

BEAC

Banque des Etats de
l'Afrique Centrale



BEAC Working Paper

- BWP N° 06/19 -

Prévisions à l'immédiat, à court terme et rétrospectives du PIB trimestriel camerounais : analyse par un modèle à facteurs dynamiques

BIKAI Jacques Landry

Docteur en sciences économiques

Direction des Etudes, de la Recherche et des
Statistiques

bikai@beac.int

Et

DE RESENDE Carlos

Economiste

Fonds Monétaire International

cderesende@imf.org

BANQUE DES ETATS DE
L'AFRIQUE CENTRALE

736, Avenue Monseigneur
Vogt BP:1917 Yaoundé
Cameroun

Tel : (237) 22234030 /
22234060

Fax : (237) 22233329

www.beac.int

Les opinions émises dans ce document de travail sont propres à leur (s) auteur (s) et ne représentent pas nécessairement la position de la Banque des Etats de l'Afrique Centrale.

The opinions expressed in this working paper are those of the author (s) and don't necessarily represent the views of the Central Bank of Central Africa States.

Prévisions à l'immédiat, à court terme et rétrospectives du PIB trimestriel Camerounais : analyse par un modèle à facteurs dynamiques

BIKAI J. Landry *, DE RESENDE Carlos **

Décembre 2019

Résumé

L'objectif de notre étude est de produire, à l'aide d'un modèle à facteur dynamique, des prévisions immédiates (trimestre en cours), à court terme (deux ou trois trimestres) et rétrospectives (antérieures à 1999) du PIB trimestriel camerounais. Les résultats obtenus sont globalement satisfaisants. Les erreurs de prévision de notre modèle sont inférieures à 1% de la vraie valeur du PIB publiée par l'Institut National de Statistique (INS) pendant au moins 4 trimestres. Plus spécifiquement, en utilisant notre modèle pour les prévisions immédiates et à court terme (4 trimestres) les valeurs obtenues s'écartent en moyenne de 0,62% de la vraie valeur. Pour les prévisions rétrospectives, l'écart est en moyenne de 0,61%. En fournissant des prévisions immédiates et à court terme du PIB, cela permet d'enrichir la batterie d'outils de prévision de la banque centrale à une fréquence infra annuelle utile pour la conduite de la politique monétaire et le modèle peut ainsi s'étendre aux autres pays de la CEMAC en cas de disponibilité de données. La reconstitution du PIB trimestriel à partir de 1994 permet de son côté d'alimenter les bases de données nécessaires pour la réalisation des travaux de recherche.

Mots-clés : Modèle à facteur dynamique, prévisions immédiates, produit intérieur brut, filtre de kalman..

Codes JEL : C53, E32, E37, R11.

Nowcasting, forecasting and backcasting of cameroonian quaterly GDP : a Dynamic Factor Model approach

Abstract

The objective of our study is to carry out, using a dynamic factor model, nowcasting, short-term forecasts and backcasting (prior to 1999) of Cameroonian quarterly GDP. The results obtained are generally satisfactory. The forecast errors in our model are less than 1% of the true value of GDP published by the national institute of statistics for at least 4 quarters. More specifically, using our model for short-term forecasts (4 quarters) the values obtained deviate on average by 0.62% from the true value. For retrospective forecasts, the difference is on average 0.61%. By providing immediate and short-term forecasts of GDP, this enriches the battery of central bank forecasting tools at an infra-annual frequency useful for the conduct of monetary policy and the model can thus be extended to other CEMAC countries in case of data availability. The reconstitution of quarterly GDP from 1994 makes it possible to supply the databases necessary for carrying out research work.

Keywords : Dynamic factor model, Nowcasting, Gross Domestic Product, kalman filter.

JEL Classification : C53, E32, E37, R11.

*. Docteur en économie et Cadre à la Direction de la Recherche de la Banque des Etats de l'Afrique Centrale (BEAC)

**.. Docteur en économie et Economiste principal au Fonds Monétaire International (FMI)

Les auteurs remercient les cadres de la BEAC pour leurs observations et commentaires.

Sommaire

Résumé non technique	3
Introduction	4
1 Littérature sur les modèles à facteur dynamique pour la prévision et la re- tropolation des données	5
2 Le modèle	6
2.1 Spécification	6
2.2 Données	7
3 Résultats	8
Conclusion	12
Bibliographie	13
Annexe	16

Résumé non technique

Une bonne orientation des politiques économiques, notamment de la politique monétaire, est généralement conditionnée par l'analyse des données historiques, futures et surtout immédiates des principales variables économiques à une fréquence infra annuelle.

L'une des limites de l'approche actuellement utilisée par la Banque des Etats de l'Afrique Centrale (BEAC) est qu'en raison de l'indisponibilité des comptes nationaux trimestriels dans tous les pays de la CEMAC, les décisions de politique monétaire qui se prennent quatre fois (minimum) au cours d'une année s'appuient sur des projections annuelles de certaines variables clés comme le PIB. Dans le même temps, il existe des variables macroéconomiques et financières disponibles à fréquences mensuelles et trimestrielles et qui pourraient aider à obtenir des projections infra annuelles du PIB.

Le Cameroun étant le seul pays produisant des comptes trimestriels à partir de 1999, l'objectif de cette étude est de produire, à l'aide d'un modèle à facteur dynamique utilisant des variables mensuelles et trimestrielles, des prévisions immédiates (trimestre en cours), à court terme (deux ou trois trimestres) et rétrospectives (antérieures à 1999) du PIB trimestriel camerounais. Notre échantillon couvre la période 1999-2017. Le modèle à facteur dynamique utilisé a l'avantage de pouvoir s'adapter aisément aux prévisions immédiates, futures et même rétrospectives. Ce type de modèle est utilisé pour résumer les informations contenues dans un grand nombre de variables économiques, à diverses fréquences, en un petit nombre de facteurs communs à l'ensemble des variables.

