

BANQUE DES ETATS DE L'AFRIQUE CENTRALE

NOTES D'ETUDES ET DE RECHERCHE

N° 4

Février 2005

**PREVISION A COURT TERME DE L'INDICE
DES PRIX A LA CONSOMMATION
AU CAMEROUN**

Evrard Ulrich MOUNKALA

Les Notes d'Études et de Recherche reflètent les idées personnelles de leurs auteurs et n'expriment pas nécessairement la position de la Banque des États de l'Afrique Centrale. Ces documents ont pour objectif de stimuler la discussion et recueillir les suggestions. Ils sont disponibles sur le site Internet de la Banque des États de l'Afrique Centrale, www.beac.int.

PREVISION A COURT TERME DE L'INDICE DES PRIX A LA CONSOMMATION AU CAMEROUN

Evrard Ulrich MOUNKALA*

Février 2005

Résumé :

Le but de cet article est la mise en oeuvre d'une méthode de projection des tendances de court terme de l'indice général des prix à la consommation des ménages du Cameroun. A travers une modélisation analytique de l'indice général et ses principales composantes au niveau d'agrégation le plus élevé se fondant sur une méthodologie combinant progressivement un test de racine unitaire à plusieurs breaks structurels, la méthode TRAMO/SEATS et la technologie REGARIMA, cet indice est simulé dans l'échantillon et hors-échantillon, directement, puis indirectement à partir de ses composantes et leur pondération respective. Des intervalles de confiance au seuil de 5% sont construits autour des projections hors-échantillon à partir des simulations "bootstrap récursifs". La discrimination entre les deux méthodes directe et indirecte, focalisée essentiellement sur des critères statistiques d'erreur quadratique moyenne minimum et des propriétés stochastiques des indices analysés, conduit à la conclusion que l'approche indirecte est celle qui permet d'atteindre le but assigné à cette étude.

*Direction des Etudes, Cellule de Recherche E-mail : mounkala@beac.int. Je tiens à remercier les membres de la Cellule de Recherche pour leurs observations au cours de nos discussions. Je suis le seul responsable de toute erreur résiduelle dans ce papier.

⁰Mots clé : **Break structurel, TRAMO/SEATS, REGARIMA, Bootstrap.**

Abstract :

The goal of this survey is the implementation of a projection method for short term tendencies of the general consumer's prices index in cameroonian households. Through analytical modeling of the general index and its principal components at the highest level of aggregation being based on a methodology gradually combining a unit root test with several structural breaks, method TRAMO/SEATS and technology REGARIMA, this index are simulated in the sample and out-sample, directly and indirectly starting from its components and their respective weighting. Confidence intervals at the threshold of 5% are built around out-sample's projections starting from recursive bootstrap simulations. Comparison between the two direct and indirect methods, focused on statistical criteria of MSE and stochastic properties of the analyzed indices, leads to conclusion which indirect approach is that which makes possible to achieve the goal assigned to this work.

1 Introduction

La stabilité des prix constitue l'objectif prioritaire de la plupart des Banques Centrales modernes. Cet objectif porte, bien sûr, sur le moyen terme, mais les Banques Centrales se préoccupent également de l'évolution à court terme des prix. Il paraît, en effet, essentiel pour une Banque Centrale d'avoir une excellente connaissance de cette dynamique de court terme dans la mesure où elle permet de mieux apprécier la trajectoire de la cible fixée, mais aussi, d'avoir les premiers éléments d'appréciation sur des problématiques beaucoup plus larges visant par exemple à séparer les composantes transitoires de celles considérées comme permanentes, dans les séries des prix¹.

A la BEAC, les prévisions de l'inflation portent essentiellement sur un horizon de un à trois ans dans le cadre de l'exercice de programmation monétaire qui peut globalement s'insérer dans un modèle explicatif. Il est cependant difficile, dans cette optique, de réaliser des prévisions à court terme, la plupart des variables explicatives étant annuelles et pas toujours disponibles en temps réel.

Dans la présente étude, nous proposons d'exploiter la dynamique interne des prix pour leur prévision à court terme au Cameroun. Ce travail peut se faire, soit en considérant directement la dynamique de l'indice global, soit en considérant plutôt les dynamiques des composantes de l'indice général et par une agrégation de celles-ci, parvenir à la prévision de l'indice global.

Plusieurs études empiriques montrent que les deux approches ne conduisent à des résultats équivalents que sous des hypothèses très restrictives, notamment lorsque *(i)* la série étudiée est parfaitement décomposable sous forme additive avec une composante tendancielle, une composante saisonnière et une perturbation résiduelle aléatoire, *(ii)* aucun traitement préalable des observations atypiques n'est fait sur la série et *(iii)* aucune rétropolation n'est faite sur la série afin de compléter d'éventuelles données manquantes.

¹Voir par exemple Mialou (2002) pour la problématique de l'inflation sous-jacente.

Toutes ces hypothèses n'étant pas vérifiées dans le cas du Cameroun, nous adopterons une approche comparative visant à discriminer les deux méthodes sur la base des critères statistiques suivants :

i)- l'erreur de révision minimum, c'est-à-dire l'écart minimum entre les simulations empiriques et les observations ;

ii)- l'exactitude de la prévision hors-échantillon, c'est-à-dire l'écart minimum entre les prévisions empiriques et les réalisations hors-échantillon ;

iii)- les propriétés stochastiques des sous-indices ;

iv)- le degré de corrélation entre les sous-indices ;

v)- la variance résiduelle la plus faible.

La "meilleure" approche prévisionnelle sera celle qui vérifiera le plus de critères parmi ceux énumérés ci-dessus.

La suite de ce papier est organisée comme suit : la section 2 présente la désagrégation retenue de l'indice général des prix à la consommation des ménages au Cameroun; la section 3 rappelle le modèle statistique utilisé. La section 4 présente les résultats. La section 5 enfin, est consacrée à la conclusion de l'étude.

2 Désagrégation retenue de l'indice des prix

La Direction de la Statistique et de la Comptabilité Nationale (DSCN) publie chaque mois, depuis décembre 1993, un nouvel indice des prix à la consommation des ménages au Cameroun, base 100 décembre 1993, obtenu par agrégation de six sous-indices. Le tableau 1, ci-dessous, donne les poids affectés à chacun de ces sous-indices. Chaque poste de l'indice général est lui-même une moyenne pondérée des indices de mêmes noms issus des cinq villes représentatives de l'ensemble des prix à la consommation, pondérés par les poids démographiques respectifs des différentes provinces où sont situées ces villes.

Tableau 1: Composantes de l'IPC au niveau d'agrégation le plus haut

Poste	Abréviation	Libellé	Poids
1	Albota	Alimentation, boissons, tabacs	4 360
2	Depmai	Dépenses de maison	1 760
3	Habcha	Habillement et chaussures	1 120
4	Sansoi	Santé et soins personnels	560
5	Trscom	Transport et communication	1 470
6	Eduloi	Education et loisirs	730
Σ	Indgen	Indice général national	10 000

Les sous-indices présentés dans ce tableau portent sur les prix de l'ensemble des biens de consommation suivis par la DSCN. Par rapport au travail que nous voulons faire, nous devrions plutôt considérer des indices ne comprenant pas les produits dont les prix sont réglementés. Toutefois, compte tenu du fait que leurs poids respectifs sont négligeables par rapport à l'ensemble des biens suivis, le gain marginal que l'on obtiendrait en élaborant de nouveaux sous-indices n'incluant pas ces produits reste très faible. Ainsi, nous avons choisi de travailler sur les indices bruts de la DSCN.

Les données à utiliser sont donc celles des sept séries retenues. La période d'étude va d'août 1994 à décembre 2003, soit 113 observations.

3 Méthodologie utilisée

Prévoir l'évolution d'une chronique à court terme suivant une approche autoprojective nécessite l'utilisation d'un outil performant de modélisation.

