

# Prévision, Nowcasting et Trimestrialisation du PIB au Tchad : Une approche DFM bayésien

**Armand FOSSOUO**

**Statisticien-Economiste**

Direction des Etudes, de  
la Recherche, des Statistiques  
et des Relations Internationales  
*fossouo@beac.int*

**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](http://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 do not necessarily represent the views of the Bank of Central African States.*

# Prévision, nowcasting et trimestrialisation du PIB au Tchad : une approche DFM bayésien

Armand FOSSOUO KAMGA

Banque des Etats de l'Afrique Centrale

Avril 2026

---

## Résumé

Dans un contexte international marqué par des chocs multiples et tensions géopolitiques entraînant la volatilité de l'environnement macroéconomique, le suivi en temps réel de l'activité économique devient un enjeu majeur, en particulier pour les pays en développement caractérisés par une disponibilité limitée de données à haute fréquence sur les comptes nationaux.

Cet article propose une approche intégrée fondée sur un modèle à facteurs dynamiques (Dynamic Factor Model, DFM) bayésien, visant à produire simultanément des estimations trimestrielles du PIB (trimestrialisation), des prévisions immédiate (nowcasting) ainsi que des projections du PIB annuel au Tchad. L'approche repose sur un mélange de fréquence constitué du PIB annuel et de l'exploitation d'un large ensemble d'indicateurs économiques à haute fréquence, permettant de capter de manière plus fine la dynamique conjoncturelle de l'économie.

**Mots clés:** Modèle à facteurs dynamiques, Prévisions immédiates, Trimestrialisation, PIB

**Classement JEL :** C32, C53, E37, O11, C11, C55

## Abstract:

In an international context marked by multiple shocks and geopolitical tensions leading to and heightened macroeconomic volatility, the real-time monitoring of economic activity has become a major challenge, particularly for developing countries characterized by limited availability of high-frequency national accounts data.

This paper proposes an integrated approach based on a Bayesian Dynamic Factor Model (DFM), aimed at simultaneously producing quarterly GDP estimates (temporal disaggregation), nowcasts, and annual GDP projections for Chad. The approach relies on a mixed-frequency framework combining annual GDP data with a wide range of high-frequency economic indicators, allowing for a more accurate capture of short-term economic dynamics.

**Key words:** Dynamic Factor Model, Nowcasting, Temporal Disaggregation (Quarterization), GDP

**JEL Classification :** C32, C53, E37, O11, C11, C55

# 1 INTRODUCTION

La conduite de la politique économique et monétaire requiert une évaluation rapide, régulière et fiable de l'activité économique, en particulier dans un environnement international caractérisé par des chocs récurrents, des tensions géopolitiques et une volatilité accrue des conditions macroéconomiques . Dans ce contexte, la disponibilité d'une information conjoncturelle pertinente et en temps opportun constitue un enjeu central pour les décideurs publics, comme l'ont souligné les travaux fondateurs sur le nowcasting et l'analyse en temps réel de l'information macroéconomique (Giannone et al., 2008 ; Banbura et al., 2011 ; Reichlin et al., 2009).

Cependant, dans de nombreux pays en développement, et en particulier au Tchad, les systèmes statistiques présentent des contraintes structurelles importantes. Les comptes nationaux y sont principalement disponibles à une fréquence annuelle, avec des délais de publication relativement longs et des révisions parfois significatives. Parallèlement, un ensemble croissant d'indicateurs économiques infra-annuels, produits à des fréquences mensuelles ou trimestrielles, permet de couvrir divers segments de l'activité économique. Cette configuration engendre un décalage structurel entre la richesse de l'information à haute fréquence et la disponibilité de la variable cible centrale qu'est le PIB, limitant ainsi la capacité d'analyse conjoncturelle en temps réel.

En outre, les données disponibles présentent des caractéristiques complexes, notamment l'hétérogénéité des fréquences, les décalages de publication, la présence de valeurs manquantes en fin d'échantillon (ragged edge) et un bruit statistique non négligeable, autant de contraintes largement documentées dans la littérature empirique (Mariano et Murasawa, 2003 ; Doz et al., 2012 ; Banbura et Modugno, 2014 ; Camacho et Perez-Quiros, 2012). Ces limitations peuvent altérer la qualité du diagnostic macroéconomique, retarder la détection des retournements du cycle économique et compliquer la formulation des politiques économiques.