Les principaux résultats sont globalement satisfaisants. Plus spécifiquement, les prévisions immédiates et à court terme (4 trimestres) obtenues grâce à notre modèle s'écartent en moyenne de 0,62% de la vraie valeur publiée par l'INS du Cameroun. Pour les prévisions rétrospectives, étant donné que la série du PIB trimestriel de l'INS débute en 1999, nous avons pu reconstituer les données trimestrielles du PIB camerounais à partir de 1994. En effectuant la somme des PIB trimestriels obtenus pour chaque année à l'aide de notre modèle nous les comparons aux PIB annuels publiés par l'INS. Nous observons que les écarts entre les valeurs estimées et les vraies valeurs publiées par l'INS sont faibles. Dans l'ensemble, les prévisions rétrospectives ont tendance à surévaluer légèrement le PIB. L'écart est en moyenne de 0,61%.

Une telle étude a une triple contribution pour la banque centrale : (i) elle permet d'enrichir la batterie d'outils de prévision de cette dernière, (ii) elle fournit des prévisions immédiates et à court terme du PIB, utile pour la conduite de la politique monétaire à une fréquence infra annuelle, et (iii) elle permet de reconstituer les données antérieures du PIB trimestriel, utiles pour diverses autres études et analyses.

Introduction

L'orientation des politiques économiques, notamment de la politique monétaire, est généralement conditionnée par l'analyse des données historiques, futures et surtout immédiates des principales variables économiques. Il est donc important de disposer d'outils robustes permettant de prévoir à divers horizons et surtout à l'immédiat¹ des variables comme le PIB et l'inflation dont les chiffres officiels ne sont parfois disponibles qu'avec un certain délai.

Dans la Communauté Economique et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC), la politique monétaire est commune aux six Etats, et pour prendre des décisions, la Banque Centrale² s'appuie sur une batterie d'indicateurs domestiques et étrangers à diverses fréquences. Elle est donc amenée à faire des projections des variables qui ne sont pas encore officiellement disponibles. L'une des limites de l'approche actuellement utilisée est qu'en raison de l'indisponibilité des comptes nationaux dans tous les pays à une fréquence trimestrielle³, les décisions de politique monétaire qui se prennent quatre fois (minimum) au cours d'une année s'appuient sur des projections annuelles de certaines variables clés comme le PIB. Dans le même temps, il existe des variables macroéconomiques et financières disponibles à fréquences mensuelles et trimestrielles et qui pourraient aider à obtenir des projections infra annuelles du PIB.

Le Cameroun étant le seul pays actuellement qui publie des comptes nationaux trimestriels à partir du premier trimestre 1999, cet article a pour objectif d'exploiter les données mensuelles et trimestrielles de certaines variables économiques camerounaises, afin d'effectuer des prévisions immédiates, à court-moyen terme, et antérieures à l'année 1999 pour le PIB trimestriel du Cameroun. Cette approche pourra être étendue plus tard sur les autres pays de la sous-région lorsque leurs comptes nationaux trimestriels seront disponibles.

Pour atteindre notre objectif, nous faisons recours à un modèle à facteur dynamique, initialement développé par Geweke (1977), qui a l'avantage de pouvoir s'adapter aisément aux prévisions immédiates, futures et même rétrospectives. Ce type de modèle est utilisé pour résumer les informations contenues dans un grand nombre de variables économiques, à diverses fréquences, en un petit nombre de facteurs communs à l'ensemble des variables.

En effet, dans la littérature économique, les modèles à facteurs dynamique sont utilisés à diverses fins, notamment pour (i) des projections macroéconomiques immédiates et à court terme (Stock et Watson, 2002; Marcellino et al., 2003; Giannone, Reichlin et Small, 2008; Bai et Ng, 2008; Chernis et Sekkel, 2017; Hakk KIM et Swanson, 2018), (ii) le suivi de conjoncture économique, notamment l'analyse du climat des affaires et le suivi d'un indice d'activité (Doz et Lengart, 1999, Clavel et Minodier, 2009; Stock et Watson, 1999; Altissimo et al., 2001), (iii) analyse d'impact des chocs de politique monétaires avec des FAVAR (Bernanke, Boivin et Elias, 2005; Stock et Watson, 2005), (iv) simulations des valeurs antérieures des variables (Hakk KIM et Swanson, 2018), etc.

La popularité des modèles à facteurs dynamiques est de plus en plus grande au sein des banques centrales pour la mise à jour régulière des projections immédiates et à court terme du PIB notamment : la banque d'Angleterre (Anesti et al, 2018), la banque du Canada (Chernis

1. Les prévisions immédiates (nowcasting) consistent par exemple à faire la projection d'une variable comme le PIB au trimestre courant mais en utilisant des données d'autres variables déjà disponibles à une fréquence mensuelle, voir trimestrielle.

2. Banque des Etats de l'Afrique Centrale (BEAC)

3. Au stade actuel, seul le Cameroun produit des comptes nationaux trimestriels.

et Sekkel, 2017), la banque de Suède (Andersson et Reijer, 2015), la réserve fédérale de New-York (Kliesen et McCracken, 2016), la banque centrale européenne (Banbura et al, 2013), la banque centrale de Russie (Porshakov et al., 2015), la banque centrale du Rwanda (Karangwa et Mwenese, 2015), la banque centrale du Nigéria (Mordi et al., 2015). La particularité de notre modèle à facteur dynamique est que nous y incorporons des variables à diverses fréquences (mensuelles et trimestrielles). Cette approche nous permet de capturer des informations à partir d'indicateurs à haute fréquence (mensuelle) et déjà disponibles au cours d'un trimestre afin de prévoir le PIB trimestriel courant et à court terme.

