



BCEAO

BANQUE CENTRALE DES ETATS
DE L'AFRIQUE DE L'OUEST

LES PRECIS DU COFEB

ECONOMETRIE : GUIDE PRATIQUE TOME 2

LES MODELES DYNAMIQUES

Dr Fodiyé Bakary DOUCOURE

Novembre 2013



BCEAO
BANQUE CENTRALE DES ÉTATS
DE L'AFRIQUE DE L'OUEST

Direction Générale des Ressources Humaines et de la Formation
Centre Ouest Africain de Formation et d'Études Bancaires (COFEB)

LES PRECIS DU COFEB

N°004 / 2013

ECONOMETRIE : GUIDE PRATIQUE

TOME 2

LES MODELES DYNAMIQUES

Dr Fodiyé Bakary DOUCOURE

Novembre 2013

Les avis exprimés engagent
la responsabilité des seuls auteurs.

Table des matières

PREAMBULE.....	5
Introduction	7
Chapitre 2 : Modèles à décalages temporels.....	9
1. Pourquoi introduire des retards ? Quelques exemples.....	9
2. Modèles linéaires autorégressifs.....	9
2.1 Formulation générale.....	9
2.2. Modèle autorégressif d'ordre un.....	10
2.3 Tests d'autocorrélation et méthodes d'estimation	11
3. Modèles à retards échelonnés.....	15
3.1 Formulation générale.....	15
3.2 Détermination du nombre de retards.....	16
3.2.1 Critère de Akaike	16
3.2.2 Critère de Schwarz	16
Chapitre 3 : Cointégration et modèle à correction d'erreur.....	21
1. Introduction.....	12
2. Tests de stationnarité.....	21
2.1 Stationnarité.....	21
2.1.1 Définition.....	21
2.1.2 Exemple de processus stationnaire.....	22
2.2 Tests de stationnarité.....	22
2.2.1 Test de Dickey-Fuller Augmenté.....	23
2.2.2 Test de Phillips Perron.....	23
2.2.3 Test de Kwiatkowski, Philips, Schmidt et Shin	24

3. Variables intégrées d'ordre d.....	26
3.1 Opérateurs décalage et différence	26
3.1.1 Opérateur décalage.....	26
3.1.2 Opérateur différence.....	27
3.2 Notion d'intégration.....	27
3.2.1 Intégration.....	27
3.2.2 Quelques définitions.....	27
3.2.3 Exemples de processus non stationnaires	27
3.2.4 Propositions	30
4. Cointégration et modèle à correction d'erreur.....	30
4.1 Problème des régressions fallacieuses.....	30
4.2 Définition de la cointégration.....	31
4.3 Tests de cointégration.....	32
4.3.1 Test de Engle et Granger.....	32
4.3.2 Test de Johansen.....	33
4.4 Modèle à correction d'erreur.....	34
4.5 Conclusion.....	42
Conclusion.....	45
Références bibliographiques.....	45
Annexe : Instructions et codes des logiciels Eviews et Stata	
pour la résolution des applications proposées	49

PREAMBULE

Le présent opuscule constitue le quatrième numéro de la série « Les Précis du COFEB ». Il porte sur la théorie économétrique et ses applications.

Cet ouvrage traite les modèles dynamiques. Le premier chapitre traite en détail des modèles à décalages temporels (modèles linéaires autorégressifs et modèles à retards échelonnés). Dans le chapitre 2, la cointégration et le modèle à correction d'erreur sont étudiés.

Ecrit dans un langage relativement simple, par un universitaire, ce document expose avec clarté, précision et méthode les notions de base en économétrie. Cet ouvrage s'efforce d'exprimer par des phrases ce que beaucoup d'autres laissent le soin à leur lecteur d'imaginer. Toutes les démonstrations sont omises, parce qu'elles n'apparaissent pas nécessaires à la compréhension de la démarche.

La bonne compréhension du contenu oblige toutefois à avoir assimilé un certain nombre d'éléments de statistique descriptive et de statistique mathématique.

Ce document est le fruit de divers enseignements d'économétrie dispensés par l'auteur au Centre Ouest Africain de Formation et d'Etudes Bancaires (COFEB) de la Banque Centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest et à la Faculté des Sciences Economiques et de Gestion de l'Université Cheikh Anta Diop de Dakar. Il s'adresse ainsi principalement aux agents de la BCEAO et aux auditeurs du COFEB. Il sera également utile aux professionnels qui utilisent les techniques économétriques dans la mesure où chaque chapitre est systématiquement illustré d'applications empiriques.

Pour rappel, dans le tome 1, nous avons essentiellement considéré des modèles dans lesquels les variables sont toutes exprimées au même instant du temps. Sur de tels modèles, les effets sont dits synchrones.

Le tome 2 traite des modèles dynamiques dans lesquels les variables exogènes apparaissent avec plusieurs décalages. On y présente les critères d'information et les tests de racine unité et de cointégration. Ainsi, le second tome présente, les modèles dynamiques, principalement le modèle linéaire autorégressif, le modèle à retards échelonnés et le modèle à correction d'erreur.

INTRODUCTION

Le présent document sur le thème « Econométrie : guide pratique », s'inscrit dans le cadre de la politique de vulgarisation des concepts économétriques à l'intention des agents de la Banque Centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest. Il repose sur une approche essentiellement descriptive des méthodes économétriques et se propose de présenter de façon simple des concepts à priori complexes.

L'économétrie est la mesure des phénomènes économiques. Elle constitue une branche de la science économique qui fait appel conjointement à la théorie économique, la statistique, les mathématiques et l'informatique.

L'économétrie, en tant que discipline, est née en 1930 lors de la création de la Société d'économétrie par Ragnar Frisch, Charles Roos et Irving Fisher.

L'économétrie est un ensemble de méthodes statistiques appliquées à l'économie. Elle a deux fonctions essentielles :

- i) tester les théories économiques ou, plus modestement certaines assertions de la théorie économique;
- ii) évaluer les paramètres en jeu dans les relations économiques.

L'économétrie est une branche de la science économique consistant à établir des lois ou à vérifier des hypothèses à partir de données chiffrées tirées de la réalité.

CHAPITRE II

LES MODELES A DECALAGES TEMPORELS

Dans le tome 1, nous avons essentiellement considéré des modèles dans lesquels les variables sont toutes exprimées au même instant du temps. Sur de tels modèles, les effets sont dits synchrones. La théorie économique postule couramment des effets retardés qui peuvent être de deux types : les modèles autorégressifs et les modèles à retards échelonnés. Dans le modèle autorégressif, la variable retardée est la variable endogène. Par contre, dans les modèles à retards échelonnés, les variables exogènes apparaissent avec plusieurs décalages.

1. Pourquoi introduire des retards ? Quelques exemples

En économie, il est fréquent que la valeur présente de la variable endogène dépende des valeurs passées des variables exogènes. En d'autres termes, l'influence des variables explicatives ne s'exerce qu'après un certain temps, appelé retard ou décalage. La présence de telles variables peut, en fait, être justifiée par des motifs divers : intégration d'un schéma d'anticipation dans l'équation, phénomènes de mémoire ou tendance à l'inertie (par exemple, modèles faisant dépendre la consommation de la date t à la consommation de la date $t-1$), existence de temps de réaction psychologiques ou techniques (par exemple, modèles faisant dépendre la consommation de la date t du revenu de la date $t-1$ pour la raison que le revenu doit être perçu avant d'être dépensé), etc.

2. Les modèles linéaires autorégressifs

2.1 Formulation générale

Lorsqu'on étudie un phénomène économique, il arrive souvent qu'à côté de la valeur prise par la variable endogène à l'instant t figurent les valeurs prises par cette même variable aux instants $t-1$, $t-2$, ..., $t-h$. Dans ce cas on se trouve en présence d'un modèle autorégressif.

Soit la formulation

$$Y_t = b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_h Y_{t-h} + a_0 + a_1 X_{1t} + a_2 X_{2t} + \dots + a_k X_{kt} + \varepsilon_t$$

ou encore

$$Y_t = \sum_{j=1}^h b_j Y_{t-j} + a_0 + \sum_{i=1}^k a_i X_{it} + \varepsilon_t$$

2.2. Modèle autorégressif d'ordre un

Le modèle général spécifié ci-dessus est rarement utilisé, le plus souvent nous nous limitons à des modèles autorégressifs d'ordre un de la forme :

$$Y_t = bY_{t-1} + a_0 + a_1 X_{1t} + a_2 X_{2t} + \dots + a_k X_{kt} + \varepsilon_t$$

Ce modèle est dit stable si $|b| < 1$ et explosif si $|b| > 1$.

Un exemple classique de modèle autorégressif d'ordre un est

$$C_t = b C_{t-1} + a_0 + a_1 R_t + \varepsilon_t$$

où C_t est la consommation au temps t et R_t le revenu au temps t . La consommation est la variable endogène, le revenu est exogène.

On démontre¹ que :
$$C_t = a_1 \sum_{i=0}^{+\infty} b^i R_{t-i} + \frac{a_0}{1-b}$$

Le coefficient b représente le degré d'inertie de la consommation. La réaction de la consommation à une modification du revenu est d'autant plus lente que le coefficient b est proche de 1.

Remarque 2.1 : Élasticités de court et long termes

Considérons le modèle linéaire autorégressif d'ordre un dans lequel toutes les variables sont exprimées en logarithmes népériens :

$$\log(Y_t) = b \log(Y_{t-1}) + a_0 + a_1 \log(X_{1t}) + a_2 \log(X_{2t}) + \dots + a_k \log(X_{kt}) + \varepsilon_t$$

Le coefficient a_0 représente la constante du modèle.

Les coefficients $a_1, a_2, \dots, a_k$ sont les élasticités de court terme.

Les coefficients $\frac{a_1}{1-b}, \frac{a_2}{1-b}, \dots, \frac{a_k}{1-b}$ sont les élasticités de long terme.

¹ - On néglige le terme d'erreur pour simplifier le calcul.