On peut, pour des chroniques caractéristiques des prix, utiliser des modèles SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). Ces modèles présentent le double avantage de s'affranchir des contraintes liées à la disponibilité en temps réel de certaines données pouvant servir de variables explicatives², et de fournir une précision parfois bien meilleure que celle des "gros modèles macroéconomiques" de type régression multiple développés dans les années 1960 à des fins prévisionnelles de court terme³.

²Même lorsqu'elles existent, ces séries ne sont pas mensuelles.

³Voir par exemple Mills (1990).

Il est aussi possible d'utiliser les méthodes prédictives de lissages exponentiels de type Holt-Winters ou généralisés de type modélisation de Brown. Néanmoins, ces méthodes qui peuvent être considérées comme des cas très particuliers des modèles SARIMA, fournissent de moins bons résultats que ces derniers⁴. Enfin, les modèles SARIMA ont l'avantage d'être simples et efficaces pour les projections de court terme.

L'identification des modèles SARIMA à partir des fonctions d'autocorrélation étant délicate, compte tenu du fait que dans ces fonctions il est quasiment impossible de distinguer les paramètres distinctifs des composantes régulières et aléatoires, nous utiliserons une spécification particulière appelée par Box et Jenkins "*modèle multiplicatif saisonnier - non saisonnier*".

Etant donnée une chronique $\{X_t\}_{t=1}^T \hookrightarrow SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$, où p, d, q, s, P, D, Q sont des entiers naturels.

On a :

$$\Psi_p(B) \Phi_P(B^s) \nabla^d \nabla_s^D (X_t - \mu) = \Theta_q(B) \Omega_Q(B^s) \varepsilon_t \quad (1)$$

avec :

$$B^k(X_t) = X_{t-k}, \quad k \in N;$$

$$\nabla^d = (1 - B)^d;$$

$$\nabla_s^D = (1 - B^s)^D;$$

$$\mu = E(X_t);$$

$\Psi_p(B), \Phi_P(B^s), \Theta_q(B), \Omega_Q(B^s)$ étant des polynômes de degrés respectifs p, P, q et Qs , les termes constants de ces polynômes sont égaux à 1; et

$\{\varepsilon_t\}_1^T$ est un processus de bruit blanc tel que

$$\begin{cases} E(\varepsilon_t) = 0, \forall t \\ V(\varepsilon_t) = \sigma^2, \forall t \\ Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t'}) = 0, \forall t \neq t'. \end{cases} \quad (2)$$

Les polynômes $\Psi_p(B) \Phi_P(B^s) \nabla^d \nabla_s^D$ et $\Theta_q(B) \Omega_Q(B^s)$ étant de degrés respectifs $m = p + d + s (P + D)$ et $n = q + sQ$, le modèle (1) peut encore s'écrire sous la forme

$$X_t = \mu \sum_{i=0}^m \alpha_i + \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i B^{i-1} \right) X_{t-1} + \left(\sum_{j=0}^n \theta_j B^j \right) \varepsilon_t \quad (3)$$

⁴Voir Vaté (1993, Chapitre 8).

avec $\alpha_0 = \theta_0 = 1$.

On pourrait penser, par ailleurs, que la chronique $\{X_t\}_{t=1}^T$ peut dépendre également de facteurs déterministes tels des outliers, une tendance linéaire et bien d'autres éléments exogènes. Dans ce cas, afin de réduire la variance résiduelle du modèle SARIMA ci-dessus et tenir compte de ces éventuels facteurs exogènes, une solution alternative consisterait à retenir la formulation REGARIMA suivante :

$$X_t = Z_t\beta + \sum_{i=1}^m \alpha_i X_{t-i} + \sum_{j=0}^n \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (4)$$

avec Z_t une matrice de régresseurs exogènes incluant le terme constant.

La détermination des paramètres de ce modèle se fera à partir des trois étapes ci-dessous :

i)- L'examen graphique des séries⁵ retenues révélant d'éventuelles ruptures de tendance, des tests de racines unitaires avec *breaks* structurels multiples, type Kapetanios⁶ (2002) permettront de caractériser les propriétés stochastiques de chaque série analysée ;

ii)- La mise en oeuvre de la méthode TRAMO/SEATS⁷ fournira d'une part, les entiers p, d, q, s, P, D et Q de la partie SARIMA de la chronique, et d'autre part, d'éventuels *outliers* sur la série. Ces *outliers* et les dates de ruptures relevées par la technique de calcul du τ_{\min}^m de Kapetanios, seront introduites comme variables indicatrices dans les modèles correspondants, en vue d'une réduction de la variance des erreurs d'estimation ;

iii)- Les résultats des deux étapes précédentes auront permis de déterminer exactement les paramètres m et n ainsi que les colonnes de la matrice Z_t qui ne sont autres que les dates de ruptures et les outliers. L'application de la méthode des moindres carrés non linéaires au modèle (4) permettra enfin d'estimer tous les autres paramètres du modèle.

⁵cf Annexe A.1.

⁶Le principe du test de Kapetanios est décrit sommairement à l'annexe du présent document.

⁷TRAMO : Time series Regression with ARIMA noise, Missing observations and Outliers ; SEATS : Signal Extraction in ARIMA Time Series.

Le “*meilleur modèle estimé*” sera retenu en fonction des critères de parcimonie et d’information. Sur la base donc de ces modèles, l’indice général des prix sera projeté suivant les approches directe et indirecte, en précisant toutefois les intervalles de confiance autour des valeurs prédites. En effet, il convient de remarquer que quelques manipulations algébriques de l’expression (4) permettent d’établir la relation (5)⁸ :

$$X_t = Z_t \beta + \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i \right) X_{t-1} - \sum_{j=2}^m \sum_{i=j}^m \alpha_i (X_{t-j+1} - X_{t-j}) + \sum_{i=0}^n \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (5)$$

En posant : $\rho_1 = \sum_{i=1}^m \alpha_i$ et $\rho_j = -\sum_{i=j}^m \alpha_i$, $j = 1, 2, \dots, \lambda$, il vient que :

$$X_t = Z_t \beta + \rho_1 X_{t-1} + \sum_{j=2}^m \rho_j \Delta X_{t-j+1} + \sum_{i=0}^n \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (6)$$

Soit \widehat{X}_{T+h} la prédiction de X_{T+h} basée sur l’estimation du modèle (4) précédent. A une date $T + h$ donnée, l’erreur de prévision⁹ commise en prédisant X_{T+h} par \widehat{X}_{T+h} est donnée par :

$$e_{T+h} = X_{T+h} - \widehat{X}_{T+h} = \sum_{j=0}^{h-1} \omega_j \left(\sum_{i=0}^{h-j} \theta_i \varepsilon_{T+h-i-j} \right) \quad (7)$$

où la séquence des ω_j satisfait les équations suivantes :

$$\begin{cases} \omega_j + \sum_{i=1}^m \alpha_j \omega_{j-i} = 0, \text{ avec } \omega_0 = 1 \\ \omega_j + \sum_{i=1}^m \alpha_j \omega_{j-i} = 0, \quad j = 1, 2, \dots, \lambda - 1 \end{cases} \quad (8)$$

La variance estimée de cette erreur de prévision notée

$$\widehat{\sigma}_e^2(h) = \widehat{V} \left\{ X_{T+h} - \widehat{X}_{T+h} \right\}$$

est donnée par :

⁸cf Hamilton (1994), chapitre 17.