Une telle étude a une triple contribution pour la banque centrale : (i) elle permet d'enrichir la batterie d'outils de prévision de cette dernière, (ii) elle fournit des prévisions immédiates et à court terme du PIB, utile pour la conduite de la politique monétaire à une fréquence infra annuelle, et (iii) elle permet de reconstituer les données antérieures du PIB trimestriel, utiles pour diverses autres études et analyses. Dans la suite de l'article, nous allons tout d'abord présenter une brève revue de littérature sur les modèles à facteurs dynamiques et leur utilité, ensuite nous présenterons le modèle retenu ainsi que le traitement des variables à divers fréquences, et enfin nous exposerons les résultats de notre étude.

1 Littérature sur les modèles à facteur dynamique pour la prévision et la retropolation des données

La disponibilité de multitudes données économiques et financières ces dernières années a amené les prévisionnistes à se focaliser davantage sur des modèles capables d'exploiter des corrélations d'une pléthore de variables afin de résumer tout leur contenu informationnel en un faible nombre de facteurs communs (Barhoumi et al. 2017⁴). Les modèles à facteurs dynamiques font donc partie de cette catégorie et ont été développés initialement par Geweke (1977). Ils ont eu un regain d'intérêt depuis les travaux de Stock et Watson (2002) et sont utilisées à diverses fins notamment, pour l'analyse macroéconomique et les prévisions. Nous nous limiterons ici à l'usage de ces modèles pour les prévisions du PIB.

Les modèles à facteurs dynamiques sont aujourd'hui très populaires dans les banques centrales pour les projections immédiates, à court terme et rétrospectives des principales variables macroéconomiques. Les modèles à facteurs dynamiques développés dans la littérature pour les prévisions du PIB utilisent généralement soit un nombre important de variables issues du secteur réel, du secteur monétaire et financier, du secteur public et du secteur extérieur, soit alors un nombre limité de variables.

Les premiers modèles à facteurs dynamique pour la prévision immédiate faisaient recours à un grand nombre de variables macroéconomiques. L'une des premières études à utiliser les modèles à facteur dynamique pour les prévisions immédiates est celle de Giannone et al (2008). Ces auteurs font usage d'environ 200 variables macroéconomiques comprenant le secteur réel, les variables financières, les prix, les salaires, les agrégats monétaires et de crédit et divers indicateurs conjoncturels pour prévoir à l'immédiat le PIB trimestriel. Les données utilisées sur diverses fréquences vont de janvier 1982 à mars 2005. Les auteurs parviennent à montrer que la variété d'informations utilisées à diverses fréquences, de l'ensemble des variables retenues permettent d'obtenir de très bonne prévisions immédiates du PIB réel américain. Plusieurs études ont alors

4. 10ème chapitre du Handbook on rapid Estimates

montré la supériorité des modèles à facteurs dynamique pour les prévisions en utilisant un large éventail de variables (Stock et Watson, 2002a, 2006 ; D’Argostino et Giannone, 2007 ; Forni et al., 2005, Jansen et al., 2016).

Utiliser un grand nombre de variables n’est cependant pas toujours nécessaire pour obtenir des prévisions satisfaisantes. Boivin et Ng (2006) indiquent à ce titre les conditions pour lesquelles l’accroissement de la base de données utilisées peut aboutir à des prévisions imprécises. Une vague d’analyses va donc naître sur la nécessité de l’usage des grandes bases de données dans des modèles à facteurs dynamiques (Schumacher et Dreger, 2004 ; Schumacher, 2007 ; Banerjee et al., 2005). Plus spécifiquement, Barhoumi et al. (2010) appliquent ces modèles à facteurs dynamiques pour la prévision du PIB français en utilisant un ensemble de variables mensuelles clés. Ils démontrent que, les modèles à facteurs dynamique complexes et contenant un grand nombre de variables ne sont pas nécessairement préférables aux modèles statiques avec un faible nombre de variables surtout en ce qui concerne les prévisions immédiates.

Outre leur efficacité dans les prévisions immédiates et à court terme, les modèles à facteur dynamiques sont également utilisés pour des projections rétrospectives. En comparant douze modèles statistiques à un modèle à facteur dynamique, Jansen et al. (2016) estiment à ce titre que ce type de modèle a de meilleures performances pour la prévision immédiate et rétrospective. Leur analyse est basée sur la prévision du PIB dans la zone euro et de cinq pays (France, Allemagne, Italie, Espagne et Hollande) sur la période 1996-2011.

Très peu d’études ont été menées dans les pays en développement et particulièrement les pays africains où l’appareil statistique est généralement pauvre en données fiables. Pour ce type de pays, l’inexistence de grandes bases de données, la faible profondeur des marchés financiers et la transformation limitée des structures productives amènent généralement à se focaliser sur des modèles à facteur dynamique contenant peu de variables. Dans l’ensemble, même avec un faible nombre de variables macroéconomiques, les modèles à facteur dynamique ont généralement des prévisions satisfaisantes pour le PIB à l’immédiat et à court terme. Des analyses ont ainsi été menées dans ce sens pour le Nigéria (Mordi et al., 2015), l’Afrique du Sud (Kabundi et al., 2016), le Rwanda (Karangwa et Mwenese, 2015).

2 Le modèle

2.1 Spécification

Le modèle à facteur dynamique utilisé pour les prévisions immédiates et rétrospectives du PIB trimestriel camerounais prend la forme suivante :

$$Y_t = \Lambda F_t + \epsilon_t \tag{1}$$

$$F_t = A_1 F_{t-1} + \dots + A_p F_{t-p} + u_t \tag{2}$$

$$\epsilon_t = B_1 \epsilon_{t-1} + \dots + B_q \epsilon_{t-q} + \theta_t \tag{3}$$

Où $Y_t = [Y_{1t}, \dots, Y_{nt}]'$ est un vecteur $n \times 1$ de variables observables stationnaires, $F_t = [F_{1t}, \dots, F_{nt}]'$ et $\epsilon_t = [\epsilon_{1t}, \dots, \epsilon_{nt}]'$ sont des vecteurs $n \times 1$ contenant des variables inobservables

de Y_t . Le premier bloc de vecteur recueille des facteurs communs qui influencent la dynamique de chaque série dans Y_t , tandis que le deuxième bloc est constitué de termes idiosyncratiques ou perturbations; Λ est une matrice de coefficient (« dynamic loading factors ») liant les facteurs inobservables aux variables observables; les matrices A_i et B_i contiennent des coefficients des processus autoregressifs F_t et ϵ_t respectivement.