2.3 Tests d'autocorrélation et méthodes d'estimation

La méthode d'estimation adéquate dépend d'une éventuelle autocorrélation des erreurs ; or dans le cas d'un modèle autorégressif, le test du Durbin et Watson a une puissance limitée et est biaisé. C'est pourquoi il convient d'utiliser le test de Breusch et Godfrey (1978). Si les erreurs ne sont pas corrélées, l'estimation des paramètres se fait par la méthode des moindres carrés ordinaires. En cas d'autocorrélation des erreurs, nous pouvons utiliser différentes méthodes d'estimation : la méthode de Cochrane et Orcutt, la méthode de Hildreth et Lu, la méthode du maximum de vraisemblance ou la méthode des variables instrumentales.

Application 9. Estimation d'un modèle linéaire autorégressif

On dispose pour le Sénégal et sur la période 1972 à 2001, des séries macroéconomiques Investissement (INV) Produit Intérieur Brut (PIB) et Taux d'intérêt (TXINT). Nous disposons des données du tableau 1. On fait l'hypothèse que les variables INV, PIB et TXINT vérifient le modèle linéaire autorégressif :

$$\log(INV_t) = b \log(INV_{t-1}) + a_0 + a_1 \log(PIB_t) + a_2 TXINT_t + \varepsilon_t$$

- 1) Estimer les paramètres par la méthode des moindres carrés ordinaires.
- 2) Interpréter économiquement les élasticités de court et de long termes.
- 3) Interpréter la valeur du coefficient de détermination R^2 .
- 4) Simuler le modèle.
- 5) Prévoir l'investissement pour les années 2002 à 2004.

TABEAU 1 : Investissement, PIB et Taux d'intérêt du Sénégal

Année	INV	PIB	TXINT
1972	158	1090	3.5
1973	202	1255	5.5
⋮	⋮	⋮	⋮
2001	925	4620	6.5

Corrigé :

- 1) L'estimation des paramètres par les MCO conduit aux résultats figurant dans le tableau 2.

TABEAU 2 : Estimation du modèle linéaire autorégressif par les MCO

Dependent Variable: LOG(INV)				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.2653	0.3981	-3.1783	0.0039
LOG(INV(-1))	0.4280	0.0835	5.1242	0.0000
LOG(PIB)	0.6465	0.1024	6.3098	0.0000
TXINT	-0.0474	0.0099	-4.7794	0.0001
R-squared	0.9659	Mean dependent var	6.1837	
Adjusted R-squared	0.9618	S.D. dependent var	0.5010	
S.E. of regression	0.0978	Akaike info criterion	-1.6835	
Sum squared resid	0.2393	Schwarz criterion	-1.4949	
Log likelihood	28.41091	Durbin-Watson stat	2.4036	
F-statistic	236.4473			
Prob(F-statistic)	0.0000			

Les paramètres estimés sont :

$$\hat{b} = 0,428 \quad \hat{a}_0 = -1,265 \quad \hat{a}_1 = 0,646 \quad \hat{a}_2 = -0,047$$

2) Elasticités de court et de long termes

2.1) Elasticités de court terme

-- L'élasticité de court terme de l'investissement par rapport au PIB est $\hat{a}_1 = 0,646$. A court terme, si le PIB augmente de 10%, alors l'investissement augmente de 6,46%, toutes choses égales par ailleurs (si les taux d'intérêt sont constants).

-- La semi élasticité de court terme de l'investissement par rapport au taux d'intérêt est $\hat{a}_2 = -0,047$. A court terme, si le taux d'intérêt augmente d'un point (100%), alors l'investissement diminue de 4,7%, toutes choses égales par ailleurs (si le PIB reste constant).

2.2) Elasticités de long terme

-- L'élasticité de long terme de l'investissement par rapport au PIB est $\frac{\hat{a}_1}{1-\hat{b}} = 1,129$. A long terme, si le PIB augmente de 10%, alors l'investissement augmente de 11,29%, toutes choses égales par ailleurs (si les taux d'intérêt sont constants).

-- La semi élasticité de long terme de l'investissement par rapport au taux d'intérêt est $\frac{\hat{a}_2}{1-\hat{b}} = -0,082$. A long terme, si le taux d'intérêt augmente d'un point (100%), alors l'investissement diminue de 8,2%, toutes choses égales par ailleurs (si le PIB reste constant).

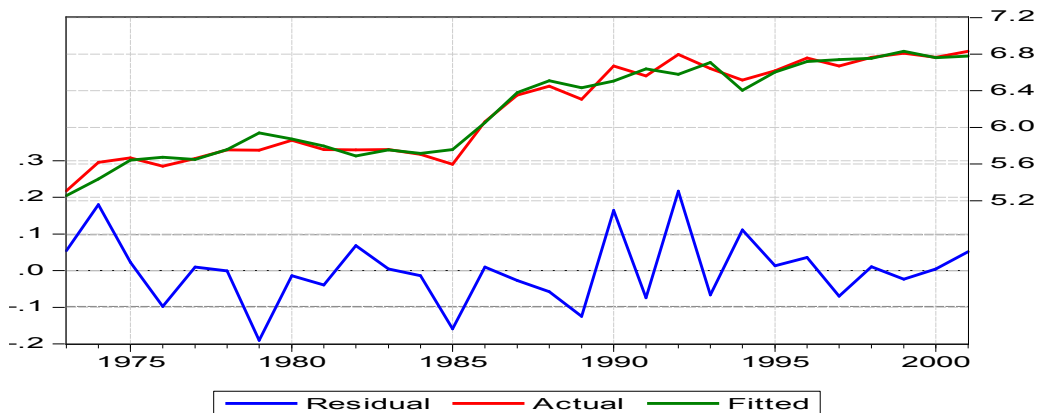
3) La valeur du coefficient de détermination est $R^2 = 0,9659$. Cette valeur indique que

96,59% des fluctuations du logarithme de l'investissement courant sont expliquées par le logarithme de l'investissement de la période $t-1$, le logarithme du PIB courant et les taux d'intérêt courants.

4) Simulation du modèle avec le logiciel Eviews

Après avoir estimé les paramètres par la méthode des moindres carrés ordinaires, la simulation du modèle est obtenue en cliquant sur Resids.

FIGURE 1 : Simulation du modèle



Les courbes des séries observée (actual) et ajustée (fitted) sont proches. L'erreur commise est faible. Le modèle a des chances d'avoir un bon pouvoir prédictif car il reproduit « fidèlement » le passé.

5) Prévision du modèle avec le logiciel Eviews

Après avoir estimé les paramètres par la méthode des moindres carrés ordinaires, le logiciel Eviews indique l'intervalle de prévision et les critères de prévision.

-- Intervalle de prévision

FIGURE 2 : Intervalle de prévision

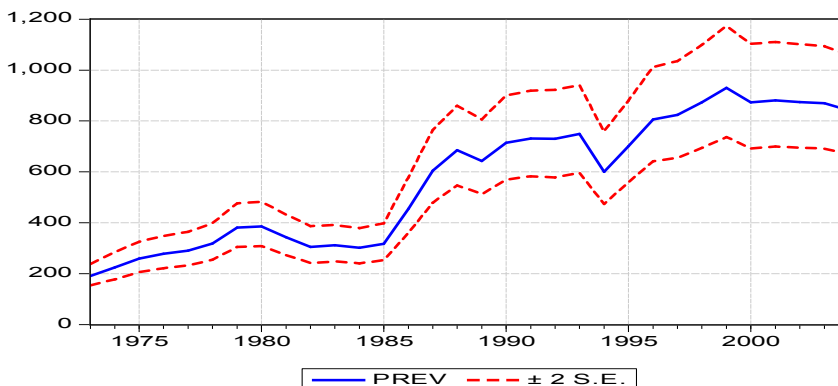


TABLEAU 3 : Critères de prévision

Forecast evaluation	
Forecast: LINVPREV	
Actual: LOG(INV)	
Forecast sample: 1972 2004	
Adjusted sample: 1973 2004	
Included observations: 29	
Root Mean Squared Error	0,094
Mean Absolute Error	0,073
Mean Absolute Percentage Error	1,194
Theil Inequality Coefficient	0,008
Bias Proportion	0,000
Variance Proportion	0,009
Covariance Proportion	0,990

MAPE : Mean Absolute Percentage Error (Erreur absolue moyenne en pourcentage)

Theil Inequality Coefficient : Critère U de Theil

Nous utilisons les critères de prévision MAPE et U de Theil pour apprécier les performances prévisionnelles du modèle.

L'erreur absolue moyenne en pourcentage est égale à 1,194%. Le modèle fait moins de 2% d'erreur. Le critère U de Theil (0,007) est proche de 0. Les 2 critères indiquent que le modèle a de bonnes performances prévisionnelles.

-- Prévision

Les prévisions obtenues sont données dans le tableau 7 ci-après :

TABLEAU 4 : Prévision à un horizon de trois années

Année	Investissement
2002	874,991
2003	869,356
2004	842,398

3. Les modèles à retards échelonnés

3.1 Formulation générale

Nous avons vu précédemment les modèles comportant des variables endogènes retardées. Il arrive souvent également que les variables intervenant dans les modèles apparaissent non seulement au temps t mais aussi aux instants $t-1, t-2, \dots$. Ce type de modèle est un modèle à retards échelonnés. Son estimation ne pose pas de problème puisque les variables retardées sont des exogènes. Le modèle à retards échelonnés se présente sous la forme :

$$\begin{aligned} Y_t &= b_0 + a_0 X_t + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \dots + a_h X_{t-h} + \varepsilon_t \\ &= \sum_{j=0}^h a_j X_{t-j} + b_0 + \varepsilon_t \end{aligned}$$

En général, l'effet de la variable explicative s'estompe avec le temps :

$$a_0 > a_1 > a_2 > \dots > a_h$$

Le nombre de retards, h , peut être fini ou infini. Cependant, la somme des coefficients tend vers une limite finie, sinon Y_t serait un processus explosif.

