autonomie de sa politique monétaire, la BC se base sur l'examen des perspectives d'inflation et de croissance. Rappelons, également, que malgré le cadre stratégique de la politique monétaire de la Banque, son cadre analytique s'apparente, selon le FMI, à celui des banques centrales des pays adoptant un régime de ciblage d'inflation¹³. L'adoption de ce cadre analytique s'inscrit, à juste titre, dans une perspective de passage vers un régime de change plus flexible entamé en 2018.

¹⁰Ce délai correspond, également, à l'horizon de prévision de l'inflation retenu par la Banque dernièrement (8 trimestres).

¹¹Beidas-Strom et Poghosyan (2011) estiment, pour le cas de la Jordanie, que le paramètre associé à la variable d'ancrage (taux de change) est estimé à environ 0.5.

¹²Suivant Hofmann et Bogdanova (2012), les coefficients de réaction, dans les pays émergents, sont, en moyenne, d'une valeur de 0.9 pour l'inertie, 1.3 pour l'output gap et 1.5 pour l'inflation.

¹³Chapitre 4 du IMF Country Report No 10/58, mars 2010.

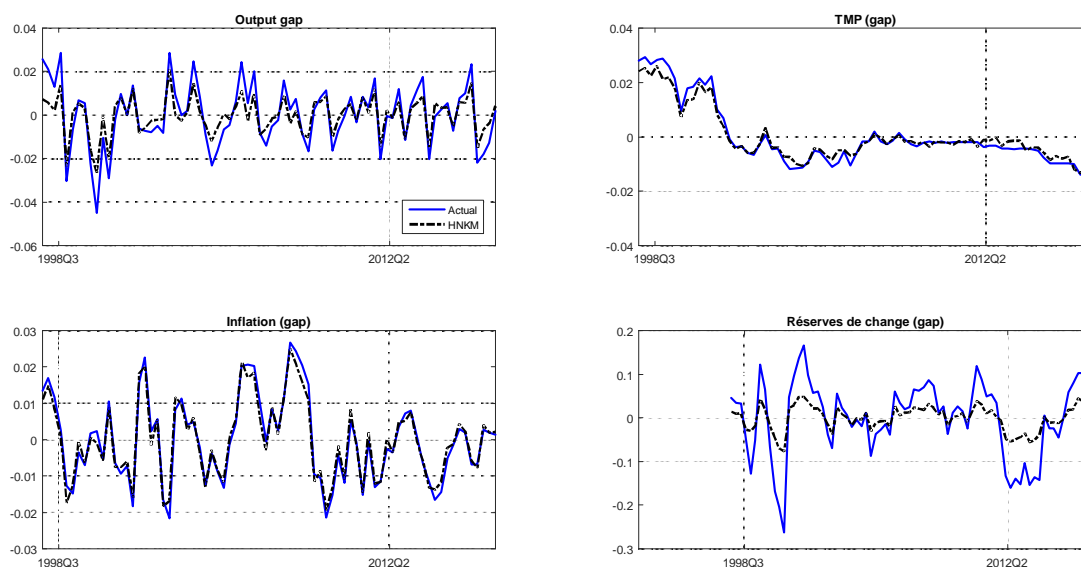


Figure 2: Qualité d'ajustement du HNKM

L'estimation du modèle HNKM a permis d'obtenir un ajustement empirique aux données satisfaisant comme le montre bien la figure ci-après.

3.3.2 Fonctions de réponse impulsionnelles des modèles

L'estimation étant conduite, il est possible d'effectuer des simulations de chocs exogènes et d'étudier les implications sur les différentes variables endogènes du modèle. En effet, quatre types de chocs stochastiques indépendants ont été simulés. Il s'agit des chocs: monétaire, de demande, d'offre et de réserves de change.

La lecture des graphiques de la figure 2 permet de dégager à la fois la dynamique de réponse des différentes variables économiques aux chocs, le délai de transmission ainsi que l'ampleur des réactions au fil des trimestres.