Dans ce contexte, le développement d'outils économétriques capables d'exploiter efficacement l'information à haute fréquence afin de produire des estimations cohérentes et actualisées du PIB apparaît comme une nécessité. Les approches de nowcasting, qui visent à estimer l'état courant de l'économie à partir d'informations partielles (Giannone et al., 2008 ; Evans, 2005 ; Angelini et al., 2011), ainsi que les méthodes de désagrégation temporelle, telles que celles proposées par Chow et Lin (1971), Fernandez (1981) et Litterman (1983), constituent des instruments particulièrement pertinents pour réduire le décalage informationnel entre l'évolution réelle de l'économie et sa mesure statistique.

La problématique centrale de cet article consiste ainsi à déterminer comment exploiter de manière cohérente et opérationnelle un ensemble d'indicateurs économiques à fréquences mixtes, caractérisés par des décalages de publication et des données incomplètes, afin de produire une évaluation fiable et en temps réel de l'activité économique au Tchad . Plus précisément, il s'agit d'analyser dans quelle mesure un modèle à facteurs dynamiques bayésien

permet de reconstituer des séries trimestrielles cohérentes du PIB à partir de données annuelles, de produire des estimations contemporaines (nowcasting) et de générer des prévisions à court terme utiles au cadrage macroéconomique.

L'intérêt de cette étude est double. Sur le plan scientifique, elle s'inscrit dans la littérature relative aux modèles factoriels et aux approches en données de fréquences mixtes (Stock et Watson, 2002 ; Forni et al., 2000 ; Stock et Watson, 2016), en apportant une application empirique à un pays pour lequel ces méthodes restent encore peu explorées. Sur le plan opérationnel, elle répond à un besoin concret d'amélioration du suivi conjoncturel et d'aide à la décision économique.

L'analyse repose sur l'hypothèse selon laquelle un nombre restreint de facteurs latents peut résumer l'information contenue dans un large ensemble d'indicateurs économiques à haute fréquence, permettant ainsi de capturer efficacement la dynamique du PIB à court terme (Stock et Watson, 2002 ; Forni et al., 2000). L'intégration d'un cadre bayésien permet en outre de prendre en compte explicitement l'incertitude et de traiter efficacement les problèmes de données limitées, de désynchronisation et de bruit statistique (Kose et al., 2003 ; Del Negro et Schorfheide, 2011 ; Koop, 2010 ; Karlsson, 2013).

## 2 Revue de la littérature

La littérature sur le nowcasting, la prévision à court terme et la trimestrialisation du produit intérieur brut s'est progressivement structurée autour d'un enjeu central : exploiter de manière efficace une information macroéconomique abondante mais hétérogène, caractérisée par des fréquences de publication différentes, des décalages temporels et des données incomplètes (Mariano et Murasawa, 2003 ; Banbura et al., 2011).

Les premières contributions empiriques reposent sur les modèles de type Bridge, développés notamment dans les banques centrales européennes (Baffigi et al., 2004 ; Diron, 2008). Ces modèles consistent à relier une variable de basse fréquence, telle que le PIB, à des indicateurs conjoncturels agrégés de plus haute fréquence. Bien que simples et opérationnels, ils présentent des limites importantes liées à la perte d'information intra-périodique et à leur incapacité à traiter rigoureusement les données manquantes en temps réel.

Les modèles MIDAS (Mixed Data Sampling), introduits par Ghysels et al. (2004, 2007), ont constitué une avancée importante en permettant d'intégrer directement des variables de haute fréquence dans des équations de prévision à basse fréquence. Ils permettent d'exploiter l'information la plus récente disponible sans recourir à une agrégation préalable. Toutefois, leur performance dépend fortement du choix des fonctions de pondération et ils restent limités dans leur capacité à synthétiser un grand nombre d'indicateurs.

Face à la croissance du volume d'information disponible, la littérature s'est orientée vers les approches factorielles, fondées sur l'idée qu'un petit nombre de facteurs latents peut résumer l'information contenue dans un large ensemble de variables macroéconomiques (Stock et Watson, 2002 ; Forni et al., 2000 ; Bai et Ng, 2002). Ces approches offrent un compromis efficace entre richesse informationnelle et parcimonie, mais leur version statique demeure limitée dans des contextes caractérisés par des données manquantes ou des décalages de publication.

Les modèles à facteurs dynamiques constituent aujourd'hui le cadre de référence pour le nowcasting macroéconomique (Giannone et al., 2008 ; Doz et al., 2012 ; Banbura et Modugno, 2014). Formulés en espace-état, ils permettent de modéliser explicitement la dynamique des facteurs latents et d'intégrer les données de fréquences mixtes. Leur estimation via le filtre de Kalman (Durbin et Koopman, 2012 ; Harvey, 1989) permet de traiter naturellement les données manquantes, les décalages de publication et les structures de données incomplètes en temps réel.