⁹cf Fuller (1996), Chapitre 10.

$$\widehat{\sigma}_e^2(h) = \widehat{\sigma}^2 \left\{ \sum_{j=0}^{h-1} \sum_{i=0}^{h-j} \left(\widehat{\theta}_i \widehat{\omega}_j \right)^2 + \sum_{j=0}^{h-1} \sum_{j'=0}^{h-1} \sum_{i=0}^{h-j} \sum_{i'=j-j'}^{h-j'} \widehat{\omega}_j \widehat{\omega}_{j'} \widehat{\theta}_i \widehat{\theta}_{i'} \right\} \quad (9)$$

Ainsi, les intervalles de confiance autour des valeurs prédites, au niveau de confiance α sont de la forme :

$$P \left\{ X_{T+h} \in \left[\widehat{X}_{T+h} - u_{1-\alpha/2} \widehat{\sigma}_e(h) ; \widehat{X}_{T+h} + u_{1-\alpha/2} \widehat{\sigma}_e(h) \right] \right\} = 1 - \alpha \quad (10)$$

Dans la mesure où certains résidus d'estimation pourraient suivre des distributions non standards, la méthode "bootstrap récursif" sera utilisée pour construire ces intervalles de confiance, après s'être au préalable assuré en utilisant le test de Kočenda (2001)¹⁰ que les résidus restandardisés sont indépendants et identiquement distribués (*iid*). Ce test se base sur le concept théorique de "corrélation intégrale" décrit par Grassberger et Procaccia (1983). Il est une alternative plus puissante au BDS test usuel de Brock et al (1996).

4 Résultats d'estimation¹¹ et approche prévisionnelle retenue

Avant de décrire les résultats d'estimation issus de la méthodologie décrite précédemment, il convient de souligner que le test de Kapetanios¹² a conduit à la conclusion que seule la composante "alimentation, boissons, tabacs" est stationnaire autour d'une tendance déterministe avec 3 breaks structurels comme illustré dans le tableau 2 suivant :

¹⁰Voir présentation succincte de ce test à l'annexe A.4. du présent article.

¹¹Les estimations économétriques, les tests statistiques et les simulations bootstrap ont été faits à l'aide des logiciels Eviews et Gauss.

¹²Le test de Kapetanios (2002) sur une série à deux breaks conduit généralement à la même décision que les tests de racine unitaire avec breaks de Zivot et Andrews (1992) et Lumsdaine et Papell (1997). Par ailleurs, il convient de signaler que pour ce test, plus m est grand, plus il devient difficile de rejeter l'hypothèse nulle de racine unitaire.

Tableau 2 : Résultats du test de racine unitaire avec m breaks structurels de Kapetanios (2002)

Série	breaks (m)	Modèle	τ_m^{\min}	cv_5%	Concl.
Indgen	2	(A)	-3.609	-5.685	NS
Habcha	5	(A)	-1.108	-7.636	NS
Albota	3	(C)	-8.046	-7.006	S
Sansoi	2	(A)	-5.491	-5.685	NS
Trscom	5	(A)	5.288	-7.636	NS
Eduloi	5	(A)	-7.245	-7.636	NS
Depmai	3	(A)	-0.209	-6.529	NS

Les résultats des estimations obtenus après la mise en oeuvre de la méthodologie décrite plus haut, pour les approches directe et indirecte sont respectivement présentés ci-après.

4.1 Approche directe

Tableau 3 : Résultats d'estimation de l'indice général national

Dependent Variable : INDGEN

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
<i>C</i>	29.392	8.837	3.326	0.001
$1_{Avr95}(t)$	3.620	1.471	2.462	0.015
$1_{Mai2001}(t)$	2.838	1.159	2.448	0.016
@trend	0.075	0.024	3.164	0.002
<i>INDGEN</i> (-1)	0.796	0.062	12.832	0.000
<i>MA</i> (12)	0.452	0.087	5.178	0.000
$R^2 = 0.99$		$Q_{stat}(12) = 12.13$		
$F = 2087.70$		$JB = 0.34$		
$T = 112$		$V_{res} = 1.64$		

$$\text{où } 1_{mmyy}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } t = \text{mm yy} \\ 0, & \text{sin on} \end{cases}$$

Sur la base du modèle ci-dessus estimé dont les résidus sont gaussiens et *iid* eu égard aux statistiques *JB* de Jarque-Bera et *K2K* de Kočenda (*annexe A.5.1*) respectivement, les valeurs prédites de cet indice de janvier à juin 2004 ainsi que les intervalles de confiance à 5 % sont donnés dans le tableau 4 suivant :

Tableau 4 : Prédictions directes et intervalles de confiance à 5% de l'indice général national, de janvier à juin 2004

Horizon (<i>h</i>)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	182.36	179.85	184.87
2	182.93	179.12	186.14
3	183.69	180.11	187.27
4	183.87	180.07	187.67
5	184.04	180.46	188.33
6	184.82	180.81	188.83

4.2 Approche indirecte

Les prédictions de l'indice général national des prix suivant la méthode indirecte sont la moyenne pondérée des prédictions des différents sous-indices retenus dans notre étude qui elles-mêmes, ont été obtenues à partir des modèles caractéristiques de leur dynamique respective, dont les résultats sont présentés à l'annexe A.3.

Tableau 5 : Prédictions indirectes et intervalles de confiance à 5 % de l'indice général national, de janvier à juin 2004

Horizon (<i>h</i>)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	179,99	169,11	188,35
2	180,00	166,20	191,75
3	180,02	162,99	195,56
4	180,11	159,82	199,29
5	180,16	156,71	202,99
6	180,26	153,55	206,72

4.3 Analyse comparée des deux approches

Au regard des résultats issus des deux approches ci-dessus, il apparaît clairement, comme on devait s'y attendre, que ceux-ci ne sont pas équivalents. Comme annoncée dans la partie introductive de ce travail, la discrimination entre les méthodes directe et indirecte sera essentiellement basée sur les cinq critères que nous y avons présentés.

(i)- S'agissant de l'erreur quadratique moyenne de révision, on la définit comme la moyenne des carrés des écarts entre la série simulée à partir du modèle, sachant les observations à l'instant initial, et la série effectivement observée. Formellement, elle peut être notée comme suit:

$$EQM = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(X_t^{(simul)} - X_t^{(observ)} \right)^2$$

L'application numérique de cette formule aux indices simulés à partir des méthodes directe et indirecte respectivement montre que la méthode directe conduit à une erreur de révision plus faible (1.55) que la méthode indirecte (3.00). De plus, les figures 1 et 2 à l'annexe 7 confirment ce résultat, dans la mesure où il y apparaît clairement que l'écart entre la courbe de la série simulée suivant l'approche indirecte et la série observée est plus grand que celui entre la série simulée suivant l'approche directe et la série observée.

(ii)- S'agissant de l'erreur quadratique moyenne de prévision hors-échantillon qui se définit de manière analogue à l'EQM précédente sur la période de prévision, il ressort par contre que la méthode indirecte conduit à une erreur de prévision très faible (0.77) comparée à celle de la méthode directe (12.95). Toutefois, l'intervalle de confiance autour des valeurs prédites à partir de la méthode indirecte est relativement large, ce qui correspond à une certaine perte de précision. L'illustration de ce constat est donnée à la figure 3 de l'annexe 7.

(iii)- S'agissant des propriétés stochastiques des sous-indices, les résultats des modèles économétriques estimés pour chaque composante montre que celles-ci ne sont pas similaires. A ce titre, l'approche indirecte serait préférable à l'approche directe.

(iv)- S'agissant des corrélations entre les six sous-indices, le tableau 6 ci-dessous montre assez clairement que celles-ci sont relativement élevées. Sur cette base, l'approche directe serait préférable à l'approche indirecte.

Tableau 6 : Matrice de corrélation des sous-indices

	<i>albota</i>	<i>depmai</i>	<i>eduloi</i>	<i>habcha</i>	<i>sansoi</i>	<i>trskom</i>
<i>albota</i>	1.00					
<i>depmai</i>	0.89	1.00				
<i>eduloi</i>	0.71	0.61	1.00			
<i>habcha</i>	0.84	0.81	0.79	1.00		
<i>sansoi</i>	0.96	0.88	0.68	0.68	1.00	
<i>trskom</i>	0.83	0.79	0.81	0.79	0.79	1.00

(v)- S'agissant enfin de la plus petite variante résiduelle, les résultats d'estimation des modèles de l'indice général (1.64), d'une part, et des trois composantes les plus lourdes à savoir "*Albota*" (7.24), "*Depmai*" (1.32) et "*Trskom*" (1.61), d'autre part, montrent que le niveau d'agrégation le plus élevé, c'est-à-dire l'indice général n'a pas la variance résiduelle la plus faible. Dans ce cas, la méthode indirecte est préférable à la méthode directe.