Ainsi et conformément à la théorie économique, un choc positif de la politique monétaire, lorsque la Banque Centrale réagit suivant la règle de Taylor, affecte inversement la croissance économique et la variation des prix. Concernant l'impact

de ce choc monétaire sur le cycle de l'inflation, ce dernier devrait enregistrer une baisse avant de revenir à l'équilibre de long terme (entre 8 et 10 trimestres). Ce délai de transmission est expliqué, notamment, par les effets retardés du modèle et les deux types de rigidités qu'incorpore la nouvelle courbe de Philips soient les deux paramètres θ_f et ξ relatifs, respectivement, à la rigidité de Calvo et aux habitudes de consommation.

Concernant le choc de demande, ce dernier a pour effet naturel d'augmenter les prix et d'orienter, ainsi, la décision monétaire à l'augmentation du taux d'intérêt pour faire face aux tensions inflationnistes induites par la demande.

Un choc positif sur les prix implique une montée de l'inflation et une augmentation moins importante du taux d'intérêt, ce qui a pour effet continu d'orienter vers le bas les anticipations des consommateurs et donc une diminution de l'output gap (mécanisme de substitution intertemporelle). A noter également que ce ralentissement de l'activité économique réduira la pression sur les réserves de changes.

Par ailleurs, lorsque les réserves de change subissent un choc positif, le taux de change est soumis à une pression qui le tend à s'apprécier. Comme la Banque centrale est tenue, en vertu de la fixité du régime de change, de défendre la parité du dirham, le taux d'intérêt réagit à la baisse parallèlement à l'accroissement de la masse monétaire. Cette baisse du taux d'intérêt influe positivement sur le cycle économique ce qui se traduit par une hausse de l'inflation.

Il convient de noter, comme le montre la figure relative aux réponses impulsionnelles, la présence d'incertitudes importantes quant à la réaction de certaines variables tant en ce qui concerne la valeur initial du choc qu'au niveau de sa propagation au fil des trimestres.

Par ailleurs, parallèlement au modèle HNKM un BVAR-DSGE a été estimé avec quatre retards¹⁴ et un paramètre λ d'une valeur estimée¹⁵ proche de 0.7. La valeur de ce paramètre indique que le modèle DSGE-VAR est estimé en ayant recours à un échantillon artificiel supplémentaire, généré à partir du modèle

¹⁴Del Negro et al. (2004) considèrent que quatre retards sont suffisants pour une bonne approximation du modèle DSGE.

¹⁵La densité a priori de λ est une distribution uniforme comprise entre 0 et 5 (cf. annexe).

HNKM, d'une taille représentant 70% de l'échantillon des données (dont la taille $T = 72$). Sur un autre registre, il convient de noter que, mis à part, notamment, la réaction du TMP aux différents chocs présentant une plus grande persistance pour le DSGE-VAR, le signe et l'amplitude des réponses impulsionnelles du modèle HNKM et du BVAR-DSGE sont, globalement, assez similaires tant en ce qui concerne la dynamique des réactions que les délais de transmission des différents chocs. En ce qui concerne l'incertitude des estimations, les réactions du modèle DSGE-VAR sont moins précises et présentent plus d'incertitudes que celles du modèle DSGE. Cependant, les IRF du modèle HNKM sont pratiquement toujours dans les bandes de 95% fournies par le modèle DSGE-VAR.

La figure, ci-après, illustre les réponses impulsionnelles du HNKM (ligne en rouge) et celles du BVAR-DSGE (en bleu).