Ces modèles ont démontré des performances élevées en matière de prévision du PIB, notamment dans des contextes caractérisés par un ragged edge (Banbura et Modugno, 2014 ; Camacho et Perez-Quiros, 2012). Ils permettent en outre une mise à jour continue des estimations à mesure que de nouvelles informations deviennent disponibles, ce qui constitue un atout majeur pour le suivi conjoncturel.

Par ailleurs, l'intégration des approches bayésiennes représente une avancée majeure dans

cette littérature (Kose et al., 2003 ; Del Negro et Schorfheide, 2011 ; Koop, 2010 ; Karlsson, 2013 ; Geweke, 1999). Elle permet de régulariser l'estimation, d'introduire des informations a priori (jugement d'expert) et d'obtenir des distributions complètes des prévisions, offrant ainsi une mesure explicite de l'incertitude. Cette approche est particulièrement adaptée aux économies caractérisées par des données limitées et bruitées.

En parallèle, la littérature sur la désagrégation temporelle des séries économiques, initiée par les travaux de Chow et Lin (1971), Fernandez (1981), Litterman (1983) et Denton (1971), met en évidence l'importance de reconstruire des séries à haute fréquence cohérentes à partir de données annuelles. Les développements récents privilégient des cadres intégrés combinant trimestrialisation, nowcasting et prévision dans un même dispositif économétrique.

Ainsi, la littérature converge vers des approches intégrées capables de traiter simultanément les problématiques de fréquences mixtes, de données manquantes et de richesse informationnelle. Dans ce contexte, la présente étude propose une approche fondée sur un modèle à facteurs dynamiques bayésien, permettant de traiter conjointement la trimestrialisation du PIB, le nowcasting et la prévision à court terme. Elle apporte ainsi une contribution à la fois méthodologique et empirique en appliquant ces outils au cas du Tchad, un contexte encore peu exploré dans la littérature, tout en répondant à un besoin opérationnel de suivi conjoncturel et d'aide à la décision économique.

## 3 Données empiriques

### 3.1 Description générale des données

L'analyse empirique de cette étude repose sur un dispositif de données de fréquences mixtes, combinant une variable cible à basse fréquence et un ensemble d'indicateurs conjoncturels à fréquence plus élevée. Cette configuration est adaptée à l'objectif de nowcasting et de trimestrialisation du PIB dans un contexte caractérisé par des contraintes statistiques.

La variable d'intérêt principale est le produit intérieur brut (PIB) réel annuel du Tchad, disponible sur la période 2014–2024. Cette série constitue l'ancrage de l'analyse macroéconomique, mais sa faible fréquence et ses délais de publication limitent son utilisation directe pour le suivi conjoncturel en temps réel.

Afin de pallier cette contrainte, l'étude mobilise un ensemble d'indicateurs économiques à haute fréquence trimestrielle, couvrant la période 2014T1 à 2025T3. Ces indicateurs permettent de capter de manière plus fine la dynamique infra-annuelle de l'activité économique et d'enrichir l'information disponible pour l'estimation et la prévision du PIB.

### 3.2 Indicateurs à haute fréquence

Le choix des variables explicatives repose sur leur pertinence économique, leur disponibilité et leur capacité à refléter les principaux moteurs de l'activité au Tchad. Les indicateurs retenus couvrent plusieurs dimensions clés de l'économie, notamment les secteurs réel, énergétique, budgétaire et des services.

Plus précisément, les variables utilisées sont les suivantes :

Production de pétrole brut (en barils) : indicateur central pour une économie fortement dépendante du secteur pétrolier, reflétant l'évolution de la production et des recettes d'exportation ;

Production de coton graine (en tonnes) : proxy de l'activité agricole, secteur important pour l'emploi et les revenus ruraux ;

Production d'électricité livrée (en kWh) : indicateur transversal de l'activité économique, souvent corrélé à la production industrielle et aux services ;

Recettes budgétaires (en millions de FCFA) : mesure de la capacité de mobilisation des ressources publiques, reflétant indirectement le niveau d'activité économique ;

Dépenses de personnel public (en millions de FCFA) : indicateur de la demande publique et de la masse salariale de l'État ;

Dépenses en biens et services et subventions (en millions de FCFA) : proxy de la politique budgétaire et de son impact sur la demande intérieure ;

Raffinage de pétrole (en tonnes) : indicateur de transformation industrielle et de valorisation des ressources énergétiques ;

Chiffre d'affaires des télécommunications (en milliards de FCFA) : proxy du dynamisme du secteur des services et de la digitalisation de l'économie.