Les coefficients $a_0, a_1, a_2, \dots, a_h$ représentent des multiplicateurs instantanés et leur somme ($a_0 + a_1 + a_2 + \dots + a_h$) le multiplicateur cumulé.

a_0 est appelé multiplicateur de court terme ou multiplicateur courant ou encore multiplicateur d'impact de X .

Le multiplicateur cumulé est appelé multiplicateur de long terme ou multiplicateur d'équilibre.

Illustration : Un exemple classique de modèle à retards échelonnés est :

$$C_t = b_0 + a_0 R_t + a_1 R_{t-1} + a_2 R_{t-2} + \varepsilon_t$$

où C_t est la consommation au temps t et R_t le revenu au temps t .

Pour interpréter les multiplicateurs, prenons l'exemple chiffré suivant :

$$C_t = b_0 + 0,4 R_t + 0,2 R_{t-1} + 0,1 R_{t-2}$$

Nous constatons que le revenu a un effet sur deux périodes, l'impact du revenu étant décroissant avec le temps (0,4 ; 0,2 ; 0,1).

Le multiplicateur de court terme est 0,4 : suite à une augmentation de 1% du revenu, l'individu augmente sa consommation à la même période de 0,4% . Le multiplicateur de long terme est égal à $0,4+0,2+0,1=0,7$: suite à une augmentation de 1% du revenu, l'individu augmente sa consommation de 0,4% à la même période, de 0,2% à la période suivante et de 0,1% à la période qui suit . A long terme, l'effet total d'une hausse de 1% du revenu est une hausse de la consommation de 0,7%. Calculons à présent les coefficients normalisés : on divise chaque terme par 0,7. On obtient respectivement 0,57 ; 0,29 et 0,14. Cela signifie que 57% de l'effet total d'une variation du revenu est ressenti à la même période, 86% après une période et 100% au bout de deux périodes.

3.2 Détermination du nombre de retards

Il existe de nombreux critères statistiques permettant de déterminer la valeur du nombre de retards d'un modèle à retards échelonnés. Dans la pratique, il s'agit de déterminer la période maximum d'influence de la série explicative.

Pour déterminer le nombre de retards, on utilise les critères d'information : Akaike (AIC), Schwarz (SC) ou Hannan (HAN). Nous exposons dans cette section les critères AIC et SC.

3.2.1 Critère de Akaike (1974)

Cette méthode consiste à retenir comme valeur de h celle qui minimise la fonction de Akaike qui est donnée par :

$$AIC(h) = \text{Log} \left(\frac{SCR_h}{n} \right) + \frac{2h}{n}$$

avec SCR_h = Somme des Carrés des Résidus pour le modèle à h retards

n = nombre d'observations disponibles.

Log = logarithme népérien.

3.2.2 Critère de Schwarz (1978)

Cette méthode très proche de la précédente consiste à retenir la valeur h qui minimise la fonction de Schwarz :

$$SC(h) = \text{Log} \left(\frac{SCR_h}{n} \right) + \frac{h \log(n)}{n}$$

Pour ces deux critères, la procédure consiste à insérer des retards successifs et à arrêter la spécification du modèle au moment où la valeur des deux statistiques ne diminue plus.

Remarque 2.2 : Principe de parcimonie

Il peut arriver que les critères AIC et SC ne donnent pas le même résultat. Dans cette situation, le principe de parcimonie invite à choisir le nombre de retards le plus faible. Le principe de parcimonie en économétrie consiste, lorsque nous sommes confrontés à un choix à effectuer entre plusieurs modèles économétriques, à retenir celui dont le nombre de paramètres à estimer est le plus faible (ou le nombre de degrés de liberté est le plus élevé).

Application 10. Détermination du nombre de retards dans un modèle à retards échelonnés

La théorie économique postule que les dépenses d’investissement (notées Y_t) peuvent être expliquées par les profits passés (notés X_t). Le modèle prend alors la forme du modèle à retards échelonnés ci-dessous :

$$Y_t = b_0 + a_0 X_t + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \dots + a_h X_{t-h} + \varepsilon_t$$

Nous disposons des données trimestrielles du tableau 5 concernant l’industrie chimique française.

Déterminer le nombre de décalages trimestriels qui semblent avoir un effet sur les dépenses d’investissement.

TABLEAU 5 : Dépenses d’investissement et profit

Date	INV	PROFIT
1980:1	2072	1660
1980:2	2077	1926
...	...	...
1990:4	2837	3764

Corrigé :

Nous estimons le modèle à retards échelonnés pour diverses valeurs de h et retenons celle qui minimise les critères de Akaike (AIC) et de Schwarz (SC). Concrètement dès que AIC ou SC se mettent à augmenter, nous arrêtons la procédure. Le tableau 6 reporte les valeurs prises par ces deux critères pour les valeurs de h allant de 0 à 10. Les critères d’information de Akaike et de Schwarz sont cohérents et sont minimaux pour un nombre de retards égal à 6.

Le modèle à retards échelonnés comporte 6 retards : l’investissement des entreprises de ce secteur est fonction des profits réalisés sur les six derniers trimestres, soit un an et demi.

L'estimation des paramètres par les MCO du modèle à retards échelonnés à 6 retards conduit aux résultats figurant dans les tableaux 7 et 8. Il convient de noter que seul le coefficient du sixième retard est significativement différent de 0.

TABLEAU 6 : Résultats de la recherche du nombre de décalages optimal

Décalage	Akaike	Schwarz
0	14,88	14,96
1	14,42	14,55
2	13,97	14,14
3	13,48	13,69
4	13,18	13,44
5	12,93	13,23
6	12,78*	13,13*
7	12,83	13,22
8	12,91	13,35
9	12,98	13,47
10	13,05	13,59

TABLEAU 7 : Estimation du modèle à retards échelonnés par le logiciel Eviews

Dependent Variable: INV				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	501.5414	154.8486	3.238915	0.0029
PROF	-0.011389	0.081532	-0.139687	0.8898
PROF(-1)	0.061265	0.124906	0.490487	0.6274
PROF(-2)	0.227569	0.119635	1.902194	0.0668
PROF(-3)	0.167932	0.112997	1.486158	0.1477
PROF(-4)	0.118734	0.127454	0.931580	0.3590
PROF(-5)	0.000169	0.136907	0.001235	0.9990
PROF(-6)	0.237174	0.084065	2.821310	0.0084
R-squared	0.921953	Akaike info criterion		12.78507
Durbin-Watson stat	0.571584	Schwarz criterion		13.12983

TABEAU 8 : Estimation du modèle à retards échelonnés par le logiciel Stata

Source	SS	df	MS	Number of obs = 38			
Model	6155805.34	7	879400.763	F(7, 30) = 50.63			
Residual	521116.052	30	17370.5351	Prob > F = 0.0000			
				R-squared = 0.9220			
				Adj R-squared = 0.9037			
Total	6676921.39	37	180457.335	Root MSE = 131.8			

inv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
prof						
--	-.011389	.0815322	-0.14	0.890	-.1779	.1551221
L1	.061265	.1249063	0.49	0.627	-.1938278	.3163577
L2	.2275692	.1196352	1.90	0.067	-.0167584	.4718968
L3	.1679316	.1129971	1.49	0.148	-.0628393	.3987026
L4	.1187338	.1274542	0.93	0.359	-.1415624	.3790301
L5	.0001691	.1369068	0.00	0.999	-.2794319	.2797702
L6	.2371737	.0840651	2.82	0.008	.0654899	.4088575
_cons	501.5414	154.8486	3.24	0.003	185.2984	817.7845

COINTEGRATION ET MODELE A CORRECTION D'ERREUR

1. Introduction

Lorsqu'on travaille sur des séries temporelles, il convient de prendre garde à la stationnarité de celles-ci au cours du temps. Les modèles étudiés dans les chapitres 1 et 2, et en particulier la méthode des moindres carrés ordinaires, ne sont valables que si les séries temporelles sont stationnaires.

Cet aspect de la méthode économétrique a été ignoré pendant longtemps avant de ressurgir au cours des dernières années. Il pose des problèmes redoutables dans la mesure où la plupart des séries économiques sont non stationnaires car elles sont affectées par une évolution de long terme (elles sont tendanciellées) ou saisonnières. C'est par exemple le cas de pratiquement toutes les séries macro-économiques, y compris des variables comme le chômage ou le taux d'inflation sur 20 à 30 ans.

C'est aussi vrai pour les données de beaucoup d'entreprises ou d'unités individuelles. En fait, les séries qui peuvent remplir les conditions de stationnarité sont peu nombreuses : les taux d'intérêt, certains taux de change, le prix de certaines matières premières comme l'or ou l'argent. Ce qui fait que la stationnarité ne doit plus être présumée mais testée.

Face à ce problème, la théorie de la cointégration permet de préciser les conditions dans lesquelles il est légitime de travailler sur des séries non stationnaires. Les variables non stationnaires peuvent être combinées pour obtenir un modèle à correction d'erreur qui est une relation stable économiquement interprétable. Les termes non stationnaires s'interprètent comme les éléments d'un équilibre de long terme.

2. Tests de stationnarité

2.1 Stationnarité

2.1.1 Définition : Un processus stochastique est stationnaire si :

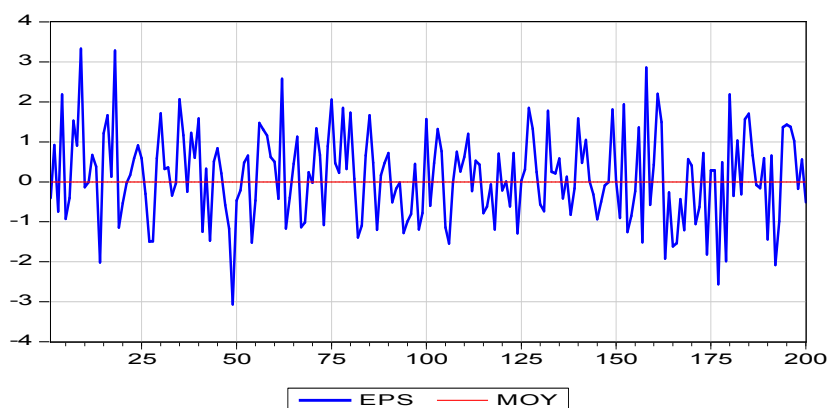
- $E(X_t) = E(X_{t+h}) = \mu \quad \forall t \text{ et } \forall h$, la moyenne est constante et indépendante du temps ;
- la variance est finie et indépendante du temps ;
- la fonction d'autocovariance $\gamma(h) = \text{Cov}(X_t, X_{t+h})$ est indépendante du temps.