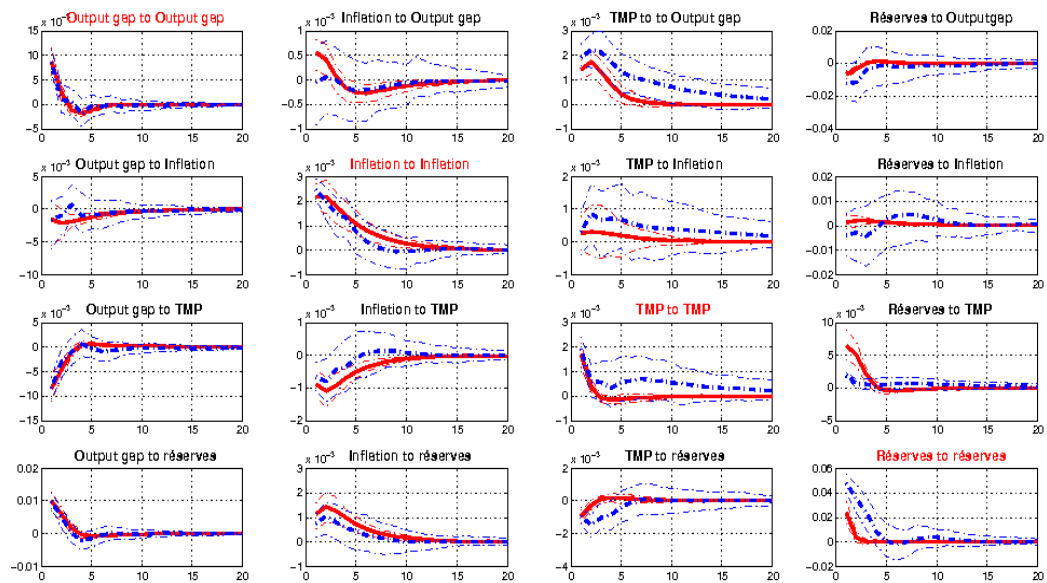


Figure 3: Fonctions de Réponses Impulsionnelles du HNKM et du BVAR-DSGE

3.3.3 Comparaison des prévisions out-of-sample

La qualité prévisionnelle des modèles DSGE est un sujet à discussion. Christoffel et al. (2010) soutiennent que "*les modèles DSGE doivent être pris au sérieux du point de vue des prévisions puisque le nombre d'études est encore assez limité et que les échantillons sur lesquels portent les prévisions ne couvrent pas des événements comme une récession profonde*". Ceci tient, selon les mêmes auteurs, au fait que les modèles DSGE, comme tout modèle macroéconomique, sont une simplification de la réalité économique et seront forcément mal spécifiés. Del Negro et al. (2007) notent, en revanche, que l'erreur de spécification des modèle DSGE n'est pas si élevée au point qu'elle empêche son utilisation, au moins dans l'analyse des politiques économiques. Notons également que les travaux de Smets et Wouters (2003) ont montré que la modélisation DSGE appliquée sur la zone euro a permis de bien retracer la dynamique historique des variables macroéconomiques avec un pouvoir prédictif rivalisant les modèles de type VAR et BVAR .

Wickens (2012) soutient pour sa part, en examinant la structure dynamique des modèles DSGE en période de crise et post-crise, que ceux-ci ne doivent pas être jugés à travers leur performance prédictive. C'est dire que les travaux portant sur la rivalité des modèle DSGE et leur pertinence pour le décideur économique continuent de faire le centre des débats entre les chercheurs de la macroéconomie. Tout récemment, Blanchard (2016) souligne que les modèles DSGE, malgré leur importance incontournable, renferment de sérieuses imperfections qui devront faire l'objet d'amélioration dans l'avenir de la macroéconomie.

Dans cette section, seront comparées les prévisions out-of-sample de l'inflation et de la croissance économique obtenues avec des modèles alternatifs en utilisant la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Ainsi pour un modèle i et un horizon h , le $RMSE(i, h)$ de la variable y_t est défini comme suit:

$$RMSE_{(i,h)} = \sqrt{\frac{1}{T_{\max} - T_{\min} + 1} \left(\sum_{t=T_{\min}}^{T_{\max}} (y_{t+h}^i - y_{t+h})^2 \right)}$$

où T_{\max} et T_{\min} représentent respectivement les périodes de début et de fin des prévisions. L'exercice de prévision commence à partir du premier trimestre de l'année 2012 jusqu'au quatrième de l'année 2016. Les modèles ont été estimés sur la période 1998q1-2011q4. Ensuite, à chaque étape de l'exercice de prévision, nous avons conduit, pour chaque modèle, une estimation récursive en ajoutant une observation à l'échantillon et en effectuant des prévisions out-of-sample jusqu'au 8 trimestres à venir. Les prévisions alternatives, servant comme éléments de comparaison, sont obtenues à partir des modèles VAR avec quatre retards estimé par OLS et BVAR avec quatre retards en utilisant les *prior* s de Minnesota¹⁶. Les différents résultats sont rapportés dans les tableaux ci-après. Chaque ligne indique la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour chacun des modèles analysés.