Ces variables présentent l'avantage de couvrir un large spectre de l'économie, permettant ainsi de capturer les différentes composantes de la croissance (offre, demande, secteur externe et secteur public).

### **3.3 Traitement des données et cohérence des fréquences**

La combinaison de données annuelles et trimestrielles implique la prise en compte de plusieurs défis méthodologiques. En particulier, les données disponibles présentent :

des fréquences hétérogènes (annuelle vs trimestrielle),

des décalages de publication,

et des valeurs manquantes en fin d'échantillon (ragged edge).

Dans ce cadre, le modèle à facteurs dynamiques bayésien est formulé en espace-état, ce qui permet de traiter explicitement ces contraintes. Le filtre de Kalman est utilisé pour intégrer de manière cohérente l'information disponible à chaque date, en tenant compte des observations manquantes et des différences de fréquence.

Par ailleurs, les séries sont préalablement transformées afin d'assurer leur stationnarité et leur comparabilité. Selon les cas, des transformations en logarithmes, en taux de croissance ou en variations sont appliquées. Une attention particulière est également portée à la cohérence temporelle entre les séries, afin de garantir la compatibilité entre les données annuelles du PIB et les indicateurs trimestriels.

### **3.4 Structure temporelle et dispositif de nowcasting**

La structure des données permet de mettre en place un dispositif de nowcasting en temps quasi réel, dans lequel les estimations du PIB sont actualisées à chaque nouvelle information disponible. La période couverte par les indicateurs trimestriels (jusqu'à 2025T3) dépasse celle du PIB annuel, ce qui permet de produire :

des estimations contemporaines du PIB en cours (nowcasting),

des prévisions à court terme,

et une reconstitution trimestrielle cohérente du PIB historique (trimestrialisation).

Ce cadre permet ainsi de réduire le décalage entre l'évolution effective de l'activité économique et sa mesure statistique officielle.

### 3.5 Extension potentielle à la CEMAC

Bien que l'analyse empirique se concentre sur le cas du Tchad, la méthodologie développée dans cette étude présente un potentiel d'extension important à d'autres pays de la Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC), ainsi qu'à la zone CEMAC dans son ensemble.

En effet, la plupart des pays de la sous-région partagent des caractéristiques communes, notamment :

une disponibilité limitée des comptes nationaux à haute fréquence,

des délais de publication relativement longs,

et une production croissante d'indicateurs infra-annuels par les administrations nationales et la banque centrale.

Dans ce contexte, l'application d'un modèle à facteurs dynamiques bayésien pourrait permettre de mettre en place un dispositif harmonisé de suivi conjoncturel, facilitant la comparaison entre pays et renforçant la cohérence de l'analyse macroéconomique au niveau régional.

Une telle extension contribuerait également à améliorer la qualité du cadrage macroéconomique régional et à renforcer les outils d'aide à la décision pour la politique monétaire de la BEAC.

## 4 Méthodologie

### 4.1 Cadre général du modèle

L'analyse repose sur un modèle à facteurs dynamiques bayésien formulé en espace-état, permettant d'exploiter conjointement un ensemble d'indicateurs économiques à haute fréquence et une variable cible observée à basse fréquence. Soit  $V_t \in \mathbb{R}^N$  le vecteur des variables observées,  $F_t \in \mathbb{R}^K$  le vecteur des facteurs latents et  $PIBm_t$  le PIB trimestriel latent. Le modèle vise à capturer la dynamique conjointe de ces variables tout en assurant la cohérence entre les fréquences mensuelle et trimestrielle.

## 4.2 Équations de mesure

Les variables observées sont reliées aux facteurs latents par une structure factorielle linéaire :

$$V_t = \Lambda F_t + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

Pour chaque variable observée  $V_{i,t}$  :

$$V_{i,t} = \lambda_{i1}f_{1,t} + \lambda_{i2}f_{2,t} + \lambda_{i3}f_{3,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4.2)$$

où :

$$\varepsilon_{i,t} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2) \quad (4.3)$$