Une série chronologique est donc stationnaire si elle est la réalisation d'un processus stationnaire. Ceci implique que la série ne comporte ni tendance, ni saisonnalité et plus généralement aucun facteur n'évoluant avec le temps. Une variable stationnaire est caractérisée par une moyenne et une variance constantes et a tendance à fluctuer autour de sa moyenne revenant régulièrement vers sa valeur d'équilibre de long terme.

2.1.2 Exemple de processus stationnaire

Un processus de bruit blanc ε_t (suite de variables aléatoires équadistribuées et mutuellement indépendantes) de loi normale $N(0, \sigma^2)$ est stationnaire. Sa représentation graphique est donnée dans la figure 3.

FIGURE 3 : Représentation graphique d'un bruit blanc normal centré et réduit



Nous pouvons remarquer cette série est bien centrée sur 0 et que les fluctuations semblent représentatives d'un bruit blanc.

2.2 Tests de stationnarité

Pour vérifier la stationnarité des séries, il faut pratiquer des tests de stationnarité ou de racine unitaire (Unit Root Test). Les tests de stationnarité les plus utilisés sont : le test de Dickey-Fuller Augmenté (ADF, 1981), le test de Phillips-Perron (PP, 1988) et le test de Kwiatkowski, Philips, Schmidt et Shin (KPSS, 1992). Ces tests permettent de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une série temporelle par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique.

Contrairement au test ADF qui prend uniquement la présence d'autocorrélations dans les séries, le test PP considère en plus l'hypothèse de présence d'une dimension hétéroscédastique dans les séries. Le test KPSS repose sur la décomposition de la variable étudiée en une partie déterministe, une marche aléatoire et un bruit blanc. Les hypothèses nulles des tests ADF et PP sont celles de la non stationnarité (c'est à dire de racine unité) tandis que l'hypothèse nulle du test KPSS est celle de stationnarité.

2.2.1 Test de Dickey-Fuller Augmenté

Le test de Dickey et Fuller Augmenté est fondé sur l'estimation par les MCO des trois modèles :

- modèle [1] : modèle sans constante et sans tendance

$$\Delta X_t = \rho X_{t-1} - \sum_{j=2}^p \varphi_j \Delta X_{t-j+1} + \varepsilon_t$$

- modèle [2] : modèle avec constante et sans tendance

$$\Delta X_t = \rho X_{t-1} - \sum_{j=2}^p \varphi_j \Delta X_{t-j+1} + C + \varepsilon_t$$

- modèle [3] : modèle avec constante et tendance

$$\Delta X_t = \rho X_{t-1} - \sum_{j=2}^p \varphi_j \Delta X_{t-j+1} + C + b t + \varepsilon_t$$

Le principe du test est le suivant : si dans l'un des trois modèles $\rho = 0$, le polynôme d'opérateur contient une racine unité (« Unit Root »), alors le processus est non stationnaire. Le choix de la spécification dépend des données traitées.

Dans les 3 modèles, la valeur de p est déterminée en minimisant les critères d'information de Akaike ou de Schwarz. Si $\rho = 0$, le test ADF se ramène au test de Dickey-Fuller simple.

Les hypothèses du test de Dickey-Fuller Augmenté sont :

H_0 : le processus X est non stationnaire (le processus X a une racine unité).

H_1 : le processus X est stationnaire (le processus X n'a pas une racine unité).

Pour effectuer le test, on compare la valeur de ADF (Augmented Dickey-Fuller Test Statistic) à celle de CV (Test Critical Value).

La règle de décision est la suivante :

- Si ADF est inférieure à CV, l'hypothèse de non stationnarité de la série est rejetée ;
- Si ADF est supérieure ou égale à CV, l'hypothèse de non stationnarité de la série n'est pas rejetée.

2.2.2 Test de Phillips Perron

Ce test est construit sur une correction non paramétrique des statistiques de Dickey-Fuller pour prendre en compte les erreurs hétéroscédastiques. Pour exécuter le test, il est nécessaire de définir le nombre de retards l (troncature de Newey-West) estimé en fonction du nombre

d'observations n , $l \approx 4 \left(n / 100 \right)^{2/9}$. Pour effectuer le test, on compare la valeur de PP (Phillips-Perron Test Statistic) à celle de CV (Test Critical Value). La règle de décision du test PP est identique à la procédure du test de Dickey-Fuller Augmenté.

Remarque 3.1 : Pour les tests ADF et PP, les statistiques calculées sur les logiciels, sont assorties de leurs probabilités critiques, ce qui évite de se référer aux valeurs critiques. On ne rejette pas l'hypothèse de non stationnarité de la série dès que la probabilité critique est supérieure au seuil statistique alpha.

2.2.3 Test de Kwiatkowski, Philips, Schmidt et Shin (1992)

La spécificité du test KPSS de Kwiatkowski, Philips, Schmidt et Shin (1992) est de tester l'hypothèse nulle d'absence de racine unitaire contre l'hypothèse alternative de présence de racine unitaire.

Les hypothèses du test KPSS sont :

H_0 : le processus X est stationnaire

H_1 : le processus X est non stationnaire

Ce test repose sur la décomposition de la série étudiée en une partie déterministe, une marche aléatoire et un bruit blanc. Il s'agit donc d'un test de nullité de la variance du résidu de la marche aléatoire. Kwiatkowski, Philips, Schmidt et Shin suggèrent d'utiliser un test du multiplicateur de Lagrange (LM) pour tester l'hypothèse nulle de stationnarité. Pour effectuer le test, on compare la statistique KPSS (Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin test statistic) à CV (Critical value).

La règle de décision est la suivante :

- Si la statistique LM est inférieure à la valeur critique, l'hypothèse nulle n'est pas rejetée. La série est stationnaire.
- Si la statistique LM est supérieure ou égale à la valeur critique, l'hypothèse nulle est rejetée. La série est non stationnaire.

Remarque 3.2 : Pour le test KPSS, la statistique calculée sur les logiciels n'est pas assortie d'une probabilité critique. Il faut noter en plus que le test KPSS ne peut être mené que sur les modèles [2] et [3] car la statistique LM est calculée en fonction de la somme des carrés des résidus qui n'a de sens que si le modèle comporte un terme constant.

Application 11. Tests de racine unité

On dispose pour le Sénégal et sur la période 1971 à 2007, des séries macroéconomiques Masse monétaire (M2), Produit Intérieur Brut (PIB) et Indice des prix à la consommation (IPC). Nous disposons des données annuelles du tableau 1.

Tester la stationnarité de la série $\log(\text{pib})$ en utilisant les méthodes de :

- 1) Dickey-Fuller Augmenté ;
- 2) Phillips-Perron ;
- 3) Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin.

TABLEAU 1 : Masse monétaire, PIB et IPC du Sénégal

Année	M2	PIB	IPC
1971	38,0462	248,4000	22,28010
1972	42,8330	275,1000	23,64256
...	...	...	...
2007	1971,9900	5227,585	171,9045

Les variables M2 et PIB sont données en milliards de francs CFA.

Corrigé :

Pour les 3 tests, nous employons la stratégie séquentielle des tests de racine unité. Nous estimons, en premier lieu, le modèle avec constante et tendance et quand l'hypothèse $H_0 : b = 0$ n'est pas rejetée, nous estimons le modèle avec constante seulement.

- 1) Le test de Dickey-Fuller Augmenté conduit aux résultats suivants :

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on $\log(\text{PIB})$

Null Hypothesis: $\text{LOG}(\text{PIB})$ has a unit root			
		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-2.081023	0.2530
Test critical values:	1% level	-3.600987	
	5% level	-2.935001	
	10% level	-2.605836	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			

La valeur de Prob (0,2530) est supérieure aux seuils statistiques conventionnels, l'hypothèse nulle n'est pas rejetée. La variable $\log(\text{PIB})$ est non stationnaire. On remarque aussi la statistique ADF (-2,081023) est supérieure à CV pour tous les seuils.

2) Les résultats du test de Phillips-Perron sont donnés dans le tableau ci-dessous :

Phillips-Perron Unit Root Test on log(PIB)

Null Hypothesis: LOG(PIB) has a unit root			
		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		-2.033211	0.2721
Test critical values:	1% level	-3.600987	
	5% level	-2.935001	
	10% level	-2.605836	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			

La valeur de Prob (0,2721) est supérieure aux seuils statistiques conventionnels, l'hypothèse nulle n'est pas rejetée. La variable log(PIB) est non stationnaire. On remarque aussi la statistique PP (- 2,0332) est supérieure à CV pour tous les seuils.

3) Le test KPSS conduit aux résultats suivants :

KPSS Unit Root Test on log(pib)

Null Hypothesis: LOG(PIB) is stationary		
		LM-Stat.
Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test statistic		0.157690
Asymptotic critical values*:	1% level	0.216000
	5% level	0.146000
	10% level	0.119000
*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)		

La valeur de KPSS (0,15769) est supérieure à CV aux seuils de 5% et 10%, l'hypothèse nulle est rejetée. La variable Log(PIB) est non stationnaire aux seuils de 5% et 10%. Par contre, la variable log(PIB) est stationnaire au seuil de 1%.

3. Variables intégrées d'ordre d

3.1 Opérateurs décalage et différence

3.1.1 Opérateur décalage

L'opérateur décalage L est défini par :

$$L^i X_t = X_{t-i}, \quad \forall i \geq 0 \quad \text{on a} \quad LX_t = X_{t-1} \quad \text{et} \quad L^2 X_t = X_{t-2}.$$

3.1.2 Opérateur différence

$$\text{On a } X_t - X_{t-1} = X_t - LX_t = (1-L)X_t = \Delta X_t.$$

L'opérateur $\Delta = 1 - L$ est appelé opérateur différence première.