Concernant la croissance économique, les RMSEs des différents modèles pointent la difficulté de prévoir cette variable comparativement à l'inflation. Ce constat n'est d'ailleurs pas étrange. Wolters (2013), dans son papier dédié à l'évaluation des modèles DSGE, indique précisément que la croissance, en raison de son caractère persistant, est en général difficile à prévoir d'autant plus lorsqu'il s'agit d'un modèle de taille réduite (small scale model). Dans le contexte marocain, ceci revient, précisément, au caractère très erratique de la croissance au Maroc attribué essentiellement à la volatilité de l'activité agricole. Cette dernière pourrait d'être intégrée dans le modèle en décomposant le cycle réel en cycle agricole et non agricole. En effectuant une prévision conditionnellement aux hypothèses portant sur les perspectives d'évolution du cycle agricole, les prévisions de croissance peuvent être largement améliorées. L'examen des performances prédictives indique que le BVAR-DSGE dispose d'un très bon pouvoir prévisionnel en se basant sur l'information issue du HNKM. Ces deux modèles structurels arrivent à rivaliser les modèles statistiques: le BVAR et le VAR classique. Conformément à la littérature (Del Negro et Schorfheide, 2013), le modèle, associant à la fois les propriétés statistiques des VAR et la portée structurelle des DSGE, peut former

¹⁶D'autres spécifications avec des retards différents peuvent être également comparées (VAR(p), BVAR(p), p=1,2,...).

un dispositif de prévision mieux adapté pour le moyen terme.

Table 2. Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)- Croissance

Horizon	BVAR-DSGE	HNKM	BVAR	VAR	Obs ¹⁷ .
1	1.49	1.36	1.54	1.52	20
2	1.27	1.28	1.35	1.40	19
3	1.33	1.33	1.47	1.51	18
4	1.34	1.35	1.32	1.58	17
5	1.30	1.33	1.38	1.47	16
6	1.31	1.35	1.36	1.37	15
7	1.38	1.43	1.42	1.41	14
8	1.37	1.40	1.37	1.46	13

En ce qui concerne la prévision de l'inflation, le HNKM bénéficie, globalement, d'un pouvoir prédictif meilleur que le DSGE-VAR et rivalise le VAR classique au niveau du 1^{er}, du 6^{ème}, du 7^{ème} et du 8^{ème} trimestre. Dans l'ensemble, le modèle BVAR réalise, quant à lui, des performances majeures dans presque tous les trimestres (à l'exception du 2^{ème} et du 8^{ème}) comparativement aux modèles structurels: HNKM et DSGE-VAR. Ce dernier présente, par contre, des performances prévisionnelles améliorant celles du VAR classique au niveau du 6^{ème}, du 7^{ème} et du 8^{ème} trimestre.

Table 3. Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)-Inflation

¹⁷Cette colonne donne le nombre d'observations servant au calcul du RMSE.

Horizon	BVAR-DSGE	HNKM	BVAR	VAR	Obs.
1	1.00	0.55	0.77	0.64	20
2	1.16	0.77	0.67	0.72	19
3	1.09	0.86	0.75	0.69	18
4	1.05	0.92	0.76	0.64	17
5	0.98	0.91	0.77	0.77	16
6	0.87	0.82	0.74	0.95	15
7	0.79	0.73	0.73	0.97	14
8	0.78	0.73	0.76	0.98	13

En général, et à l’instar des travaux similaire, dont notamment Bekiros (2013), ayant comparé des performances d’un modèle DSGE à trois équations avec le DSGE-VAR et autres modèles statistiques, il ressort de notre évaluation que les modèles statistiques (BVAR et le VAR) procurent, globalement, de bonnes capacités prédictives. Néanmoins, le HNKM pourrait constituer une source d’information utile pour la spécification VAR de sorte à concurrencer le BVAR et le VAR classique. Si les modèles à trois équations (malgré leur caractère simple et réduit) sont utilisés davantage pour des fin d’analyse économique, l’incorporation de variables macroéconomiques et des rigidités supplémentaires est de nature à renforcer leur capacité prédictive comparativement aux différents modèles économétriques.