## 4.3 Dynamique des facteurs

Les facteurs latents suivent un processus autorégressif vectoriel de premier ordre :

$$F_t = C + AF_{t-1} + u_t \quad (4.4)$$

Sous forme développée :

$$f_{1,t} = c_{f1} + c_{11}f_{1,t-1} + c_{12}f_{2,t-1} + c_{13}f_{3,t-1} + u_{1,t} \quad (4.5)$$

$$f_{2,t} = c_{f2} + c_{21}f_{1,t-1} + c_{22}f_{2,t-1} + c_{23}f_{3,t-1} + u_{2,t} \quad (4.6)$$

$$f_{3,t} = c_{f3} + c_{31}f_{1,t-1} + c_{32}f_{2,t-1} + c_{33}f_{3,t-1} + u_{3,t} \quad (4.7)$$

avec :

$$u_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_u) \quad (4.8)$$

## 4.4 Modélisation du PIB mensuel latent

Le PIB mensuel latent est modélisé comme un processus autorégressif enrichi par les facteurs :

$$PIBm_t = (1 - \rho_{PIBm})c_{PIBm} + \rho_{PIBm}PIBm_{t-1} + \beta_1f_{1,t} + \beta_2f_{1,t-1} + \beta_3f_{2,t-1} + \eta_t \quad (4.9)$$

où :

$$\eta_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\eta^2) \quad (4.10)$$

## 4.5 Agrégation temporelle du PIB

Le PIB trimestriel observé est obtenu par agrégation du PIB mensuel latent :

$$PIB_t = PIBm_t + PIBm_{t-1} + PIBm_{t-2} + PIBm_{t-3} \quad (4.11)$$

Cette relation impose une contrainte de cohérence entre les fréquences et constitue le fondement de la trimestrialisation.

## 4.6 Représentation en espace-état

Le modèle peut être représenté sous forme compacte :

$$Y_t = HX_t + \varepsilon_t \quad (4.12)$$

$$X_t = TX_{t-1} + R\xi_t \quad (4.13)$$

avec :

$$X_t = \begin{pmatrix} F_t \\ PIBm_t \end{pmatrix} \quad (4.14)$$

et :

$$\xi_t \sim \mathcal{N}(0, Q) \quad (4.15)$$

## 4.7 Estimation bayésienne

L'estimation repose sur le cadre bayésien suivant :

$$p(\theta | Y) \propto p(Y | \theta)p(\theta) \quad (4.16)$$

Les distributions a priori sont définies comme suit :

$$\lambda_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (4.17)$$

$$\rho_{PIBm} \sim \mathcal{B}(\alpha, \beta) \quad (4.18)$$

$$\sigma^2 \sim \mathcal{IG}(a, b) \quad (4.19)$$

## 4.8 Filtrage, lissage et prévision

Le filtre de Kalman permet d'obtenir les estimations filtrées :

$$\hat{X}_t = \mathbb{E}(X_t \mid Y_1, \dots, Y_t) \quad (4.20)$$

les estimations lissées :

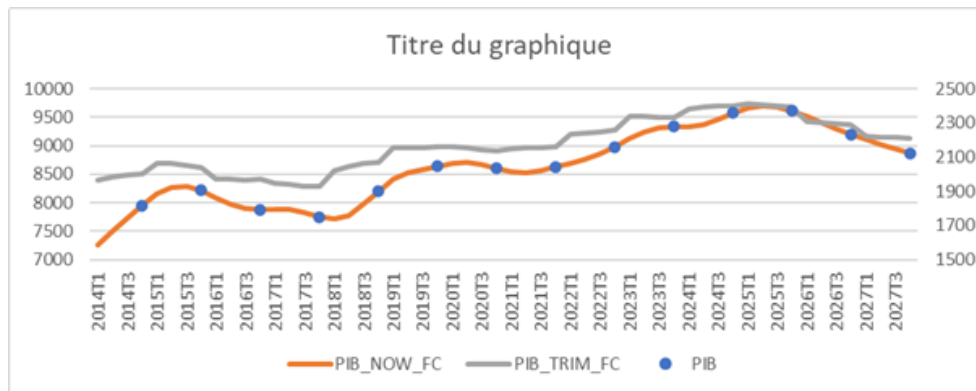
$$\tilde{X}_t = \mathbb{E}(X_t \mid Y_1, \dots, Y_T) \quad (4.21)$$

et les prévisions :

$$\mathbb{E}(Y_{t+h} \mid Y_t) \quad (4.22)$$

## 5 Résultats Empiriques

Date	PIB	PIB_NOW_FC	PIB_TRIM_FC
2024T3		9469,3964	2401,1648
2024T4	9 579,38	9579,38385	2403,44001
2025T1		9669,63655	2411,04023
2025T2		9702,84806	2408,86671
2025T3		9680,56302	2402,86428
2025T4	9 617,83	9617,82617	2395,05494
2026T1		9524,87238	2309,69473
2026T2		9414,33452	2303,09109
2026T3		9303,4538	2296,95086
2026T4	9200,994301	9200,9943	2291,25761
2027T1		9106,56682	2223,44368
2027T2		9019,72243	2218,71358
2027T3		8939,97967	2214,35218
2027T4	8866,844514	8866,84451	2210,33507



### 5.1 Dynamique du PIB : cohérence entre trimestrialisation et now-casting

Les résultats issus de l'estimation du modèle à facteurs dynamiques bayésien mettent en évidence une forte cohérence entre les différentes mesures du PIB obtenues, à savoir le PIB observé, le PIB trimestrialisé et le nowcast du PIB.