Les perturbations idiosyncratiques contenues dans ϵ_t peuvent être autocorrélées selon la relation (3), par ailleurs, F_t et ϵ_t sont supposés non corrélés pour tout décalage⁵ :

$$E(\epsilon_{is}, \epsilon_{jt}) = 0, \text{ pour tout } s, t, \text{ et tout } i, j \in [1, \dots, n], i \neq j \quad (4)$$

Notre modèle à facteur dynamique à n variables est caractérisé par (i) $n \in [3, 4, 5]$, (ii) un seul⁶ facteur commun inobservable, et (iii) un processus autoregressif d'ordre un pour tout facteur commun et idiosyncratic. De sorte que :

$$Y_t = \Lambda F_t + \epsilon_t \quad (5)$$

$$F_t = A F_t + u_t \quad (6)$$

$$\epsilon_t = B \epsilon_{t-1} + \theta_t \quad (7)$$

Les coefficients inconnus du modèle donnés par les équations (6) – (8), c'est-à-dire, A, B , et les variances de u_t et θ_t en plus des facteurs inobservables F_t et ϵ_t , peuvent être estimés par la technique du maximum de vraisemblance gaussien à l'aide du filtre de Kalman (Engle et Watson, 1981; Sargent, 1989, et Quah et Sargent, 1993). Une fois ces paramètres estimés, le modèle peut être simulé pour générer des prévisions rétrospectives (valeur antérieures à 1999), des prévisions immédiates (nowcasting), et des projections à court terme des taux de croissance mensuels du PIB qui pourront par la suite être transformées en fréquence trimestrielle.

2.2 Données

Les séries de données considérées dans cette étude et contenues dans le vecteur Y_t sont des taux de croissance : du Pib réel, de la masse monétaire (M2), des crédits à l'économie (CE), prix mondiaux du cours du pétrole (OP), les réserves de change(Res), les exportations (EX) et importations (IM) mesurées en monnaie monnaie locale. Seules la masse monétaire et les crédits à l'économie sont disponibles mensuellement. Les autres séries sont disponibles à la même fréquence que le PIB (trimestrielle), et peuvent aider à la prévision immédiate du PIB car elles sont généralement disponibles avec un délai plus court que le PIB ne l'est.

Les données en niveau utilisées pour déterminer les taux de croissance des séries, excepté les cours du pétrole, sont mesurées en monnaie locale et déflatées par l'indice des prix à la

5. A contrario, Chamberlain et Rothschild (1983) définissent un modèle à facteur dynamique approximatif lorsque cette forte hypothèse d'absence d'autocorrélation est relâchée pour permettre une corrélation limitée entre les termes idiosyncratiques pour différents indices i et j . Les implications techniques de ces hypothèses sont développées dans Stock et Watson (2004).

6. Pour un faible nombre de variables ($n < 7$) un seul facteur commun peut résumer l'information contenue dans les variables (Barhoumi et al 2017)

consommation et couvrent différentes sous-périodes partant de 1992M1 à 2017M9. Les taux de croissance des séries mensuelles et trimestrielles sont calculés sur douze mois et quatre trimestres respectivement, on leur retranche par la suite leur moyenne. Les taux de croissance trimestriels sont répétés pour chaque mois du trimestre correspondant ⁷.

Les données mensuelles de la monnaie et des crédits sur la période 1993M12-2017M9 et trimestrielles des réserves, exportations et importations pour 1999Q1-2014Q4 proviennent de la BEAC, tandis que les prix du pétrole proviennent de la base de données de la Réserve fédérale de St. Louis ; Les données trimestrielles du PIB réel quant à elles proviennent de l’Institut National de Statistique (INS) et couvrent la période 2000Q1-2016Q4. Le tableau 1 ci-dessous présente les données utilisées dans l’estimation :

Tableau 1 – Description des données

Séries	Fréquences	échantillon	Source
PIB réel	Trimestrielle	2000Q1-2016Q4	INS
Prix du pétrole (OP)	Trimestrielle	1994Q1-2017Q2	St. Louis FED
Réserves de change (Res)	Trimestrielle	2000Q2-2016Q4	BEAC
Exportations (EX)	Trimestrielle	1999Q1-2016Q4	BEAC
Importations (IM)	Trimestrielle	1999Q1-2016Q4	BEAC
Masse monétaire (M2)	Mensuelle	1993M12-2017M9	BEAC
Crédits à l’économie (CE)	Mensuelle	1993M12-2017M9	BEAC

3 Résultats

L’estimation de notre modèle avec les différentes séries nous a permis d’observer que le choix des variables est primordial pour la prévision du PIB (cf graphiques en Annexe).

Etant donné que nous souhaitons également reconstituer la série du PIB trimestriel jusqu’en 1994 au moins, notre choix a été porté sur les variables ayant une profondeur historique jusqu’en 1994. Le modèle retenu a donc combiné les variables M2, CE à une fréquence mensuelle et la variable OP à une fréquence trimestrielle. Vu que le prix du pétrole ne peut être considéré comme variable endogène dans un tel modèle, en raison de la faible influence du Cameroun sur l’économie mondiale, nous avons intégré le prix du pétrole comme variable exogène. Après l’estimation des deux types de modèles, le tableau 2, ci-dessous, nous a permis de sélectionner le modèle avec trois variables (PIB, M2, CE) :