Le bilan des résultats des cinq critères statistiques ci-dessus révèle que la discrimination entre les méthodes directe et indirecte conduit à retenir comme "*meilleure*" méthode autoprojective de la dynamique des prix à la consommation au Cameroun, la méthode indirecte qui avec trois critères favorables contre deux, fournit des prédictions hors-échantillon plus proches des réalisations que la méthode directe.

5 Conclusion

Cette étude visait la prédiction des tendances de court terme de l'évolution du niveau général des prix à la consommation des ménages au Cameroun en comparant les méthodes autoprojectives directe et indirecte. Les résultats obtenus montrent que la méthode de projection de l'indice général des prix à partir de ses sous-indices au niveau d'agrégation le plus élevé est préférable à la méthode autoprojective directe sur l'indice général lui-même. La méthode indirecte fournit à court terme, de bonnes prédictions hors-échantillon du niveau général des prix à la consommation des ménages au Cameroun. De plus, elle présente l'avantage d'isoler, dans l'analyse conjoncturelle, les chocs exogènes susceptibles d'affecter certains sous-indices, d'une part, et d'anticiper l'évolution des prix de certains produits de consommation courante à très court terme, d'autre part.

Un prolongement envisageable de ce travail serait de combiner les prédictions des deux méthodes avec celles d'autres méthodes de type *Lissages exponentiels simple, double ou généralisés*, comme dans Bates et Granger (1969), Granger et Newbold (1986) ou Granger (1989).

References

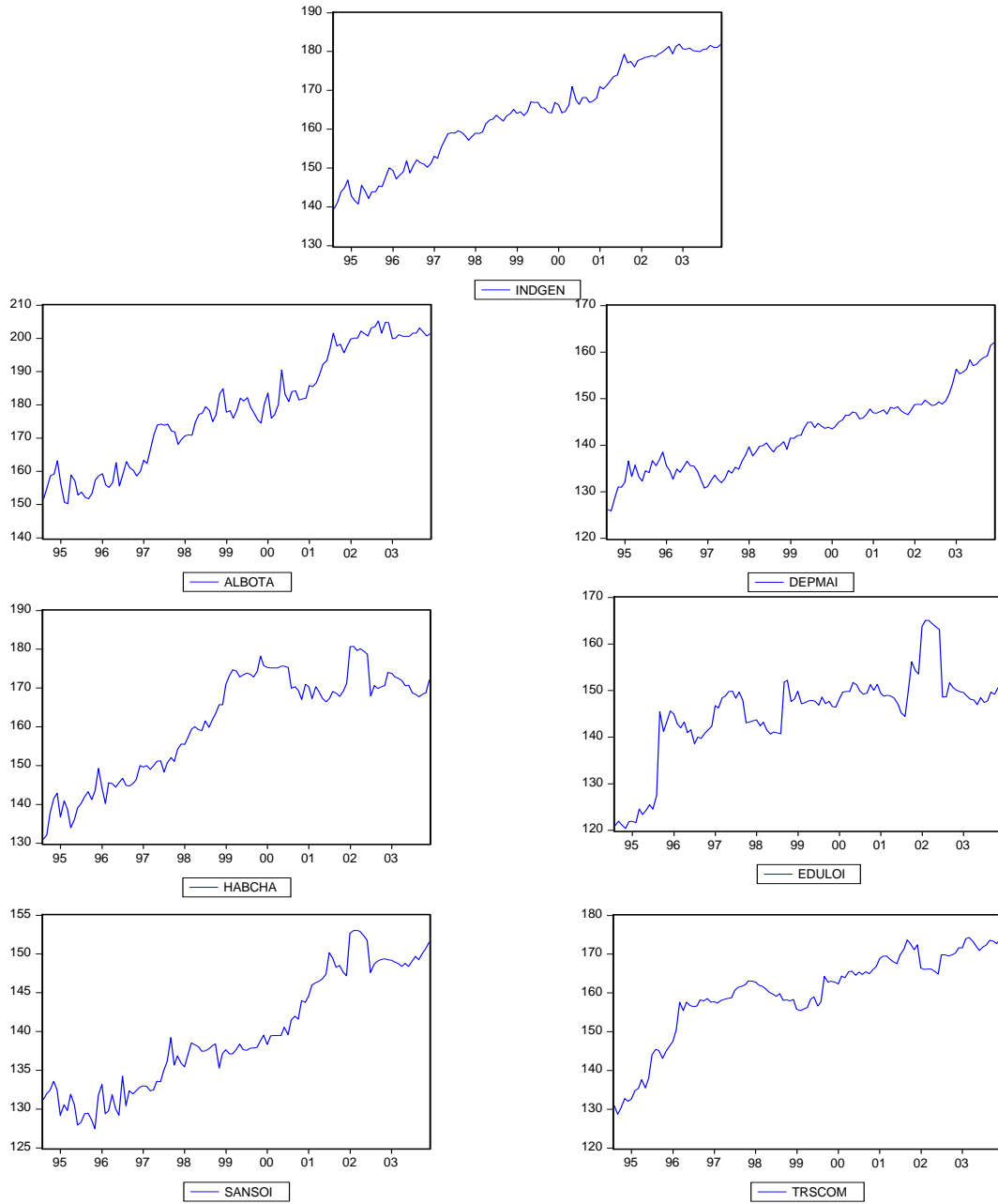
- [1] Aerts, M. & Claeskens, G. [2001], “Bootstrap Tests for Misspecified Models, with Application to Clustered Binary Data”, *Journal of Computational Statistics and Data Analysis*, 36, 383-401.
- [2] Bai J. and Perron P. [1998], “Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes”, *Econometrica*, 66(1), 47-78.
- [3] Banerjee A., Lumsdaine R.L. and Stock J.H. [1992], “Recursive and Sequential Tests of the Unit root and Trend Break Hypotheses : Theory and International Evidence”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 10 (3), 271-288.
- [4] Bates J. and Granger C.W.J. [1969], “The Combination of Forecasts”, *Operational Research Quarterly*, 20, 451-468.
- [5] Bergström P. [1999], “Bootstrap Methods and Applications in Econometrics - A Brief Survey”, *Working Paper*, Department of Economics, Uppsala University.
- [6] Bresson G. et Pirotte A. [1995], *Econométrie des séries temporelles*, 1^{ère} édition, PUF.
- [7] Brock W., Dechert W., Scheinkman J. and LeBaron B. [1996], “A Test for Independence Based on the Correlation Dimension”, *Econometric Reviews*, 15, 197-235.
- [8] Elliot G., Rothenberg T. and Stock H-J. [1996], “Efficient Test for an Autoregressive Unit Root”, *Econometrica*, Vol.64, No. 4, 813-836.
- [9] Flachaire E. [2000], “Les méthodes du bootstrap dans les modèles de régression”, *Economie et Prévision*, n° 142 2000-1, pp 183-194.
- [10] Fuller A.W. [1996], *Introduction to Statistical Time Series*, Second edition, Iowa State University, A Wiley-Interscience Publication.
- [11] Gouriéroux C. et Monfort A. [1995], *Séries temporelles et modèles dynamiques*, 2^{ème} édition, Economica.
- [12] Granger C.W.J. [1989], “Combining Forecasts - Twenty Years Later”, *Journal of Forecasting*, 8, 167-173.