De manière générale, les trajectoires du PIB nowcasté (PIB\_NOW\_FC) et du PIB trimestriel reconstruit (PIB\_TRIM\_FC) présentent une dynamique conjointe relativement stable, caractérisée par une phase d'expansion progressive suivie d'un retournement modéré à l'horizon de prévision.

Le PIB observé, disponible uniquement en fin d'année (T4), s'inscrit globalement dans l'intervalle défini par les estimations issues du modèle, ce qui traduit une bonne capacité de celui-ci à reproduire les niveaux annuels de l'activité économique tout en fournissant une désagrégation infra-annuelle cohérente.

## 5.2 Analyse de la trajectoire récente de l'activité économique

Sur la période récente, le modèle met en évidence une dynamique de croissance modérée de l'activité économique jusqu'en 2025, suivie d'un ralentissement progressif à partir de 2026.

Plus précisément, le PIB nowcasté passe d'environ 9 579 en 2024T4 à un niveau proche de 9 700 en 2025T2, traduisant une phase d'expansion conjoncturelle. Cette évolution est cohérente avec la reprise progressive de l'activité captée par les indicateurs à haute fréquence intégrés dans le modèle.

Toutefois, à partir du second semestre 2025, une inflexion de la trajectoire est observée. Le PIB nowcasté amorce une tendance baissière, pour atteindre environ 9 200 en 2026T4, puis 8 867 en 2027T4. Cette évolution suggère un ralentissement de l'activité économique à moyen terme, possiblement lié à une dégradation des conditions macroéconomiques ou à un essoufflement des moteurs de croissance.

## 5.3 Apport de la trimestrialisation : lecture infra-annuelle de l'activité

La trimestrialisation du PIB permet de mettre en évidence des fluctuations intra-annuelles non observables dans les données annuelles. Le profil du PIB trimestriel reconstruit (PIB\_TRIM\_FC) révèle une dynamique relativement lissée, caractérisée par :

une progression modérée jusqu'en 2025 ;

une phase de stabilisation ;

puis une baisse graduelle à partir de 2026.

Cette désagrégation temporelle offre une lecture plus fine du cycle économique, en identifiant les points de retournement conjoncturel avant leur matérialisation dans les données annuelles.

Par ailleurs, la cohérence entre la somme des composantes trimestrielles et le PIB annuel observé confirme la validité de la contrainte d'agrégation imposée dans le modèle (équation (3.11) ), garantissant ainsi la compatibilité entre les différentes fréquences de données.

## 5.4 Performance du nowcasting et contenu informationnel des facteurs

Les résultats montrent que le modèle est capable de produire des estimations contemporaines du PIB (nowcasting) en cohérence avec les réalisations observées. La proximité entre les valeurs du PIB observé et celles du PIB nowcasté en fin d'année constitue un indicateur de la performance du modèle.

Cette performance s'explique par la capacité du modèle à synthétiser l'information contenue dans un large ensemble d'indicateurs à haute fréquence à travers un nombre réduit de facteurs latents. Ces facteurs capturent efficacement la dynamique conjoncturelle de l'économie, permettant d'anticiper les évolutions du PIB avant la publication des données officielles.

## 5.5 Analyse des perspectives économiques

Les projections issues du modèle suggèrent un scénario de ralentissement progressif de l'activité économique à l'horizon 2026–2027. Cette dynamique se traduit par une baisse continue du PIB nowcasté et du PIB trimestriel reconstruit.

Ce résultat met en évidence l'intérêt du cadre proposé pour la prévision à court terme, en permettant d'anticiper les retournements de cycle économique et d'éclairer la prise de décision en matière de politique économique.

Dans un contexte marqué par une forte incertitude et une volatilité accrue de l'environnement macroéconomique, la capacité du modèle à fournir des prévisions actualisées et cohérentes constitue un atout majeur pour le suivi conjoncturel.