4 Conclusion

Les modèles d'équilibre général dynamique et stochastique (DSGE) ont connu un grand essor ces dernières années et ont fait preuve d'une grande capacité à retracer les épisodes historiques des économies et à prévoir les différents agrégats économiques. Aussi, l'intégration micro fondée, notamment, du marché du travail et du marché financier avec la prise en compte des anticipations rationnelles des agents, ont permis à ces modèles de surmonter un nombre important de critiques formulées à l'égard des modèles macro-économétriques.

Prenant appui sur cette approche, le présent travail a proposé un modèle néo-keynésien à trois équations pour l'économie marocaine. Dans ce cadre, une adaptation de la règle de politique monétaire a été suggérée. Plus exactement, la règle de Taylor a été augmentée des avoirs en devises en raison de leur importance stratégique dans le cadre d'un régime de change fixe avec des restrictions sur le compte capital. Les paramètres structurels du modèle ont été estimés en mobilisant l'approche bayésienne. De plus, s'inscrivant dans la perspective de validation, les fonctions de réactions des différentes variables ont été confrontées avec celles d'un VAR structurel en s'inspirant de la démarche de Del Negro et Schorfheide (2004). L'étude des performances prévisionnelles des différents modèles indique que le BVAR-DSGE et le HNKM présentent des avantages comparatifs mais sans dominer, en tous points, les modèles statistiques tels que le VAR classique et le VAR bayésien.

Les modèles développés, dans ce travail, permettent ainsi l'enrichissement du cadre analytique de la politique monétaire, notamment, dans la perspective d'adoption du ciblage d'inflation à un stade avancé du processus de flexibilisation du régime de change entamé en 2018. Dans ce nouveau régime, la prévision économique jouera un rôle stratégique dans la préparation des décisions monétaires ce qui exige des techniques de modélisation alignées sur les meilleures pratiques en la matière.

Enfin, ce travail peut être élargi, dans le futur, pour inclure d'autres dimensions importantes pour l'analyse, les prévisions et les simulations économiques.

Il s'agit notamment de développer dans le cadre du modèle HNKM les blocs: gouvernement et marché du travail qui sont aussi importants dans la conduite de la politique monétaire.

5 Références

1. Adjemian, S., M. D. Paries, and S. Moyen (2008). "Towards a Monetary Policy Evaluation Framework", European Central Bank, Working Paper Series, No 942.
2. Bekiros, S., D. et Paccagnini, A., (2013). "Bayesian Forecasting with a Factor-Augmented Vector Autoregressive DSGE model". The Rimini Centre for Economic Analysis Working Paper Series, No 22.
3. Beidas-Strom, S. et Poghosyan T. (2011). "An Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Jordanian Economy". IMF Working Paper, No 11/28.
4. Blanchard, O. (2016). "Do DSGE Models Have a Future?". Peterson Institute for International Economics. Policy Briefs, No PB16-11.
5. Christiano, L. J., Eichenbaum, M. et Evans, C., (2005). "Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy". Journal of Political Economy, Vol. 113, No 1, Pages 1-45.
6. Christiano, L., J., Trabandt, M. et Walentin, K., (2010). "DSGE Models for Monetary Policy Analysis". NBER Working Papers, No 16074.
7. Collard, F. et Fève, P. (2008). "Modèles VAR ou DSGE : que choisir ?". Economie & prévision. No 2, pages 183-184.
8. Christoffel, K., Coenen, G. et Warn, A., (2010). "Forecasting with DSGE models". European Central Bank Working Papers, No 1185.
9. Del Negro, M., et Schorfheide, F., (2004). "Priors from General Equilibrium Models for VARs". International Economic Review, Vol. 45, page 643-673.