7. Cette transformation est conforme à l’approche suggérée par Mariano et Murasawa (2003).

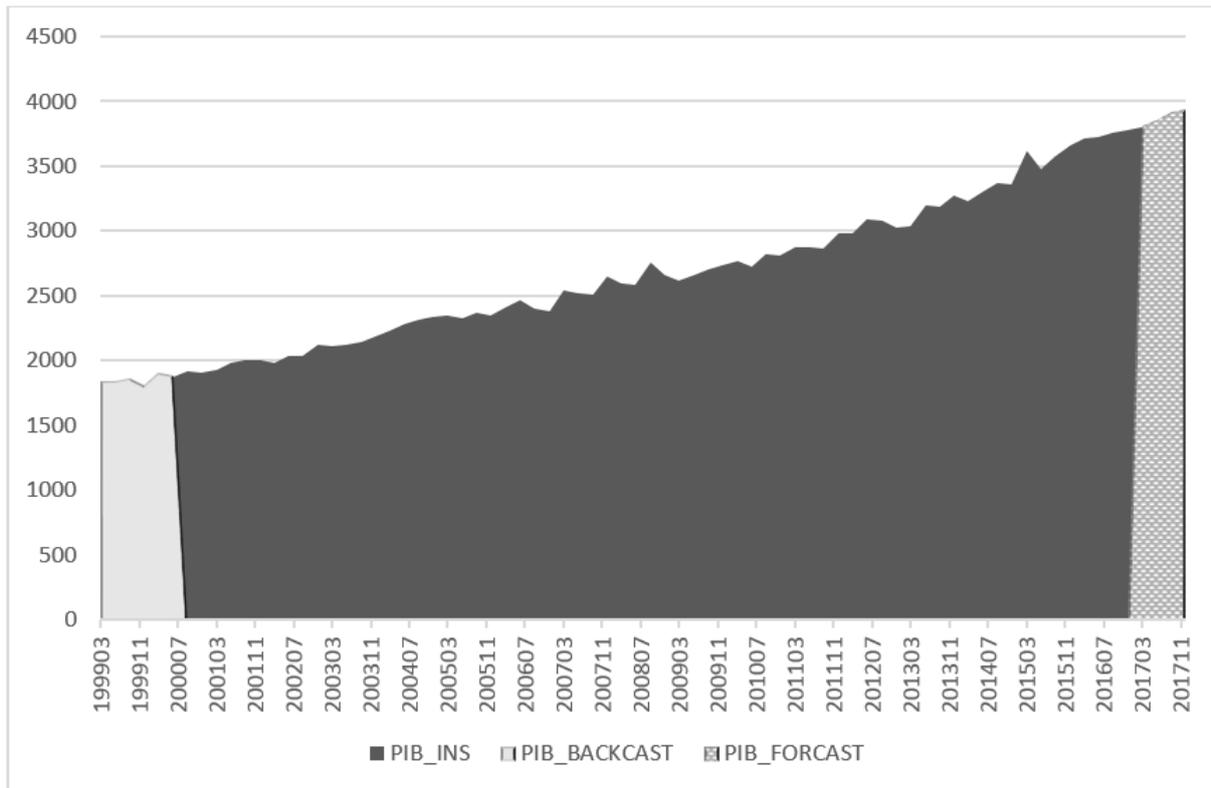
Tableau 2 – Choix du modèle à facteur dynamique

Modèles	RMSE Facteur	RMSE PIB	RMSE M2	RMSE CE	RMSE OP	RMSE*
PIB, M2, CE	5,79826	0.024999	0.000738	0.063657		1,47
PIB, M2, CE, OP	2.389292	0.008850	1.944344	0.132161	5.889906	2,07

Note : *Moyenne

L'estimation du modèle à facteur dynamique contenant uniquement le PIB la masse monétaire et les crédits nous a donné des prévisions satisfaisantes du PIB trimestriel camerounais. Le graphique 1 ci-dessous permet d'observer que la tendance du PIB hors échantillon a été maintenue. En d'autres termes, en utilisant les données mensuelles de la masse monétaire et du crédit sur la période 1999-2017 et celles du PIB de l'INS de 2000 à 2016, on observe que les quatre trimestres de 1999 obtenus avec les projections rétrospectives et les quatre autres de 2017 obtenus avec les projections futures, sont très proches des données publiées par l'INS du Cameroun (Tableau 3).

Graphique 1 – Prévisions trimestrielles futures et rétrospectives hors échantillon



Spécifiquement, les erreurs de prévision de notre modèle sont inférieures à 1 % de la vraie valeur du PIB publiée par l'INS pendant au moins 4 trimestres. Plus spécifiquement, en utilisant notre modèle pour les prévisions à court terme (4 trimestres de 2017) les valeurs obtenues s'écartent en moyenne de 0,62 % de la vraie valeur. Pour les prévisions rétrospectives l'écart est en moyenne de 0,61 %.

Tableau 3 – Ecart de prévisions futures et rétrospectives

Date	PIB_INS	FORCAST	Ecart	Date	PIB_INS	BACKCAST	Ecart
201603	3728,09	3719,15	0,24%	199903	1827,79	1838,39	-0,58%
201606	3760,65	3756,16	0,12%	199906	1857,81	1868,88	-0,59%
201609	3778,5	3776,49	0,05%	199909	1797,67	1810,13	-0,69%
201612	3797,51	3796,62	0,02%	199912	1892,13	1902,8	-0,56%
201703	3885,22	3848,35	0,96%	200003	1874,01	1887,62	-0,72%
201706	3911,26	3905,3	0,15%	200006	1920,34	1930,85	-0,54%
201709	3921,14	3930,24	-0,23%	200009	1911,35	1921,28	-0,52%
201712	3907,1	3951,7	-1,13%	200012	1931,77	1944,76	-0,67%

Nous avons pu reconstituer les données trimestrielles du PIB camerounais à partir de 1994. Etant donné que la série du PIB trimestriel de l'INS débute en 1999, nous avons fait la somme des PIB trimestriels obtenus pour chaque année à l'aide de notre modèle afin de les comparer aux PIB annuels publiés par l'INS. Nous observons dans le Graphique 2 ci-dessous que les écarts entre les valeurs estimées et les vraies valeurs sont faibles. Dans l'ensemble, les prévisions rétrospectives ont tendance à surévaluer légèrement le PIB.