## 6 Conclusion et recommandations

### 6.1 Conclusion

Cet article avait pour objectif de proposer un cadre méthodologique intégré permettant de pallier les insuffisances liées à la disponibilité limitée des données macroéconomiques à haute fréquence au Tchad. En mobilisant un modèle à facteurs dynamiques bayésien formulé en espace-état, l'étude a permis de traiter simultanément trois enjeux majeurs du suivi conjoncturel : la trimestrialisation du PIB, le nowcasting et la prévision à court terme.

Les résultats empiriques obtenus mettent en évidence plusieurs enseignements importants. Premièrement, le modèle permet de reconstituer une trajectoire trimestrielle cohérente du PIB à partir de données annuelles, tout en respectant les contraintes d'agrégation temporelle. Deuxièmement, il offre des estimations en temps réel du PIB qui s'avèrent globalement proches des réalisations observées, ce qui atteste de sa capacité à capter efficacement la dynamique conjoncturelle de l'économie. Troisièmement, les projections issues du modèle suggèrent un ralentissement progressif de l'activité économique à moyen terme, mettant en évidence son potentiel pour l'anticipation des retournements de cycle.

Sur le plan méthodologique, l'approche retenue confirme la pertinence des modèles à facteurs dynamiques dans un contexte de données de fréquences mixtes, caractérisé par des décalages de publication et des valeurs manquantes. L'estimation bayésienne renforce la robustesse du modèle en permettant d'intégrer l'incertitude et de limiter les problèmes de sur-paramétrisation, particulièrement fréquents dans les économies à faibles capacités statistiques.

Dans l'ensemble, les résultats valident l'intérêt scientifique et opérationnel du cadre proposé, en montrant qu'il constitue un outil pertinent pour améliorer le suivi en temps réel de l'activité économique au Tchad.

### 6.2 Recommandations

Au regard des résultats obtenus, plusieurs recommandations peuvent être formulées, tant sur le plan analytique qu'institutionnel.

Premièrement, il apparaît essentiel de renforcer l'intégration des indicateurs à haute fréquence dans le dispositif de suivi macroéconomique. Les administrations statistiques et les institutions économiques devraient encourager la production régulière et la fiabilisation de ces indicateurs, afin d'enrichir l'information disponible pour l'analyse conjoncturelle.

Deuxièmement, l'adoption opérationnelle du modèle proposé par les institutions en charge de la politique économique, notamment la banque centrale et les ministères sectoriels, permettrait d'améliorer significativement la qualité du diagnostic macroéconomique en temps

réel. L'utilisation systématique d'outils de nowcasting contribuerait à réduire le décalage informationnel entre l'évolution effective de l'économie et sa mesure statistique.

Troisièmement, il serait pertinent de développer un dispositif institutionnalisé de suivi conjoncturel basé sur les modèles à facteurs dynamiques, intégrant des mises à jour régulières des estimations à chaque nouvelle publication de données. Un tel dispositif renforcerait la réactivité des autorités économiques face aux chocs conjoncturels.

Quatrièmement, dans une perspective régionale, l'extension de cette approche aux autres pays de la CEMAC constituerait une avancée majeure. La mise en place d'un cadre harmonisé de nowcasting et de trimestrialisation du PIB à l'échelle régionale permettrait d'améliorer la comparabilité des analyses et de renforcer la cohérence du cadrage macroéconomique au sein de la zone.

Enfin, des extensions méthodologiques peuvent être envisagées pour améliorer encore la performance du modèle. Il s'agirait notamment d'intégrer des variables financières et externes supplémentaires, d'explorer des versions non linéaires du modèle ou encore de combiner l'approche factorielle avec des techniques issues de l'intelligence artificielle afin d'exploiter plus finement l'information disponible.

## Références Bibliographiques

- Angelini, E., Camba-Mendez, G., Giannone, D., Reichlin, L., & Ruenstler, G. (2011). Short-term forecasts of euro area gdp growth. *Econometrics Journal*, *14*(1), C25–C44.
- Baffigi, A., Golinelli, R., & Parigi, G. (2004). Bridge models to forecast the euro area gdp. *International Journal of Forecasting*, *20*(3), 447–460.
- Bai, J. & Ng, S. (2002). Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica*, *70*(1), 191–221.
- Banbura, 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.
- Camacho, M. & Perez-Quiros, G. (2012). Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth. *Journal of Applied Econometrics*, *27*(4), 663–694.
- Del Negro, M. & Schorfheide, F. (2011). Bayesian macroeconometrics. *Handbook of Bayesian Econometrics*.
- Doz, C., Giannone, D., & Reichlin, L. (2012). A quasi-maximum likelihood approach for large approximate dynamic factor models. *Review of Economics and Statistics*, *94*(4), 1014–1024.
- Durbin, J. & Koopman, S. J. (2012). *Time Series Analysis by State Space Methods (Second Edition)*. Oxford University Press.
- Evans, M. D. D. (2005). Where are we now? real-time estimates of the macro economy. *International Journal of Central Banking*, *1*(2), 127–175.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., & Reichlin, L. (2000). The generalized dynamic factor model: Identification and estimation. *Review of Economics and Statistics*, *82*(4), 540–554.
- 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.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2004). The midas touch: Mixed data sampling regression models. *Working Paper*.