L'opérateur $\Delta^2 = (1-L)^2$ est appelé opérateur différence seconde.

3.2 Notion d'intégration

3.2.1 Intégration

On appelle variable intégrée d'ordre d une variable telle que :

- Sa différence d -ième est stationnaire ;
- Après avoir été différencié d fois, elle possède une représentation stationnaire.

$X_t \rightarrow I(d)$ qui signifie que la variable X_t est intégrée d'ordre d .

3.2.2 Quelques définitions

Définition 1 : Une variable stationnaire est dite intégrée d'ordre 0.

$$X_t \rightarrow I(0)$$

Définition 2 : Une variable est intégrée d'ordre 1 si sa différence première est stationnaire.

$$X_t \rightarrow I(1) \text{ si } \Delta X_t \rightarrow I(0)$$

Définition 3 : Une variable est intégrée d'ordre 2 si sa différence seconde est stationnaire.

$$X_t \rightarrow I(2) \text{ si } \Delta^2 X_t \rightarrow I(0)$$

Remarque 3.3 : Dans la pratique, on a rarement un ordre d'intégration supérieur ou égal à 3.

3.2.3 Exemples de processus non stationnaires

Une variable non stationnaire a une variance croissante dans le temps de sorte qu'elle ne converge nullement vers une valeur d'équilibre, il faudrait pour cela la différencier un certain nombre de fois selon son degré d'intégration.

Exemple 1 : Soit le processus $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ où ε_t est le processus bruit blanc normal.

Ce processus est dit DS (Differency Stationary) car on le stationnarise par le filtre différence. Ce processus est intégré d'ordre 1 car sa différence première est le processus bruit blanc qui est stationnaire. Ce processus porte le nom de modèle de marche aléatoire (Random Walk Model). Il est très fréquemment utilisé pour analyser l'efficacité des marchés financiers. Dans les processus

de type DS, un choc à un instant donné se répercute à l'infini sur les valeurs futures de la série ; l'effet du choc est donc permanent et va en décroissant.

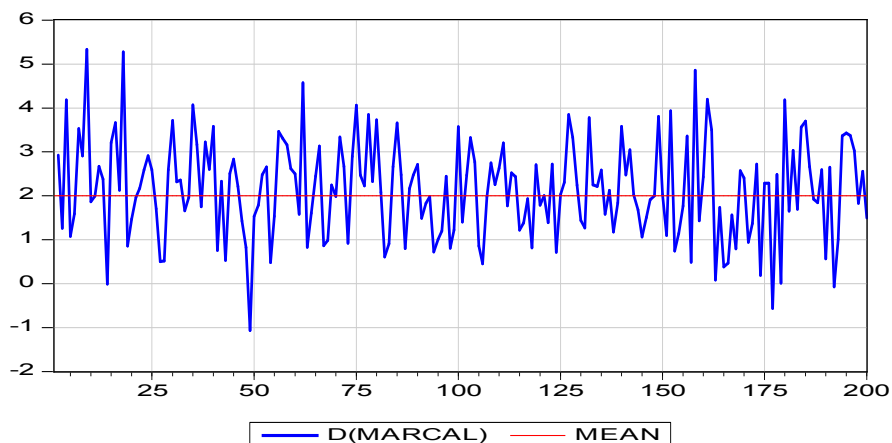
Soit le processus marche aléatoire avec dérive (random walk with drift) défini par

$$X_t = 2 + X_{t-1} + \varepsilon_t \text{ où } \varepsilon_t \text{ est le processus bruit blanc normal.}$$



Nous pouvons remarquer que cette série est non stationnaire, on remarque qu'elle a une tendance croissante.

La représentation graphique de cette série différenciée est :



Cette série est bien stationnaire (on retrouve un processus de bruit blanc de moyenne 2 et de variance 1).

Exemple 2 : Le processus $X_t = a + bt + \varepsilon_t$ est non stationnaire car sa moyenne dépend du temps, on a $E(X_t) = a + bt$. Ce processus est dit **TS** (Trend Stationary), il représente une non stationnarité de type déterministe. Dans ce type de modélisation, l'effet produit par un choc à un instant t est transitoire. Le modèle étant déterministe, la chronique retrouve son mouvement de long terme qui est ici la droite de tendance.

On peut stationnariser ce processus **TS** en retranchant, de la valeur de X_t en t , la valeur estimée $\hat{a} + \hat{b}t$ où $\hat{a}$, $\hat{b}$ sont les estimations des moindres carrés ordinaires des paramètres a et b .

En résumé, pour stationnariser un processus **TS**, la bonne méthode est celle des moindres carrés ordinaires; pour un processus DS il faut employer le filtre aux différences. Le choix d'un processus DS ou TS comme structure de la chronique n'est donc pas neutre.

Application 12 : Détermination de l'ordre d'intégration

Reprenons les données relatives aux séries M2, PIB et IPC du Sénégal. Les données sont annuelles et s'étalent sur la période 1971 à 2007. Déterminer l'ordre d'intégration de la série log(PIB) en utilisant le test de Dickey-Fuller Augmenté.

Corrigé :

Nous avons vu que la variable log(PIB) est non stationnaire. Elle est non intégrée d'ordre 0. Le test ADF effectué sur la différence première de log(pib) conduit aux résultats suivants :

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on d(log(PIB))

Null Hypothesis: d(log(PIB)) has a unit root			
		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-5.383965	0.0001
Test critical values:	1% level	-3.605593	
	5% level	-2.936942	
	10% level	-2.606857	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			

La valeur de la probabilité critique est nulle, l'hypothèse nulle est rejetée pour tous les seuils statistiques conventionnels. La variable Log(PIB) est stationnaire en différence première, elle est donc intégrée d'ordre 1.

On remarque aussi la valeur de ADF (-5,383965) est inférieure à CV pour tous les seuils.

3.2.4 Propositions

Proposition 1 : La somme d'une variable $I(0)$ et d'une variable $I(1)$ est $I(1)$

Proposition 2 : Si $X_t \rightarrow I(d)$ alors $aX_t + b \rightarrow I(d)$ avec a et b non nuls

Proposition 3 : Toute combinaison linéaire de variables $I(0)$ est $I(0)$.

Proposition 4 : Toute combinaison linéaire de variables $I(d)$ est généralement $I(d)$ mais peut être d'un ordre d'intégration plus faible

Proposition 5 : Toute combinaison linéaire de variables d'ordres d'intégration différents est généralement intégrée à l'ordre le plus élevé.

4. Cointégration et modèle à correction d'erreur

L'analyse de la cointégration, présentée par Granger (1983) et Engle et Granger (1987), est considérée par beaucoup d'économistes comme un des concepts nouveaux les plus importants dans le domaine de l'économétrie et de l'analyse des séries temporelles.

L'idée qu'une relation d'équilibre de long terme puisse être définie entre variables pourtant individuellement non stationnaires est à la base de la théorie de la cointégration. La théorie de la cointégration permet d'étudier des séries non stationnaires mais dont une combinaison linéaire est stationnaire. Elle permet ainsi de spécifier des relations stables à long terme tout en analysant conjointement la dynamique de court terme des variables considérées.

4.1 Le problème des régressions fallacieuses

La théorie de la cointégration a été introduite par Granger (1981) afin d'étudier des séries temporelles non stationnaires. Ainsi si on applique les méthodes habituelles de l'économétrie à des séries non stationnaires, plusieurs problèmes se posent dont le célèbre problème des régressions fallacieuses (spurious regressions) mis en avant par Granger et Newbold (1974).

De façon heuristique, considérons deux séries temporelles X_t et Y_t intégrées d'ordre 1 et sans lien entre elles. Si on effectue la régression $Y_t = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_t$, on devrait avoir $\beta = 0$. Granger et Newbold (1974) montrent que β est significativement différent de zéro, signifiant que X_t est une variable explicative de Y_t , ce qui n'a aucun sens puisque, par hypothèse, les deux séries sont indépendantes. La non stationnarité a ainsi pour conséquence que les procédures d'inférence classique ne sont plus valables.

Afin d'illustrer cette question fondamentale donnons un exemple de régression fallacieuse². La régression (en données annuelles 1971-1990) de la population d'Afrique du Sud (POP) sur les dépenses de recherche-développement aux Etats Unis (RD) donne les résultats suivants :

$$POP_t = 21698,7 + 111,58 RD_t \quad R^2 = 0,974 \quad \text{et} \quad DW = 0,30$$

(59,44) (26,40)

2 - Le lecteur intéressé par d'autres exemples de régressions fallacieuses peut consulter le site internet de J.Gonzalo, Université Carlos III, Madrid.

où les chiffres entre parenthèses figurant sous les valeurs estimées sont les t de Student associés aux coefficients.

Les dépenses de R&D aux Etats Unis ont un impact sur la population d'Afrique du Sud, ce qui n'a aucun sens. Cet exemple illustre une régression fallacieuse, c'est à dire dénuée de sens. Cela provient de la non stationnarité des différentes séries entrant en jeu dans les régressions. On note deux caractéristiques symptomatiques d'une régression fallacieuse : d'une part le coefficient de détermination est très élevé (supérieur à 0,90 dans notre exemple) et d'autre part, la valeur de la statistique de Durbin et Watson est faible.

4.2 Définition de la cointégration

Si X_t et Y_t sont deux séries $I(d)$, alors en général la combinaison linéaire Z_t :

$$Z_t = Y_t - \beta X_t$$

est aussi $I(d)$.

Cependant, il est possible que Z_t ne soit pas $I(d)$ mais $I(d-b)$ où b est un entier positif ($0 < b \leq d$). En d'autres termes, Z_t est intégré d'un ordre inférieur à l'ordre d'intégration des deux variables considérées. Dans ce cas, X_t et Y_t sont dites cointégrées, ce que l'on note :

$$(X_t, Y_t) \rightarrow CI(d, b)$$

β est le paramètre de cointégration et $(1, -\beta)$ est le vecteur de cointégration.