Graphique 2 – Prévisions futures et rétrospectives du PIB annuel

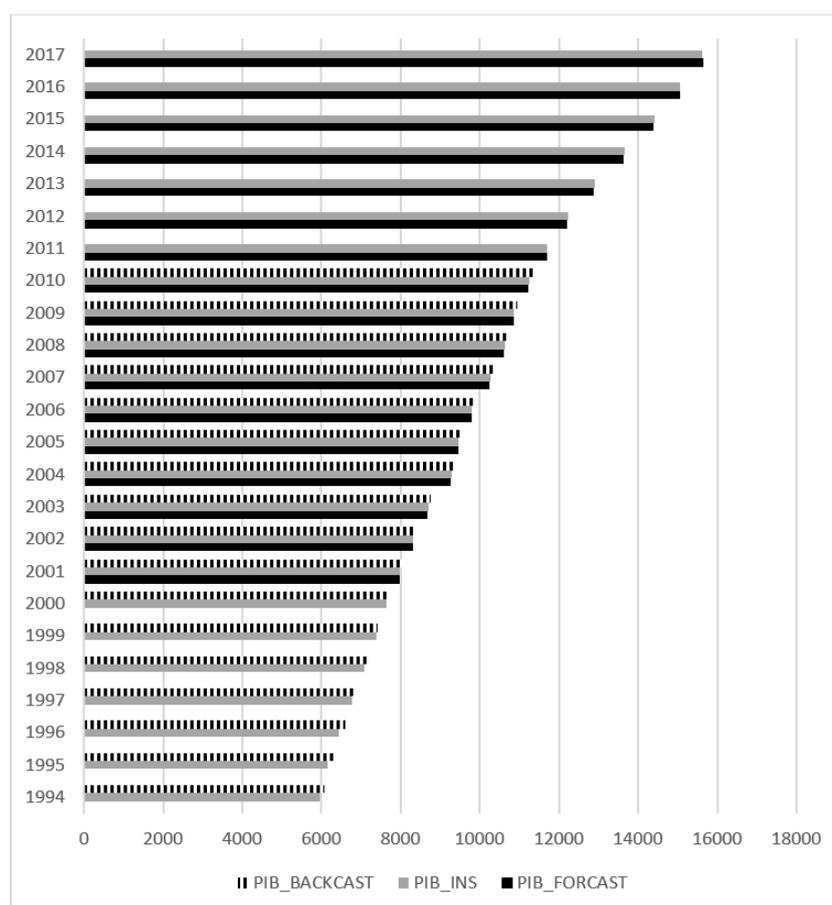


Tableau 4 – Ecart de prévision par rapport au PIB de l'INS

	PIB INS	PIB FORCAST	PIB BACKCAST	Ecart PIB F.	Ecart PIB B.
1994	5955,4		6081,9		2,12%
1995	6162		6334,1		2,79%
1996	6430,8		6595,6		2,56%
1997	6767,2		6866,3		1,46%
1998	7071,9		7153,8		1,16%
1999	7375,4		7420,2		0,61%
2000	7637,5		7684,5		0,62%
2001	7971,1	7963,4	8025,9	-0,10%	0,69%
2002	8308,8	8300,3	8367,4	-0,10%	0,71%
2003	8688,3	8679,4	8746	-0,10%	0,66%
2004	9277,5	9257,8	9324,9	-0,21%	0,51%
2005	9464,9	9462,8	9520,1	-0,02%	0,58%
2006	9792,2	9784,3	9854,1	-0,08%	0,63%
2007	10272,2	10254,8	10335,8	-0,17%	0,62%
2008	10630,6	10617,4	10705,8	-0,12%	0,71%
2009	10864,3	10857,6	10953	-0,06%	0,82%
2010	11236,2	11229,5	11333,4	-0,06%	0,86%
2011	11700,1	11689		-0,10%	
2012	12231,7	12215,3		-0,13%	
2013	12892,7	12873,2		-0,15%	
2014	13651,4	13622,2		-0,21%	
2015	14422,9	14398,9		-0,17%	
2016	15064,8	15048,4		-0,11%	
2017	15629	15635,6		0,04%	

Note : Ecart PIB F= Différence entre le PIB publié par l'INS et les prévisions futures du modèle à facteur dynamique. Ecart PIB B= Différence entre le PIB publié par l'INS et les prévisions rétrospectives du modèle à facteur dynamique.

L'usage de notre modèle à facteur dynamique apparaît donc intéressant pour la conduite de la politique monétaire. Les décisions de politique monétaire se prennent au moins 4 fois par an et généralement la Banque centrale s'appuie sur les valeurs annuelles du PIB des pays de la CEMAC. L'extension de notre approche aux autres pays permettra à la Banque centrale d'avoir des informations trimestrielles plus adéquates pour la prise de décision.

En effet, lorsque les décisions de politique monétaire sont basées sur des projections annuelles, les variations trimestrielles sont lissées et il devient difficile d'isoler le niveau d'activité et même l'impact de la politique monétaire à chaque trimestre. La réforme de la politique monétaire en cours vise entre autres, une migration vers des analyses infrannuelles. Cette étude permettra assurément de renforcer la batterie d'outils à la disposition de la banque centrale à cette fin.

Conclusion

L'objectif de notre étude était de produire, à l'aide d'un modèle à facteur dynamique, des prévisions immédiates, à court terme et rétrospectives du PIB trimestriel camerounais. Nos principaux résultats montrent clairement que les écarts de prévisions par rapport aux PIB publiés par l'INS sont très faibles.

Le modèle conçu à cet effet peut ainsi permettre d'enrichir la batterie d'outils de prévision de la banque centrale. En fournissant des prévisions immédiates et à court terme du PIB, cela permettra à la banque centrale d'enrichir sa batterie d'indicateurs à une fréquence infra annuelle utiles pour la conduite de la politique monétaire. La reconstitution du PIB trimestriel à partir de 1994 permet de son côté d'alimenter les bases de données nécessaires pour la réalisation des travaux de recherche.