- Ghysels, E., Sinko, A., & Valkanov, R. (2007).  
Midas regressions: Further results and new directions.  
*Econometrics Journal*, 10(1), C1–C31.
- Giannone, D., Reichlin, L., & Small, D. (2008).  
Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data.  
*Journal of Monetary Economics*, 55(4), 665–676.
- Harvey, A. C. (1989).  
*Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*.  
Cambridge University Press.
- Karlsson, S. (2013).  
Forecasting with bayesian vector autoregressions.  
*Handbook of Economic Forecasting*, 2, 791–897.
- Koop, G. (2010).  
*Bayesian Econometrics*.  
John Wiley & Sons.
- 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.
- 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.
- Stock, J. H. & Watson, M. W. (2002).  
Forecasting using principal components from a large number of predictors.  
*Journal of the American Statistical Association*, 97(460), 1167–1179.

# 7 Annexe

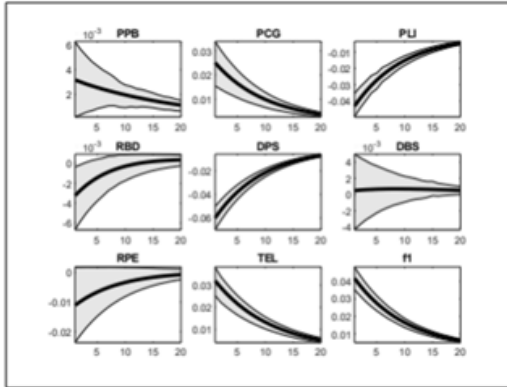


Figure 7.1: Choc sur le facteur  $f_1$

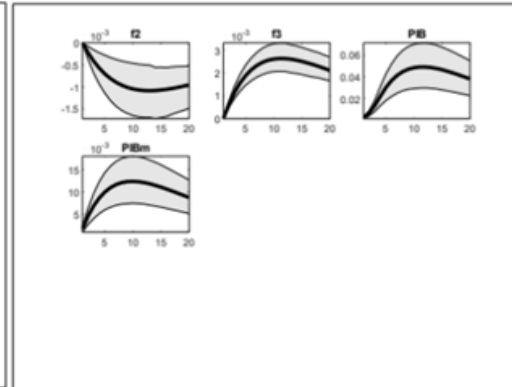


Figure 7.2: Choc sur le facteur  $f_1$

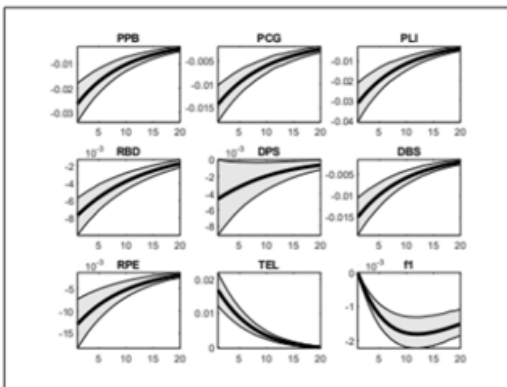


Figure 7.3: Choc sur le facteur  $f_2$

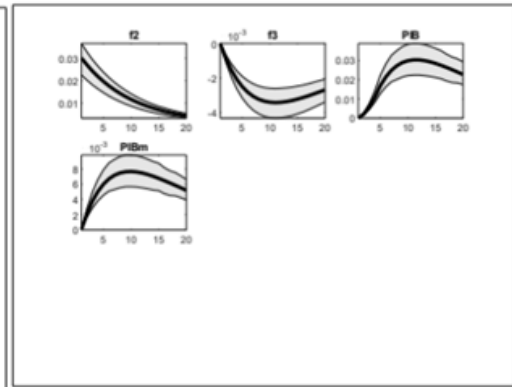


Figure 7.4: Choc sur le facteur  $f_2$