- [13] Granger C.W.J. and Newbold P. [1986], *Forecasting Economic Time Series*, Second edition, Academic Press.
- [14] Grassberger P. and Procaccia I. [1983], “Measuring the Strangeness of Strange Attractors”, **physica 9D*, 189-208.
- [15] Hamilton J.D. [1994], *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- [16] Johnston J. [1998], *Méthodes économétriques*, Tome 2, 3^{ième} édition, Economica.
- [17] Jondeau E., Le Bihan H. et Sédillot F.[1999], “Modélisation et prévision des indices des prix sectoriels”, *Banque de France, Notes d’Etudes et de Recherche*.
- [18] Kaiser R. and Maravall A. [1999a], “Seasonal Outliers in Time Series”, *Banco de España, Documento de Trabajo* n. 9915.
- [19] Kaiser R. and Maravall A. [1999b], “A Reflection on Direct Versus Indirect Adjustment from Model Based Perspective”, *Manuscript*.
- [20] Kapetanios G. [2002], “Unit Root Testing against the Alternative Hypothesis of up to m Structural Breaks,” *Working Papers* wp469, Queen Mary, University of London, Department of Economics.
- [21] Kennedy E.P. [nov.1999], “Bootstrapping Student Understanding of What is Going on in Econometrics”, *Jouranl of Economic Education*, Middlebury College, pp.110-123.
- [22] Kočenda E. [2001], “An Alternative to the BDS Test : Integration Across the Correlation Integral”, *Economic Research and Graduate Education, Charles University*, Czech Republic.
- [23] Loungani P. and Swagel P. [1998], “Sources of Inflation in Developing Countries”, *International Monetary Fund, Working Paper*, WP/01/98.
- [24] Mialou A. [2002], “L’inflation sous-jacente en Afrique du sud et au Gabon: une modélisation à partir de l’approche VAR structurelle”, *Banque des Etats de l’Afrique Centrale, Notes d’Etudes et de Recherche*, n° 1.

- [25] Park J.Y. [2003], “Bootstrap Unit Root Tests”, *Econometrica*, Vol. 71, No. 6, 1845-1895.
- [26] Planas C. and Campolongo F. [1999], “The Seasonal Adjustment of Contemporaneously Aggregated Series”, *Manuscript, Institutue for Systems, Informatics and Safety*.
- [27] Stock J-H. [1994], “Unit Roots, Structural Breaks and Trends”, in *Engle R.F. & McFadden D.L, Handbook of Econometrics, Elsevier Science B.V. Vol. IV*.
- [28] Zivot A. and Andrews D.W.K. [1992], “Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock and the Unit Root Hypothesis”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 10 (3), 251-270.

ANNEXES

A.1.- Représentations graphiques des séries analysées



A.2.- Test de racine unitaire vs m breaks structurels; Kapetanios (nov.2002)

Il s'agit d'un test récursif et séquentiel de racine unitaire versus une hypothèse à m breaks structurels. Ce test s'appuie sur la technique “*DF t-statistic minimum*” proposée par Banerjee, Lumsdaine et Stock (1992), et Zivot et Andrews (1992) pour le cas à un seul break. De plus, il se base sur les modèles suivants sous H_1 :

$$(A) \quad y_t = \mu_0 + \mu_1 t + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \gamma_i \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^m \Phi_i DU_{i,t} + \varepsilon_t$$

$$(B) \quad y_t = \mu_0 + \mu_1 t + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \gamma_i \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^m \Psi_i DT_{i,t} + \varepsilon_t$$

$$(C) \quad y_t = \mu_0 + \mu_1 t + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \gamma_i \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^m \Phi_i DU_{i,t} + \sum_{i=1}^m \Psi_i DT_{i,t} + \varepsilon_t$$

$1 - \gamma(L)$ a toutes ses racines à l'extérieur du cercle unité, où

$$\gamma(L) = \sum_{j=1}^k \gamma_j L^j.$$

$DU_{i,t} = 1(t > T_{b,i})$ et $DT_{i,t} = 1(t > T_{b,i})(t - T_{b,i})$ avec $T_{b,i} + 1$, la date du i ème break structurel.

Les hypothèses du test sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \alpha = 1, \mu_1 = \Phi_1 = \dots = \Phi_m = \Psi_1 = \dots = \Psi_m = 0 \\ vs \quad \left| \begin{array}{l} H_i : \alpha < 1, \Phi_{i+1} = \dots = \Phi_m = \Psi_{i+1} = \dots = \Psi_m = 0, i = 1, 2, \dots, m-1 \\ H_m : \alpha < 1 \end{array} \right. \end{array} \right.$$

Les breaks étant endogénéisés, la procédure de détection de ceux-ci est identique à la méthode de balayage proposée par Bai et Perron (1998). Elle peut être résumée comme suit :

1.- Etant donné un nombre maximum m de breaks, on commence par rechercher un seul break entre les dates $2, 3, \dots, T-1$, puis on calcule la t -statistique de l'hypothèse nulle $\alpha = 1$ pour chacune des partitions possibles

de l'échantillon. On désigne par τ_1^a , l'ensemble des partitions possibles de l'échantillon, et par τ^1 , l'ensemble des $t - statistiques$ ainsi calculées.

2.- On choisit comme date du premier break, celle correspondant au minimum de la somme des carrés des résidus (SCR) donnée, dans le cas du modèle (C) -le plus général-, par :

$$SCR = \sum_{t=k+2}^T \left(y_t - \hat{\mu}_0 - \hat{\mu}_1 t - \hat{\alpha} y_{t-1} - \sum_{i=1}^k \hat{\gamma}_i \Delta y_{t-i} - \sum_{i=1}^m \hat{\Phi}_i DU_{i,t} - \sum_{i=1}^m \hat{\Psi}_i DT_{i,t} \right)^2$$

où k est supposée connu.

3.- On impose à l'échantillon, la date de break retenue, puis on recommence la recherche de la date du deuxième break dans toutes les partitions du sous-échantillon restant. On désigne l'ensemble de toutes ces partitions par τ_2^a . On obtient l'ensemble des $t - statistiques$ de l'hypothèse nulle $\alpha = 1$ pour toutes les partitions et on le note τ^2 . On joint τ^1 et τ^2 pour obtenir l'ensemble $\tau_1^2 = \tau^1 \cup \tau^2$.

4.- On choisit la date associée à la plus petite SCR comme la date du deuxième break.

5.- On répète les étapes 3. et 4. jusqu'à obtenir m dates de breaks estimées. On désigne l'ensemble résultant de toutes les partitions possibles de l'échantillon par $\tau_i^a, i = 3, \dots, m$.

6.- On retient enfin comme statistique de test, la t-stistique minimum

$$\tau_{\min}^m \text{ de l'ensemble } \tau_1^m = \bigcup_{i=1}^m \tau^i$$

$$\tau_{\min}^m = \min \left\{ \bigcup_{i=1}^m \tau^i \right\}$$

En réécrivant les dates de breaks sous la forme $T\delta_1, T\delta_2, \dots, T\delta_m$, Kapetanios montre que, sous l'hypothèse nulle de racine unitaire, la statistique de test ci-dessus retenue est correctement définie par une distribution asymptotique qui sera la même que celle du minimum de

$$\frac{\int_0^1 W_i^* (\widehat{\boldsymbol{\delta}}_i, r) dW(r)}{\left(\int_0^1 W_i^* (\widehat{\boldsymbol{\delta}}_i, r) dr \right)^{1/2}}$$

en $\widehat{\boldsymbol{\delta}}_i$, où $\widehat{\boldsymbol{\delta}}_1 = \widehat{\delta}_1$, $\widehat{\boldsymbol{\delta}}_i = (\widehat{\delta}_1, \dots, \widehat{\delta}_{i-1}, \delta_i)$, $i = 2, \dots, m$ et $W_i^* (\boldsymbol{\delta}_i, r)$, $\boldsymbol{\delta}_1 = \delta_1$, $\boldsymbol{\delta}_i = (\delta_1, \dots, \delta_i)$, $i = 2, \dots, m$, est le résidu temporel continu de la projection d'un mouvement brownien sur les fonctions

$$[1, r, 1(r > \delta_1), (r - \delta_1) 1(r > \delta_1), \dots, 1(r > \delta_i), (r - \delta_i) 1(r > \delta_i)]$$

Dans $\widehat{\boldsymbol{\delta}}_i$ le seul paramètre variant avec la minimisation est δ_i . Les autres fractions des dates de breaks sont données par les estimations à partir des minimisations des *SCR*.