10. Del Negro, M., Schorfheide, F., Smets, F. et Wouters, R., (2007). "On the Fit of néo Keynesian Models". *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 25, Pages 123-143.
11. Del Negro, M., et Schorfheide, F., (2013). "DSGE Model-Based Forecasting". *Handbook of Economic Forecasting*, Vol. 2, Part A, p.57 - 140.
12. Havránek, T., Rusnák, M., Sokolov, A., (2015). "Habit Formation in Consumption: A Meta-Analysis". CNB working paper series, No 3/2015.
13. Hofmann, B., Bogdanova, B., (2012). "Taylor rules and monetary policy: a global Great Deviation?". *BIS Quarterly Review*, september 2012.
14. Jovanovic, B. et Petreski, M., (2012). "Monetary policy in a small open economy with fixed exchange rate: The case of Macedonia". *Economic Systems*, Vol. 36, Pages 594-608.
15. Neri, S. et Secchi, A., (2005). "Bayesian forecasting models for the euro area". , Banca d'Italia Working Papers, mimeo.
16. Smets, F. et Wouters, R., (2002). "An Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Euro Area". *European Central Bank Working Papers*, No 171.
17. Wickens, M., R. (2012). "How Useful are DSGE Macroeconomic Models for Forecasting?". *CEPR Discussion Papers*.
18. Wolters, M. H., (2015). "Evaluating Point and Density Forecasts of DSGE Models". *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 30, Pages 74–96.

Annexe

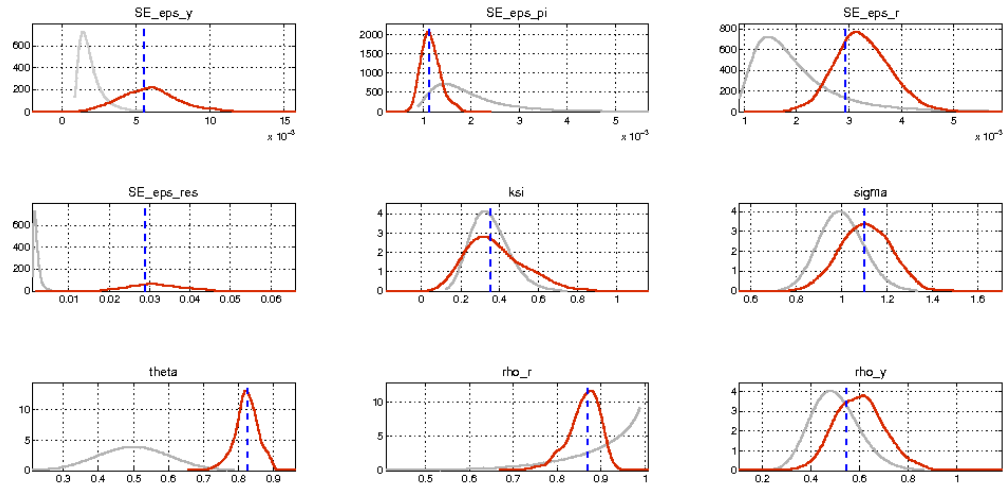


Figure 5. Priors et posteriors du modèle BVAR-DSGE (en rouge la densité a posteriori)

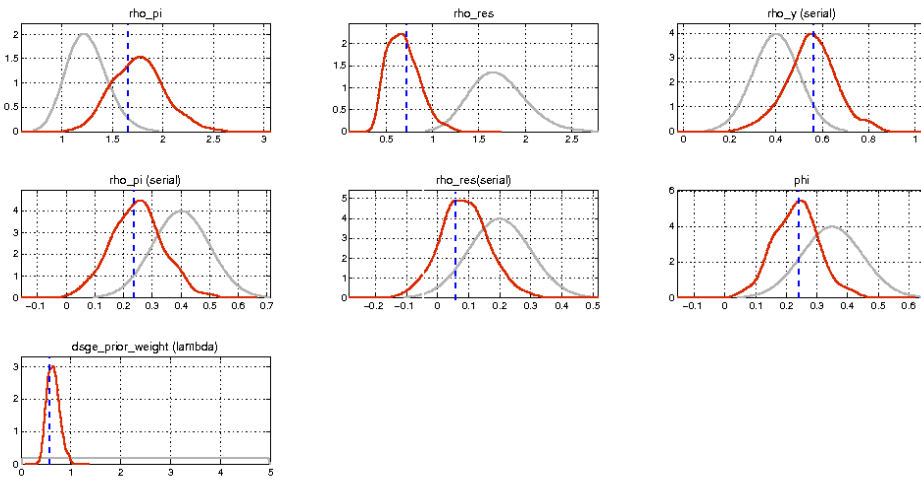


Figure 6. Priors et posteriors du modèle BVAR-DSGE (en rouge la densité a posteriori)