Le cas le plus étudié correspond à $d=b=1$. Ainsi, deux séries non stationnaires ($I(1)$) sont cointégrées s'il existe une combinaison linéaire ($I(0)$) de ces séries.

Sauf indication contraire, c'est à ce dernier phénomène que nous référons en employant le terme cointégration.

L'idée sous-jacente est la suivante. A court terme, X_t et Y_t peuvent avoir une évolution divergente (elles sont toutes les deux non stationnaires), mais elles vont évoluer ensemble à long terme. Il existe donc une relation stable à long terme entre X_t et Y_t . Cette relation est appelée relation de cointégration ou encore relation de long terme. Elle est donnée par $Y_t = \beta X_t$ soit ($Z_t = 0$). A long terme, les mouvements similaires de X_t et Y_t ont tendance à se compenser de sorte à obtenir une série stationnaire. La variable Z_t mesure l'ampleur du déséquilibre entre X_t et Y_t et est appelée erreur d'équilibre.

La théorie de la cointégration est souvent utilisée en macroéconomie pour tester diverses hypothèses de parité du pouvoir d'achat, pour étudier la relation entre consommation et revenu, pour formuler des modèles de demande de monnaie, pour examiner des relations entre taux de change de divers pays, pour étudier les liens entre taux d'intérêt à court et long termes ou les relations entre les indices de bourses internationales, etc.

Remarque 3.4 : Cette définition de la cointégration pour deux variables se généralise à un nombre quelconque de séries, mais le vecteur de cointégration n'est plus unique.

4.3 Tests de cointégration

La présence d'une relation d'équilibre entre des variables est testée formellement à l'aide de procédures statistiques, dont les plus utilisées sont celles d'Engle et Granger (1987) et de Johansen (1988, 1991). Les hypothèses nulles des 2 tests de cointégration sont celles de la non cointégration. La méthode de Johansen est plus efficace que la stratégie en deux étapes de Engle et Granger lorsque l'échantillon est de petite taille et le nombre de variables élevé.

4.3.1 Test de Engle et Granger

Une condition nécessaire d'utilisation de ce test est que toutes les variables doivent être du même ordre d'intégration. Ce test est appelé test en deux étapes.

Considérons une variable endogène Y et trois séries explicatives X_1 , X_2 et X_3 . Nous supposant que les variables $\log(Y)$, $\log(X_1)$, $\log(X_2)$ et $\log(X_3)$ sont intégrées d'ordre 1. Nous voulons tester l'hypothèse de cointégration en utilisant la stratégie en deux étapes de Engle et Granger.

Première étape : Estimation de la relation de long terme

Nous estimons par la méthode des moindres carrés ordinaires la relation de long terme :

$$\text{Log}(Y_t) = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Log}(X_{1t}) + \alpha_2 \text{Log}(X_{2t}) + \alpha_3 \text{Log}(X_{3t}) + \varepsilon_t$$

Le résidu e_t issu de cette régression est :

$$e_t = \text{Log}(Y_t) - \hat{\alpha}_0 - \hat{\alpha}_1 \text{Log}(X_{1t}) - \hat{\alpha}_2 \text{Log}(X_{2t}) - \hat{\alpha}_3 \text{Log}(X_{3t})$$

Seconde étape : Test de stationnarité sur les résidus du modèle de long terme (relation statique)

Pour que la relation de cointégration soit acceptée, le résidu doit être stationnaire. La stationnarité du résidu est testée à l'aide des tests de racine unité.

Ce test de cointégration est basé sur des résidus estimés et non sur des vraies valeurs observées. Afin d'interpréter les résultats, il convient d'utiliser les tables des valeurs critiques de Engle et Yoo (1987) ou de Mc Kinnon (1991).

- Si la statistique ADF estimée est inférieure à la valeur tabulée au seuil alpha, l'hypothèse nulle de non stationnarité est rejetée. Les résidus de la relation statique sont stationnaires : les variables sont cointégrées.

- Si la statistique ADF estimée est supérieure ou égale à la valeur tabulée au seuil alpha. Les résidus de la relation statique ne sont pas stationnaires : les variables ne sont pas cointégrées.

4.3.2 Test de cointégration de Johansen

Le test de Johansen peut être utilisé dans tous les cas de figures c'est à dire si les variables sont du même ordre d'intégration ou d'ordres d'intégration différents. Johansen (1988) propose des estimateurs du maximum de vraisemblance pour tester la cointégration des séries. Il effectue un test de rang de cointégration.

La règle de décision est la suivante :

- Si le rang de cointégration est égal à zéro, l'hypothèse nulle de non cointégration n'est pas rejetée,
- Si le rang de cointégration est supérieur ou égal à un, l'hypothèse nulle de non cointégration est rejetée.

Application 13 : Test de cointégration de Johansen

Reprenons les données relatives aux séries M2, PIB et IPC du Sénégal. Les données sont annuelles et s'étalent sur la période 1971 à 2007. Nous considérons les séries exprimées en logarithmes et notées respectivement LM2, LPIB et LIPC.

Les séries LM2, LPIB et LIPC sont intégrées d'ordre 1.

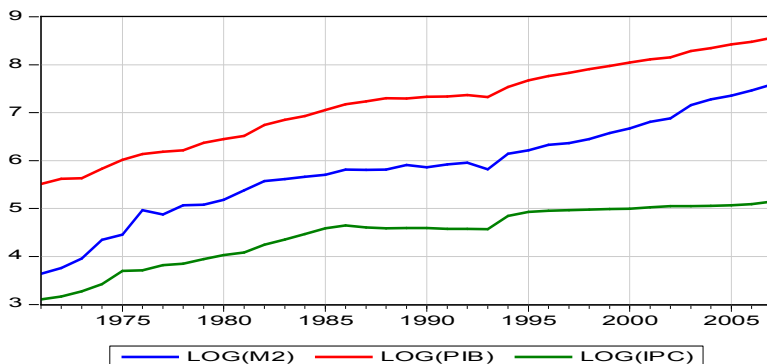
1) Représenter graphiquement les séries LM2, LPIB et LIPC.

2) Tester l'hypothèse de cointégration des variables LM2, LPIB et LIPC en utilisant la méthode de Johansen.

Corrigé :

La figure 6 indique que les trois séries semblent exhiber une tendance commune à la hausse sur l'ensemble de la période. Ces trois séries sont non stationnaires et, du fait de leur apparente évolution similaire, il est légitime de s'intéresser à l'étude de la cointégration.

GRAPHIQUE 6 : Evolution des variables m2, pib et ipc (en logarithme)



2) Le test de Johansen conduit aux résultats suivants :

Johansen cointegration test (Option 2)

Sample (adjusted): 1973 2007 Included observations: 35 after adjustments Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant) Series: LOG(M2) LOG(PIB) LOG(IPC) Lags interval (in first differences): 1 to 1 Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized	Eigenvalue	Trace Statistic	5% CV	Prob.**
No. of CE(s)	0.678640	70.88630	35.19275	0.0000
None *	0.501019	31.15450	20.26184	0.0011
At most 1 *	0.177118	6.822968	9.164546	0.1361
At most 2				
Trace test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				

Le rang de cointégration est 2. Les variables LM2, LPIB et LIPC sont cointégrées.

Déterminons le rang de cointégration en comparant la statistique (Trace) à CV (Critical Value).

Comparaison de Trace Statistic et Critical Value	Rang de cointégration
La valeur 70,8863 est supérieure à 35,19275	1
La valeur 31,15450 est supérieure à 20,26184	1
La valeur 6,822968 est inférieure à 9,164546	0
	Rang = 1 + 1 + 0 = 2

4.4 Modèle à correction d'erreur

Le modèle à correction d'erreur présente une propriété remarquable qui a été démontrée par Granger en 1983. Un ensemble de variables cointégrées peut être mis sous forme d'un modèle à correction d'erreur dont toutes les variables sont stationnaires et dont les coefficients peuvent être estimés par les méthodes de l'économétrie classique sans risque de corrélations fortuites. Le résultat connu sous le nom de théorème de représentation de Granger, valide de

façon générale la démarche du modèle à correction d'erreur pour une classe importante de variables.

Il existe deux versions du modèle à correction d'erreur : le modèle en une étape de Hendry et le modèle en deux étapes de Engle et Granger.

Considérons l'exemple précédent de la variable endogène Y et des trois séries explicatives X_1 , X_2 et X_3 . Nous supposons que les variables $\log(Y)$, $\log(X_1)$, $\log(X_2)$ et $\log(X_3)$ sont cointégrées.

Modèle 1 : Modèle à la Hendry

Le modèle de Hendry est de la forme :

$$D(LY_t) = \beta_0 + \beta_1 D(LX_{1t}) + \beta_2 D(LX_{2t}) + \beta_3 D(LX_{3t}) + \beta_4 LY_{t-1} + \beta_5 LX_{1t-1} + \beta_6 LX_{2t-1} + \beta_7 LX_{3t-1} + u_t$$

avec

$$LY = \text{Log}(Y); \quad LX_1 = \text{Log}(X_1); \quad LX_2 = \text{Log}(X_2); \quad LX_3 = \text{Log}(X_3)$$

D est l'opérateur de différence première défini par :

$$D(X_t) = X_t - X_{t-1}$$

Les coefficients β_1 , β_2 et β_3 représentent la dynamique de court terme et les coefficients β_5 , β_6 et β_7 caractérisent l'équilibre de long terme.

Le coefficient β_4 est le coefficient de correction d'erreur, il doit être inférieur à l'unité et négatif. Le coefficient de correction d'erreur indique la vitesse d'ajustement de la variable endogène Y pour retourner à l'équilibre de long terme suite à un choc.

Le coefficient β_0 représente la constante du modèle.

Les coefficients β_1 , β_2 et β_3 sont les élasticités de court terme.