La région critique de ce test au seuil α est donnée par :

$$W\alpha = \{ \tau^i, i = 1, 2, \dots, m / \tau_{\min}^m < Kp_{1-\alpha}(m) \}$$

où $Kp_{1-\alpha}(m)$ désigne le fractile d'ordre $1 - \alpha$ (en fonction du nombre m de breaks) tabulé par Kapetanios à partir de simulations Monte Carlo.

A.3.- Résultats des estimations des modèles caractéristiques de la dynamique des différents sous-indices

A.3.1.- Composante Alimentation, boissons et tabacs

Dependent Variable : ALBOTA

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
C	83.367	17.009	4.901	0.000
DU_aou01	22.465	8.679	2.588	0.011
$1_{Mai00}(t)$	9.513	2.537	3.780	0.000
@trend	0.251	0.055	4.569	0.000
$Du_aou * @trend$	-0.207	0.088	-2.346	0.021
$ALBTOTA(-1)$	0.453	0.112	4.036	0.000
$MA(1)$	0.381	0.120	3.180	0.001
$R^2 = 0.97$		$Q_{stat}(12) = 4.50$		
$F = 692.07$		$JB = 1.31$		
$T = 112$		$V_{res} = 7.24$		

où $DU_aou01 = 1 (t \geq Aout 2001)$

A.3.2.- Composante Dépenses de maison

Dependent Variable : DEPMAI

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
C	15.618	6.161	2.535	0.013
$1_{Fev95}(t)$	4.739	1.168	4.056	0.000
$1_{Dec96}(t)$	-2.874	1.171	-2.453	0.016
$1_{Jan03}(t)$	3.147	1.172	2.685	0.008
@trend	0.030	0.012	2.556	0.012
$Depmai(-1)$	0.698	0.088	7.922	0.000
$Depmai(-2)$	0.182	0.090	2.029	0.045
$R^2 = 0.98$		$Q_{stat}(12) = 10.83$		
$F = 878.82$		$JB = 1.00$		
$T = 111$		$V_{res} = 1.32$		

A.3.3.- Composante Santé et soins personnels

Dependent Variable : SANSOI

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
$1_{Jan02}(t)$	6.154	1.101	5.590	0.000
DU_JaJun2	-0.654	0.277	-2.363	0.020
$Sansoi(-1)$	1.001	0.000	5842.879	0.000
$MA(1)$	-0.607	0.054	-11.203	0.000
$MA(12)$	-0.368	0.052	-7.061	0.000
$R^2 = 0.97$		$Q_{stat}(12) = 12.81$		
$F = 903.17$		$JB = 4.49$		
$T = 112$		$V_{res} = 1.59$		

où $DU_jajun2 = 1$ (2002 : 01 $\leq t \leq$ 2002 : 06)

A.3.4.- Composante Education et loisirs

Dependent Variable : EDULOI

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
C	8.960	2.968	3.018	0.003
$1_{Sep95}(t)$	17.092	2.069	8.261	0.000
$1_{Oct97}(t)$	-4.681	1.986	-2.357	0.020
$1_{Sep98}(t)$	11.221	1.983	5.567	0.000
$1_{Oct01}(t)$	6.199	2.001	3.098	0.002
DU_JaJun2	2.409	0.974	2.473	0.015
$Eduloi(-1)$	0.937	0.020	45.762	0.000
$MA(6)$	-0.329	0.095	-3.452	0.001
$R^2 = 0.95$		$Q_{stat}(12) = 10.52$		
$F = 303.26$		$JB = 332.16$		
$T = 112$		$V_{res} = 3.69$		

A.3.5.- Composante Habillement et chaussures

Dependent Variable : HABCHA

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
C	5.524	1.784	3.097	0.002
$1_{Jan95}(t)$	-7.316	1.934	-3.783	0.000
$1_{Dec95}(t)$	4.094	1.958	2.091	0.039
$1_{Fev96}(t)$	-5.129	1.944	-2.638	0.010
$1_{Jan02}(t)$	9.388	1.888	4.972	0.000
$1_{Juil02}(t)$	-11.073	1.902	-5.820	0.000
$Habcha(-1)$	0.968	0.011	87.919	0.000
$MA(2)$	-0.241	0.100	-2.434	0.017
$R^2 = 0.98$		$Q_{stat}(12) = 7.30$		
$F = 765.64$		$JB = 11.48$		
$T = 112$		$V_{res} = 4.33$		

A.3.6.- Composante Transport et communication

Dependent Variable : TRSCOM

Method : Least Squares

Variable	Coeff.	Std.Error	t-stat	Prob
$1_{Juil95}(t)$	4.557	1.300	3.504	0.001
$1_{Sep99}(t)$	6.372	1.274	5.000	0.000
$1_{Jan02}(t)$	-6.211	1.276	-4.869	0.000
$1_{Juil02}(t)$	4.852	1.274	3.805	0.000
@trend * $DU_AO94MAR96$	0.118	0.027	4.276	0.000
$Trscom(-1)$	1.000	0.001	1246.882	0.000
$R^2 = 0.99$		$Q_{stat}(12) = 5.86$		
$F = 1635.47$		$JB = 17.22$		
$T = 112$		$V_{res} = 1.27$		

où $DU_AO94MAR96 = 1$ (1994 : 08 $\leq t \leq$ 1996 : 03)

A.4.- Une alternative au BDS test : le test de Kočenda (2001)

Une approche non-paramétrique de test des cas non linéaires en séries temporelles, conçue par Brock, Dechert et Scheinkman (1987) et développée dans Brock, Dechert, Scheinkman et LeBaron (1996), est connue sous le nom *BDS test*. L'hypothèse nulle suppose que les données sont indépendantes et identiquement distribuées (*iid*). Ce test est unique dans son habileté à détecter les indépendances non linéaires dans les séries linéairement dépendantes.

Kočenda (2001) suggère un test alternatif dont les objectifs sont d'offrir plusieurs améliorations du BDS test. Toutefois, les deux méthodes se basent sur le concept théorique de "corrélacion intégrale" décrit par Grassberger et Procaccia (1983). Afin de réaliser le BDS test, certains paramètres doivent être choisis arbitrairement, *ex ante*, avec des marges de manoeuvre théoriques limitées. De ce fait, il pourrait vraisemblablement conduire au choix de valeurs inappropriées pour ces paramètres. La proposition alternative de Kočenda vise donc à éliminer les sélections arbitraires autour du paramètre ε , en se basant sur la corrélation intégrale, pour discriminer entre les systèmes chaotiques déterministes et les systèmes stochastiques. La définition de cette corrélation intégrale est simple :

Soit $\{x_t\}_1^T$ une série temporelle scalaire générée de façon aléatoire à partir de sa densité f . Formons un m -vecteur que nous appellerons *m-histoires*, $x_t^m = (x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+m-1})$.

La corrélation intégrale pour m fixée est donnée par :

$$C_{m,T}(\varepsilon) = \frac{2 \sum_{t=1}^{T-m-1} \sum_{s=t+1}^{T-m} I_\varepsilon(x_t^m, x_s^m)}{T_m(T_m - 1)}$$

où $T_m = T - m + 1$ et $I_\varepsilon(x_t^m, x_s^m)$ est une fonction indicatrice de l'événement $\|x_t^m - x_s^m\| = \max_{i=0,1,\dots,m-1} |x_{t+i} - x_{s+i}| < \varepsilon$.

Ainsi, la corrélation intégrale mesure le pourcentage de paires comprises dans un intervalle de largeur ε pour une valeur particulière de m .

La statistique du BDS test, pour un échantillon de taille T est alors définie par :

$$BDS_{m,T}(\varepsilon) = \sqrt{T} \frac{[C_{m,T}(\varepsilon) - C_{1,T}(\varepsilon)^m]}{\sigma_{m,T}(\varepsilon)}$$

le paramètre de proximité ε est choisi arbitrairement et $\sigma_{m,T}(\varepsilon)$ est l'écart-type empirique de la statistique au numérateur, qui varie en fonction de m . En utilisant les paires du vecteur m -histoires, il arrive très souvent, en classifiant celles-ci par rapport à un ε spécifique que le BDS test est capable de révéler des éléments cachés qui n'apparaîtraient pas clairement dans une distribution purement aléatoire. Toutefois, quoique le BDS test soit facile à mettre en oeuvre, il souffre néanmoins d'un inconvénient majeur; les valeurs des paramètres m et ε doivent être déterminées *ex ante*.