Une telle étude peut cependant évoluer car à ce stade, les données utilisées proviennent uniquement du secteur monétaire. Il serait utile ultérieurement d'évaluer les performances du modèle en y rajoutant des séries issues d'autres secteurs.

Bibliographie

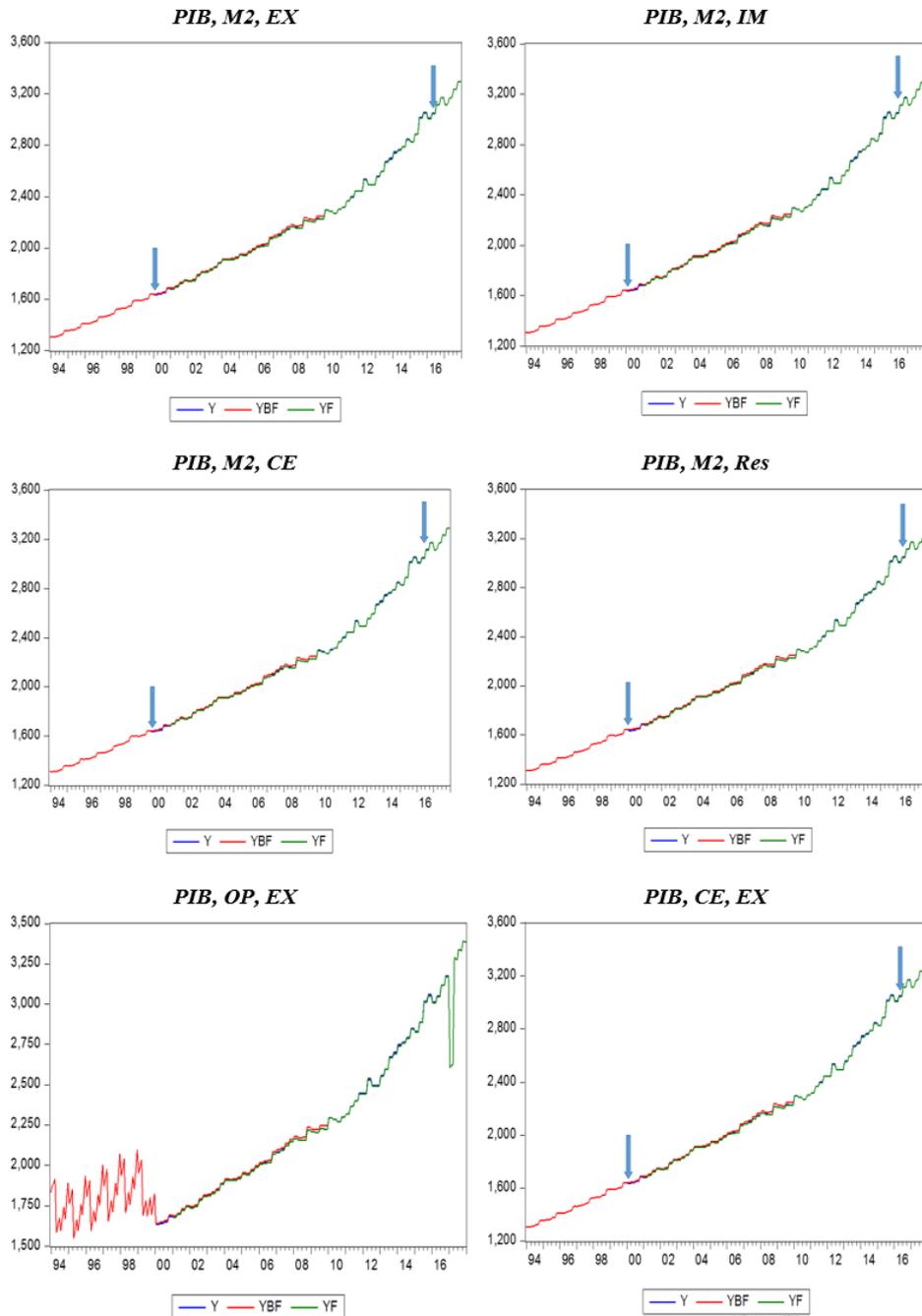
- [1] Altissimo, F., Cristadoro, R., Forni, M., Lippi, M., and Veronese, G. (2001) : « New eurocoin : Tracking economic growth in real time ». *The Review of Economic and Statistics*, 92(4) :1024-1034.
- [2] Andersson, M. K. and Ard H.J. den Reijer (2015) : « Nowcasting », *Sveriges Riksbank Economic Review*, No. 1, pp. 73-86.
- [3] Anesti N. Galvão A. B. and Miranda-Agrippino S. (2018) : «Uncertain Kingdom : Nowcasting GDP and its Revisions», *Bank of England Working Paper No. 764*.
- [4] Bai, J. and Ng, S. (2002) : «Determining the number of factors in approximate factor models», *Econometrica*, 70(1) :191-221.
- [5] Bai, J. and Ng, S. (2008) : «Forecasting economic time series using targeted predictors», *Journal of Econometrics*, 146(2) :304-317.
- [6] Bańbura M., Giannone D., Modugno M. and Reichlin L. (2013) : «Now-casting and the real-time data flow», *Working Paper SerieS N° 1564 / july 2013*.
- [7] Barhoumi K., O. Darne, and L. Ferrara ´ (2010) : «Are disaggregate data useful for factor analysis in forecasting French GDP ?», *Journal of Forecasting*, 29, 132-144.
- [8] Barhoumi K., Darné O. and Ferrara L. (2017) : «Dynamic Factor Models : A Review of the Literature», in *Handbook of Rapid Estimates*, pp. 289-320.
- [9] Banerjee A., Marcellino M. and Masten I. (2005) : «Leading indicators for euro-area inflation and GDP growth», *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 67, 785-814.
- [10] Bernanke Ben S., Boivin J. and Elias P. (2005) : «Measuring the Effects of Monetary Policy : A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach», *The Quarterly Journal of Economics*, Volume 120, Issue 1, February 2005, Pages 387-422.
- [11] Boivin, J. and Ng S. (2006) : «Are more data always better for factor analysis?», *Journal of Econometrics*, 132, 169-194.
- [12] Chamberlain Gary and Rothschild M. (1983) : «Arbitrage and mean variance analysis on large asset markets», *Econometrica* 51, 1281-1304.
- [13] Chernis, T. and Sekkel, R. (2017) : «A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP growth», *Bank of Canada Staff Working Paper*, No. 2017-2.
- [14] Clavel L. and Minodier C. (2009) : «A Monthly Indicator of the French Business Climate», *Document de travail INSEE G2009/02*.
- [15] D’Agostino A. and Giannone D. (2007) : «Comparing alternative predictors based on large-panel factor models», *CEPR Discussion Paper No 6564*.
- [16] Doz, C., and Lenglart, F. (1999) : « Analyse factorielle dynamique : Test du nombre de facteurs, estimation et application à l’enquête de conjoncture dans l’industrie ». *Annales D’Économie Et De Statistique*, (54), 91-127.