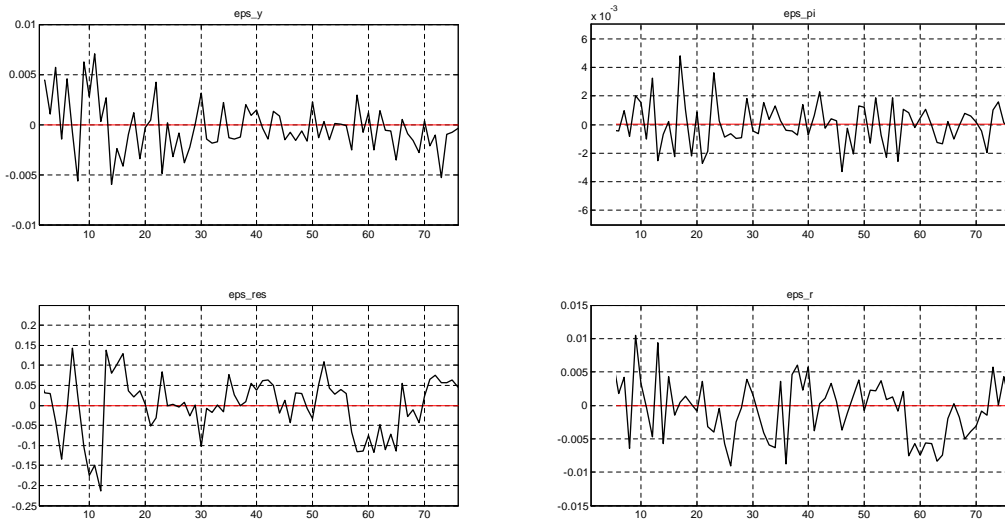


Figure 7. Résidus du Modèle HNKM

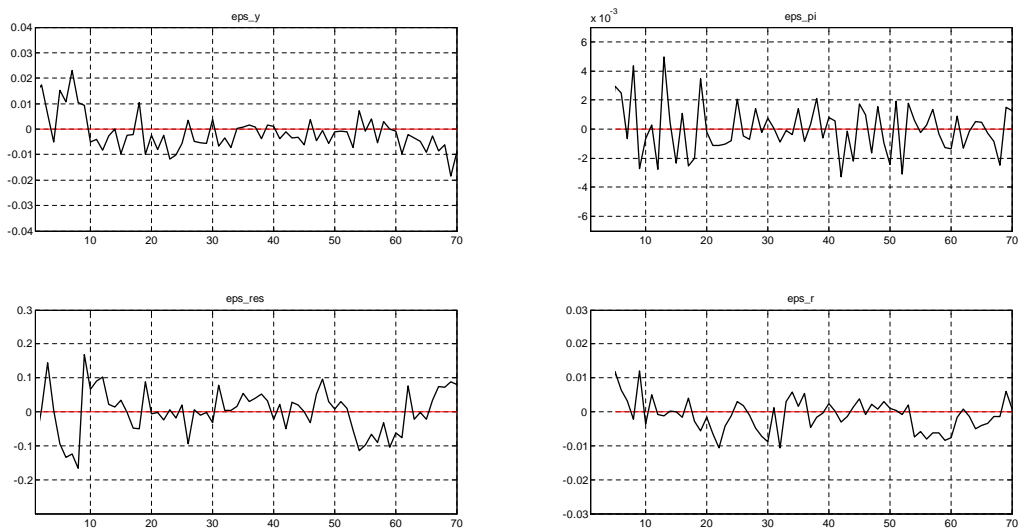


Figure 8. Résidus du Modèle BVAR-DSGE