Le test alternatif de Kočenda suggère de considérer un estimateur des MCO de la dimension de corrélation sur un intervalle de valeurs de ε , et ainsi, être intuitivement proche de la vraie dimension de corrélation que le BDS test.

Pour résumer, ce test alternatif de l'hypothèse *iid* est développée, pour différentes valeurs de m et ε , en calculant les rapports du logarithme de la corrélation intégrale sur le logarithme du paramètre de proximité. Les coefficients ainsi calculés peuvent être estimés par :

$$\beta_m = \frac{\sum \varepsilon \left\{ \left(\ln(\varepsilon) - \overline{\ln(\varepsilon)} \right) \left(\ln(C_m(\varepsilon)) - \overline{\ln(C_m(\varepsilon))} \right) \right\}}{\sum \varepsilon \left(\ln(\varepsilon) - \overline{\ln(\varepsilon)} \right)^2}$$

où $\ln(\varepsilon)$ est le logarithme du paramètre de proximité, $\ln(C_m(\varepsilon))$ est la valeur de la corrélation intégrale, m est la dimension fixée, et les variables avec une barre au-dessus désignent la moyenne de leur contrepartie sans barre. Tant que l'intervalle des valeurs du seuil de tolérance ε sont utilisées, les coefficients β_m ne dépendront pas d'un choix arbitraire de ε . La même remarque est valable pour m . En effet, un intervalle de valeurs de m est aussi utilisé, ce qui offre suffisamment de variétés pour saisir une structure dimensionnelle plus complexe sans éliminer des opportunités inexplorées.

Théoriquement, les coefficients β_m , sous H_0 , devraient être respectivement égaux à la dimension m à laquelle cette statistique est calculée. Kočenda montre effectivement que ces estimateurs sont toujours tels que $\beta_m \leq m$.

Ainsi, si les observations sont *iid*, alors les β_m sont à l'intérieur de certains intervalles de confiance par rapport à m .

Soient $L\alpha$ et $U\alpha$ les bornes inférieure et supérieure respectives de l'intervalle de confiance de niveau $(1 - \alpha)$. Alors, la région critique au niveau α de l'hypothèse nulle est donnée par :

$$W\alpha = \{\beta_m / (\beta_m < L\alpha) \vee (\beta_m > U\alpha)\}$$

Les valeurs critiques de ce test ont été tabulées par Kočenda.

Ce test peut être effectué automatiquement à partir du *K2K-program* téléchargeable à l'adresse internet <http://home.cerge-ei.cz/kocenda/software.htm>.

A.5.- Résultats du test de Kocenda appliqué aux résidus re-standardisés des différents modèles estimés

A.5.1.- Résidus restandardisés du modèle de l'indice général INDGEN

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.671	reject	do not reject
3	2.364	reject	do not reject
4	3.083	reject	do not reject
5	3.533	reject	do not reject

A.5.2.- Résidus restandardisés du modèle du sous-indice ALBOTA

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.730	do not reject	do not reject
3	2.535	do not reject	do not reject
4	3.473	do not reject	do not reject
5	4.386	do not reject	do not reject

A.5.3.- Résidus restandardisés du modèle du sous-indice DEPMAI

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.718	do not reject	do not reject
3	2.606	do not reject	do not reject
4	3.570	do not reject	do not reject
5	4.462	do not reject	do not reject

A.5.4.- Résidus restandardisés du modèle du sous-indice EDULOI

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.497	reject	do not reject
3	2.257	reject	do not reject
4	2.984	reject	do not reject
5	3.509	reject	do not reject

A.5.5.- Résidus restandardisés du modèle du sous-indice HABCHA

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.472	reject	do not reject
3	2.254	reject	do not reject
4	3.115	reject	do not reject
5	3.553	reject	do not reject

A.5.6.- Résidus restandardisés du modèle du sous-indice SANSOI

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.408	reject	do not reject
3	1.955	reject	do not reject
4	2.503	reject	do not reject
5	2.943	reject	do not reject

A.5.7.- Résidus restandardisés du modèle du sous-indice TRSCOM

Epsilon range : 0.50 - 1.50

Set of critical values : 500

Dimension (m)	K2K	Signif.(1%)	Signif.(5%)
2	1.517	reject	do not reject
3	2.363	reject	do not reject
4	3.200	reject	do not reject
5	3.367	reject	do not reject

A.6.- Intervalles de confiance à 5 % pour les différents sous-indices

A.6.1.- Intervalles de confiance à 5% de la composante ALBOTA

Horizon (h)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	201.60	196.33	206.88
2	201.72	194.85	208.58
3	201.81	194.66	208.96
4	201.89	194.68	209.09
5	201.97	194.75	209.18
6	202.04	194.82	209.26

A.6.2.- Intervalles de confiance à 5% de la composante DEPMAI

Horizon (h)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	157.77	155.53	160.02
2	157.95	155.21	160.69
3	158.14	154.76	161.52
4	158.33	154.56	162.10
5	158.53	154.80	162.25
6	158.73	154.85	162.82

A.6.3.- Intervalles de confiance à 5% de la composante SANSOI

Horizon (h)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	151.70	149.24	154.16
2	152.00	149.35	154.64
3	152.30	149.51	155.08
4	152.38	149.47	155.30
5	152.65	149.61	155.69
6	153.13	149.97	156.29

A.6.4.- Intervalles de confiance bootstrap à 5% de la composante HABCHA

Nombre de réplifications faites 50 000.

Horizon (h)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	172.22	157.66	187.09
2	171.55	152.54	195.09
3	171.65	140.40	210.87
4	171.75	127.76	227.18
5	171.84	114.96	243.54
6	171.94	102.19	259.33

A.6.5.- Intervalles de confiance bootstrap à 5% de la composante EDULOI

Nombre de réplifications faites 50 000.

Horizon (h)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	149.98	141.22	167.80
2	149.41	130.54	177.79
3	148.22	119.17	188.60
4	147.97	107.47	199.95
5	147.21	95.48	211.76
6	146.91	83.21	223.84

A.6.6.- Intervalles de confiance bootstrap à 5% de la composante TRSCOM

Nombre de réplifications faites 50 000.

Horizon (h)	Prédiction	Borne inf.	Borne sup.
1	174.11	134.81	191.50
2	174.22	128.91	197.57
3	174.33	122.99	203.75
4	174.45	117.07	209.94
5	174.55	111.07	216.16
6	174.67	105.04	222.39

A.7.- Représentations graphiques conjointes des séries observée et simulée respectivement selon les approches directe et indirecte

A.7.1.- Indice général observé et indice général simulé selon la méthode directe dans l'échantillon