- [17] Engle R. F. and Watson M. W. (1981) : «A One-Factor Multivariate Time Series Model of Metropolitan Wage Rates,» *Journal of the American Statistical Association*, 76, 376, 774-781.
- [18] Forni M., Hallin M., Lippi M and Reichlin L. (2005) : «The Generalized Dynamic Factor Model : identification and estimation», *Review of Economics and Statistics*, 82, 540-554.
- [19] Geweke, J. F. (1977) : «The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series Models,» in *Latent Variables in Socioeconomic Models*, ed. by D. Aigner, and A. Goldberger, pp. 365-383. North-Holland.
- [20] Giannone, D., Reichlin, L., and Small, D. (2008) : «Nowcasting gdp and inflation : The real time information content of macroeconomic data releases», *Journal of Monetary Economics*, 55 :665-676.
- [21] Hakk KIM and Swanson, N. (2018) : «Methods for backcasting, nowcasting and forecasting using factor-MIDAS : With an application to Korean GDP», *Journal of Forecasting* 37, 281-302.
- [22] Jansen W., Xiaowen Jin and Jasper M. de Winter (2016) : «Forecasting and nowcasting real GDP : Comparing statistical models and subjective forecasts», *International Journal of Forecasting*, Volume 32, Issue 2, Pages 411-436.
- [23] Kabundi A., Nel E. and Ruch F. (2016) : «Nowcasting Real GDP growth in South Africa South African», *Reserve Bank Working Paper Series WP/16/01*.
- [24] Karangwa M. and Mwenese B. (2015) : «Modeling GDP in Rwanda : the dynamic factors model (DFM) nowcasting methodology», *BNR Economic Review* Vol. 7, pp. 131-144.
- [25] Kliesen S. P., and McCracken M. W. (1996) : «A Macroeconomic News Index for Constructing Nowcasts of U.S. Real Gross Domestic Product Growth», *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, Fourth Quarter 2016, 98(4), pp. 277-96.
- [26] Marcellino, M., J. H. Stock, and M. W. Watson (2003) : «Macroeconomic forecasting in the Euro area : Country specific versus area-wide information,» *European Economic Review*, 47(1), 1- 18.
- [27] Mariano, R., and Y. Murasawa (2003) : «A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series,» *Journal of Applied Econometrics*, 18, 427- 443.
- [28] Mordi and al. (2015) : «Forecasting Nigeria GDP Growth Rate Using A Dynamic Factor Model in A State Space Framework», *Central Bank of Nigeria paper*, ISBN - 978-978-951-926-2.
- [29] Porshakov A., Deryugina E., Ponomarenko A. and Sinyakov A. (2015) : «The short-term estimation and forecasting Russia's GDP using dynamic factor model», *The Bank of Russia series of reports on economic research* No. 2.
- [30] Quah D. and Sargent T.J. (1993) : «A Dynamic Index Model for Large Cross Sections,» in J.H. Stock and M.W. Watson (eds.), *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, 285-310. Chicago : University of Chicago Press for NBER.

- [31] Sargent T.J. (1989) : «Two Models of Measurements and the Investment Accelerator,»
Journal of Political Economy, 97, 251-287.
- [32] Schumacher C. (2007) : «Forecasting German GDP using alternative factor models
based on large datasets», Journal of Forecasting, 26, 271- 302.
- [33] Schumacher C. and Dreger C. (2004) : «Estimating large-scale factor models for econo-
mic activity in Germany : do they outperform simpler models?», Jahrbucher für National
ökonomie und Statistik, 224, 731- 750.
- [34] Stock, J. H. and Watson, M. W. (1999) : «Forecasting Inflation», Journal of Monetary
Economics, 44, 293-335
- [35] Stock, J. H. and Watson, M. W. (2002) : «Forecasting using principal components
from a large number of predictors», Journal of the American Statistical Association,
97 :1167-1179.
- [36] Stock, J.H., Watson, M.W. (2004) : «Combination Forecasts of Output Growth in a
Seven-Country Data Set», Journal of Forecasting 23, 405-430.
- [37] Stock, J.H., Watson, M.W. (2005) : «Understanding changes in international business
cycle dynamics», Journal of the European Economic Association 3, 968-1006.
- [38] Stock, J.H., Watson, M.W. (2006) : «FORECASTING WITH MANY PREDIC-
TORS», Handbook of Economic Forecasting, Volume 1, chapter 10.
- [39] Stock, J. H. and Watson, M. W. (2012) : «Generalized shrinkage methods for forecas-
ting using many predictors», Journal of Business and Economic Statistics, 30(4) :481-493.

Annexe

Annexe : Choix des variables pour l'estimation du modèle à facteur dynamique



Notes: Y=PIB observé, YF= prévision PIB, YBF= Prévisions retrospectives du PIB