Les coefficients $-\frac{\beta_5}{\beta_4}$, $-\frac{\beta_6}{\beta_4}$ et $-\frac{\beta_7}{\beta_4}$ sont les élasticités de long terme.

Modèle 2 : Modèle à la Engle-Granger

Pour le modèle de Engle et Granger, nous procédons en deux étapes.

Étape 1 : Estimation de la relation de long terme par la méthode des moindres carrés ordinaires

$$LY_t = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 LX_{1t} + \hat{a}_2 LX_{2t} + \hat{a}_3 LX_{3t} + \varepsilon_t$$

Étape 2 : Estimation de la relation du modèle dynamique (court terme) par la méthode des moindres carrés ordinaires

$$D(LY_t) = \beta_0 + \beta_1 D(LX_{1t}) + \beta_2 D(LX_{2t}) + \beta_3 D(LX_{3t}) + \beta_4 e_{t-1} + \varepsilon_t$$

β_4 est le coefficient de correction d'erreur, il doit être significativement négatif.

Application 14 : Estimation d'un modèle à correction d'erreur

Reprenons les données relatives aux séries M2, PIB et IPC du Sénégal. Les données sont annuelles et s'étalent sur la période 1971 à 2007. Les données sont annuelles et s'étalent sur la période 1971 à 2007.

Nous considérons les séries exprimées en logarithmes et notées respectivement LM2, LPIB et LIPC. Les séries LM2, LPIB et LIPC sont intégrées d'ordre 1.

1) Estimer par les MCO les paramètres du modèle à correction d'erreur de type Hendy :

$$D(LM2_t) = \beta_0 + \beta_1 D(LPIB_t) + \beta_2 D(LIPC_t) + \beta_3 LM2_{t-1} + \beta_4 LPIB_{t-1} + \beta_5 LIPC_{t-1} + u_t$$

D est l'opérateur de différence première défini par :

$$D(X_t) = X_t - X_{t-1}$$

- 2) Le modèle à correction d'erreur est-il valable ?
- 3) Interpréter la valeur du coefficient de correction d'erreur.
- 4) Interpréter économiquement les élasticités de court et de long termes.
- 5) Commenter les résultats du modèle à correction d'erreur (Effectuer les tests de Student et de Fisher).
- 6) Simuler le modèle
- 7) Prévoir la variable masse monétaire pour les années 2008 à 2012.

Corrigé :

1) Une première estimation par la méthode des MCO montre que les erreurs sont corrélées. L'estimation par la méthode de Cochrane-Orcutt du modèle à correction d'erreur de type Hendry conduit aux résultats figurant dans les tableaux 2 et 3.

TABLEAU 2 : Estimation du modèle à correction d'erreur par le logiciel Eviews

Dependent Variable: D(LOG(M2))				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.209	0.147	-1.416	0.167
D(LOG(PIB))	1.623	0.315	5.153	0.000
D(LOG(IPC))	-0.470	0.276	-1.704	0.099
LOG(M2(-1))	-0.134	0.054	-2.464	0.020
LOG(PIB(-1))	0.371	0.075	4.915	0.000
LOG(IPC(-1))	-0.375	0.072	-5.195	0.000
AR(1)	-0.590	0.143	-4.119	0.000
R-squared	0.695976	Mean dependent var		0.109414
Adjusted R-squared	0.630828	S.D. dependent var		0.124666
S.E. of regression	0.075747	Akaike info criterion		-2.145989
Sum squared resid	0.160651	Schwarz criterion		-1.834920
Log likelihood	44.55482	Hannan-Quinn criter.		-2.038608
F-statistic	10.68299	Durbin-Watson stat		2.468552
Prob(F-statistic)	0.000004			

TABEAU 3 : Estimation du modèle à correction d'erreur par le logiciel Stata

Cochrane-Orcutt AR(1) regression -- iterated estimates

Source	SS	df	MS	Number of obs = 35			
Model	.449708822	5	.089941764	F(5, 29)	=	16.24	
Residual	.160651071	29	.005539692	Prob > F	=	0.0000	
				R-squared	=	0.7368	
				Adj R-squared	=	0.6914	
Total	.610359894	34	.017951762	Root MSE	=	.07443	

D.lm2		Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
lpib							
	D1	1.623546	.3049509	5.32	0.000	.999851	2.24724
lipc							
	D1	-.4705517	.2695961	-1.75	0.092	-1.021938	.0808342
lm2							
	L1	-.1344855	.0525085	-2.56	0.016	-.2418775	-.0270935
lpib							
	L1	.3717368	.0730854	5.09	0.000	.2222603	.5212132
lipc							
	L1	-.3757932	.0710094	-5.29	0.000	-.5210238	-.2305626
_cons							
		-.2092485	.1442847	-1.45	0.158	-.504344	.0858469
rho		-.590467					

Durbin-Watson statistic (original)	2.854482
Durbin-Watson statistic (transformed)	2.468553

2) Les résultats figurant dans le tableaux 2 et 3 montrent que le coefficient de correction d'erreur est négatif (-0,134) et significativement différent de 0 au seuil de 5% (la probabilité critique 0,02 est inférieure à 5%). Il existe donc bien un mécanisme à correction d'erreur : à long terme, les écarts (ou déséquilibres) entre les trois séries ont tendance à se compenser de sorte que les trois séries ont des évolutions similaires.

3) le coefficient β_3 représente la vitesse à laquelle tout déséquilibre entre les niveaux désiré et effectif de la masse monétaire est résorbé dans l'année qui suit tout choc.

$\hat{\beta}_3 = -0,134 \Rightarrow$ on arrive à ajuster 13,4% du déséquilibre entre les niveaux désiré et effectif de la masse monétaire.

13,4% des effets d'un choc intervenu une année donnée est résorbé dans l'année qui suit tout choc.

Ainsi, les chocs sur la masse monétaire au Sénégal se corrigent-ils à 13,4% par l'effet de « feed back ». En d'autres termes, un choc constaté au cours d'une année est entièrement résorbé au bout de sept années et 6 mois ($1/0,134 = 7,5$ années).

4) Calcul des élasticités

4.1) Elasticités de court terme

-- L'élasticité de court terme de la masse monétaire par rapport au PIB est $\hat{\beta}_1 = 1,623$. A court terme, si le PIB du Sénégal augmente de 10%, alors la masse monétaire augmente de 16,3%.

-- L'élasticité de court terme de la masse monétaire par rapport à l'indice des prix à la consommation est $\hat{\beta}_2 = -0,47$. A court terme, si l'indice des prix à la consommation augmente de 10%, alors la masse monétaire diminue de 4,7%.

4.2) Elasticités de long terme

L'élasticité de long terme de la masse monétaire par rapport au PIB est :

$$-\frac{\hat{\beta}_4}{\hat{\beta}_3} = -\frac{0,371}{-0,134} = 2,769$$

A long terme, si le PIB du Sénégal augmente de 10%, alors la masse monétaire augmente de 27,69%.

-- L'élasticité de long terme de la masse monétaire par rapport à l'indice des prix à la consommation est :

$$-\frac{\hat{\beta}_5}{\hat{\beta}_3} = -\frac{-0,375}{-0,134} = -2,799$$

A long terme, si l'indice des prix à la consommation augmente de 10%, alors la masse monétaire diminue de 27,99%.

5) Commentaires des résultats du MCE

5.1) Tests de Student

a) Les variables $D(\text{LOG}(\text{PIB}))$, $\text{LOG}(\text{PIB}(-1))$ et $\text{LOG}(\text{IPC}(-1))$ sont explicatives au seuil de 1% car leurs probabilités critiques sont nulles.

b) la variable $\text{LOG}(\text{M2}(-1))$ est significative au seuil de 5% car sa probabilité critique (0,02) est inférieure à 5%.

c) La variable $D(\text{LOG}(\text{IPC}))$ est significative à 10% car sa probabilité critique (0,099) est inférieure à 10%.

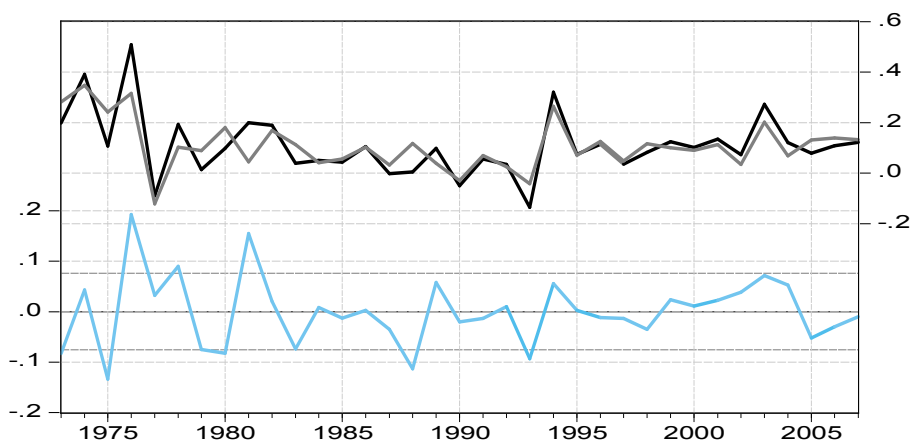
5.2) Test de Fisher

Le modèle à correction d'erreur est globalement significatif au seuil de 1% car sa probabilité critique est nulle.

6) Simulation

Après avoir estimé les paramètres par la méthode des moindres carrés ordinaires, la simulation du modèle est obtenue en cliquant sur Resids.