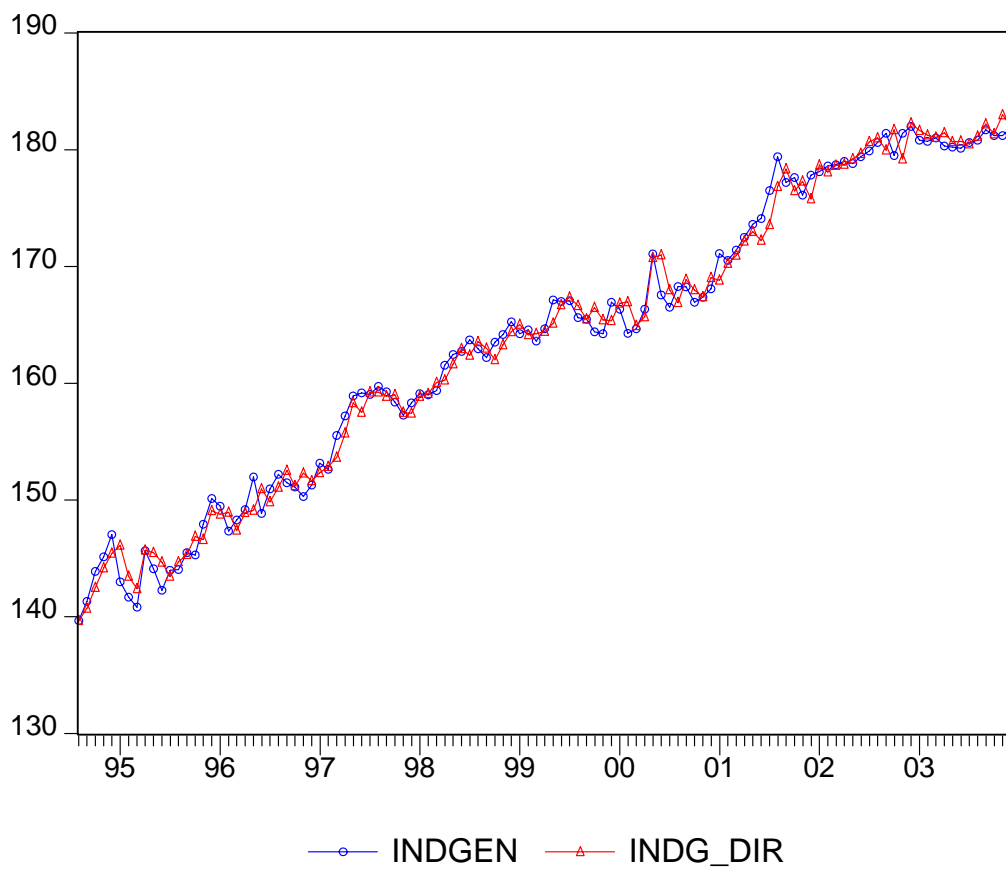


Figure 1

A.7.2.- Indice général observé et indice général simulé selon la méthode indirecte dans l'échantillon

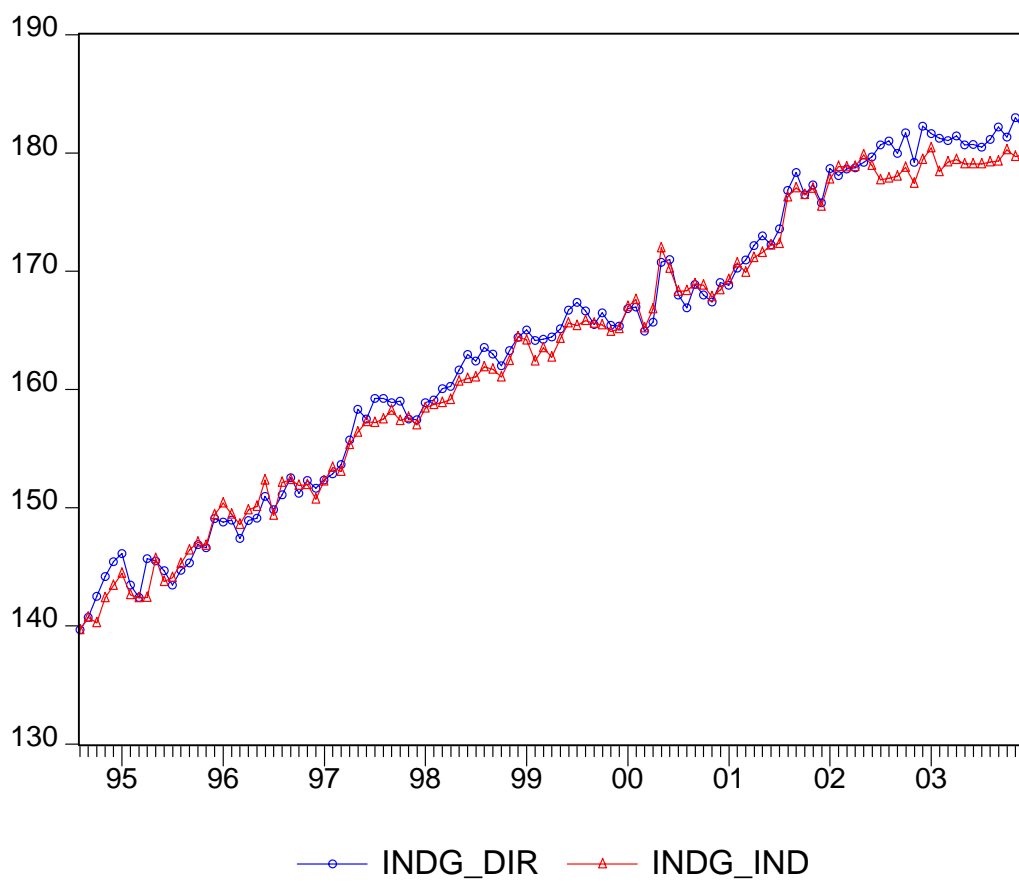


Figure 2

A.7.3.- Indice général observé et indice général simulé selon les méthodes directe et indirecte hors-échantillon avec intervalles de confiance respectifs à 5 %

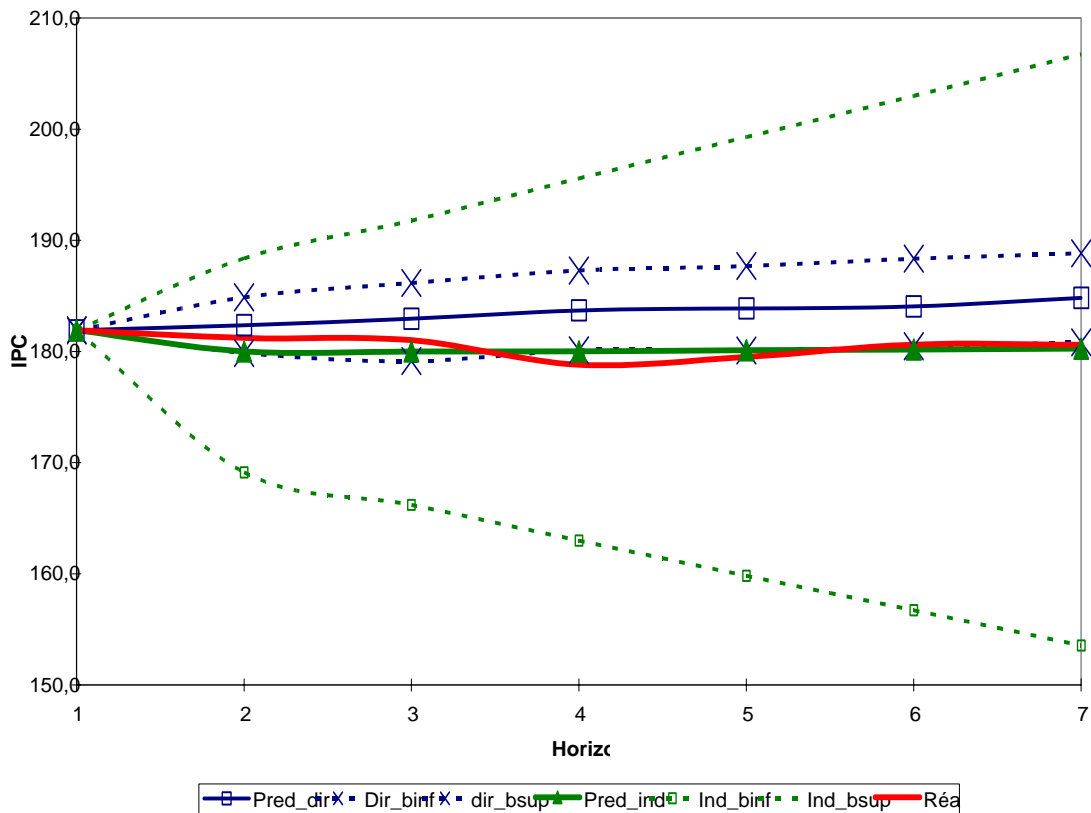


Figure 3