FIGURE 7 : Simulation du modèle



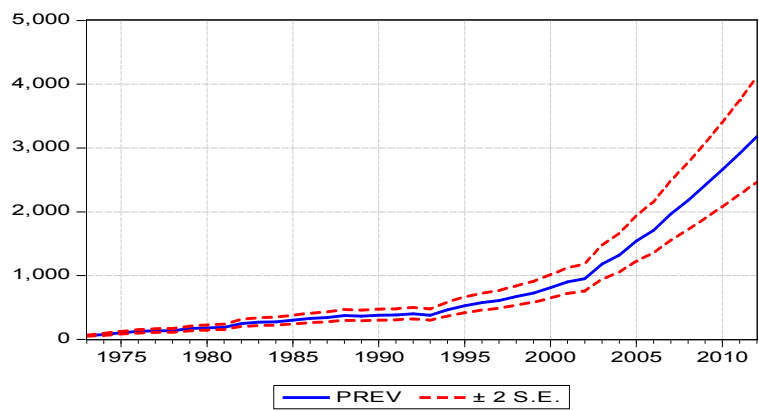
Les courbes des séries observée (actual) et ajustée (fitted) sont proches. L'erreur commise est faible. Le modèle a des chances d'avoir un bon pouvoir prédictif car il reproduit « fidèlement » le passé.

7) Prévision du modèle avec le logiciel Eviews

Après avoir estimé les paramètres par la méthode des moindres carrés ordinaires, le logiciel Eviews indique l'intervalle de prévision et les critères de prévision.

-- Intervalle de prévision

FIGURE 8 : Intervalle de prévision



-- Critères de prévision

Les critères de prévision sont donnés dans le tableau 4 ci-après :

TABLEAU 4 : Critères de prévision

Forecast evaluation	
Forecast: prevm2	
Actual: M2	
Forecast sample: 1971 2012	
Adjusted sample: 1973 2012	
Included observations: 35	
Root Mean Squared Error	33,212
Mean Absolute Error	21,331
Mean Absolute Percentage Error	5,105
Theil Inequality Coefficient	0,023
Bias Proportion	0,012
Variance Proportion	0,191
Covariance Proportion	0,797

MAPE : Mean Absolute Percentage Error (Erreur absolue moyenne en pourcentage)

Theil Inequality Coefficient : Critère U de Theil

Nous utilisons les critères de prévision MAPE et U de Theil pour apprécier les performances prévisionnelles.

L'erreur absolue moyenne en pourcentage est égale à 5,105%. Le modèle fait moins de 6% d'erreur. Le critère U de Theil (0,023) est proche de 0. Les 2 critères indiquent que le modèle a de bonnes performances prévisionnelles.

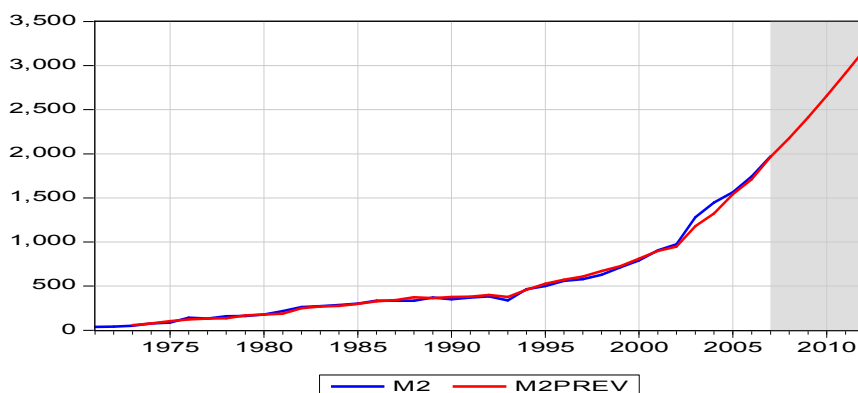
-- Prévision

Les prévisions obtenues sont données dans le tableau 5 ci-après :

TABEAU 5 : Prévision à un horizon de cinq années

Année	Masse monétaire
2008	2178,796
2009	2414,763
2010	2660,023
2011	2916,059
2012	3180,534

FIGURE 9 :Trajectoires des séries observée et prévue



4.5 Conclusion

L'intérêt de la théorie de la cointégration est qu'elle fournit une méthode d'analyse des séries temporelles non stationnaires en évitant le problème des régressions fallacieuses (spurious regressions) mis en évidence par Granger et Newbold (1974). De plus, grâce aux modèles à correction d'erreur, la théorie de la cointégration permet de modéliser simultanément les dynamiques de long terme et de court terme des séries temporelles.

CONCLUSION

Cet ouvrage avait pour but d'initier aux méthodes économétriques. Il contient la matière considérée comme le viatique minimal de l'économiste, et qui est, en conséquence, mis au programme du second cycle dans l'ensemble des facultés de sciences économiques et de gestion.

Muni de ces connaissances, un économiste peut déjà utiliser les modèles économétriques de base : le modèle de régression linéaire multiple, le modèle linéaire autorégressif, le modèle à retards échelonnés et le modèle à correction d'erreur.

La méthode des moindres carrés ordinaires s'est avérée souple et féconde, son champ de validité est circonscrit et ses hypothèses d'application sont clairement énoncées. Lorsque les données ne sont pas stationnaires, la méthode des moindres carrés n'est pas valable. Dans cette situation, il est indiqué d'appliquer les tests de cointégration et d'utiliser le modèle à correction d'erreur dans la situation où l'hypothèse de cointégration n'est pas rejetée. L'avantage du modèle dynamique dit à correction d'erreur est qu'il intègre à la fois des évolutions à court terme et de long terme des variables.

Cette initiation à l'économétrie ne pourra pas contenter ceux qui désirent se consacrer à la recherche théorique en économie ou faire de la statistique appliquée à l'économie leur métier. Il leur faudra approfondir les notions étudiées en s'intéressant à d'autres modèles non étudiés dans cet ouvrage. Parmi ces modèles, on peut citer sans vouloir être exhaustif : les modèles non linéaires, les modèles ARCH, les modèles probit-logit, les modèles tobit, les modèles de comptage, les modèles de durée, les modèles de panel, les modèles VAR, les modèles à équations simultanées et les modèles de gravité. Le monde à découvrir est donc vaste et en expansion.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- AKAIKE H. (1974), « A new look at the statistical model identification », IEEE Transactions on automatic control, Vol.19,
- BOURBONNAIS R. (2006) « Économétrie : cours et exercices corrigés », Dunod, sixième édition.
- BREUSCH T. S (1978) « Testing for autocorrelation in dynamic linear models », Australian Economic Papers, Vol. 17. .
- BREUSCH T.S. et A.R.PAGAN (1979), « A simple test of heteroscedasticity and random coefficient variation », Econometrica, 47, pp 1287-1294.
- BROWN R.G. DURBIN J. et EVANS J.M. (1975), « Techniques for testing the constancy of the regression relationship over time », Journal of the Royal Statistical Society, B, 37, pp. 149-192..
- CHOW G.C (1960), « Tests of equality between sets of coefficients in two linear regressions », Econometrica, 28, pp. 591-605.
- COCHRANE D et G.H ORCUTT (1949), « Applications of least squares regressions to relationships containing autocorrelated errors terms», Journal of the American Statistical Association, 44, pp. 32-61.
- DICKEY D., FULLER W. (1981), « Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with unit root », Econometrica, Vol. 49 n° 4.
- DORMONT B.(1999) . « Introduction à l'économétrie », Montchrestien, Paris.
- DOUCOURE F.B (2013), « Méthodes économétriques », Editions ARIMA.
- DOUCOURE F.B (2013), « Introduction à l'économétrie», Editions ARIMA.
- DURBIN J. (1970), « Testing for serial correlation in least-squares regression when some of the regressions are lagged dependant variables », Biometrika, Vol. 38.
- DURBIN J., WATSON G.S. (1951), «Testing for serial correlation in least-squares regression », Biometrika, Vol. 37, 1950 et Vol. 55.

ENGLE R.E., GRANGER C.W.J. (1987), « Cointegration and Error-correction : representation, estimation and testing », *Econometrica*, Vol. 55..

ENGLE R.F. et S.YOO (1987), « Forecasting and testing in cointegrated system », *Journal of Econometrics*, 35, ppp.143-159.

ENGLE R.F. (1982) « Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimate of the variance of U.K. inflation », *Econometrica*, Vol. 50..

Farrar D.E., Glauber R.R. (1967), « Multicollinearity in regression analysis », *Review of Economics and Statistics*, Vol. 49.

GlejSjer H. (1969), « A new test for heteroscedasticity », *Journal of American Statistical Association*, Vol. 64..

Godfrey L.G. (1978), « Testing for higher order serial correlation in regression equation when the regressors contain lagged dependant variables », *Econometrica*, Vol. 46.

Goldfeld S.M., Quandt R.E. (1965) « Some tests of homoscedasticity », *Journal of American Statistical Association*, Vol. 60.

Granger C.W.J., (1983) « Co-integrated variables and Error-correcting models », Document de travail, université de San Diego.

Granger C.W.J., (1969) « Investigating causal relations by econometrics models and cross spectral methods », *Econometrica*, Vol. 37..

Greene W.H. (2000), « *Econometric Analysis* », Prentice Hall, 4e éd.

Hamilton J.D., (1994) « *Time series analysis* », Princeton University Press.

HILDRETH, C et J. Lu (1962), « Demand relations with autocorrelated disturbances », *Technical Bulletin n° 276*, Michigan States University Agricultural Experiment Station.

Jarque C.M., Bera A.K. (1980) « Efficient test for normality homoscedasticity and serial independance of regression residuals », *Applied Statistics*, Vol. 31, n°2.

JOHNSTON J., et DINARDOJ. (1999) « *Méthodes économétriques* », (traduit par B. Guerrien), Economica 4e éd., Paris.

Johansen S. (1988), « Statistical analysis of cointegration vectors », Journal of economic dynamics and control, Vol. 12,.

Johansen S., Juselius (1990), « Maximum likelihood estimation and to the demand for money inference on cointegration with application », Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol. 52..

KLEIN, L.R (1962), « An introduction to Econometrics », Prentice-Hall, Englewood Cliffs.

Kwiatkowski d., phillips p., schmidt p., et shin y. (1992), « Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. How sure are we that economic time series have a unit root ? » Journal of econometric, Vol. 54.

Lardic S. et Mignon V. (2002), « Économétrie des séries temporelles macroéconomiques et financières », Economica.

Mackinnon j.g. (1991), « Critical values for Cointegration Tests, Chapter 13 in Long-run, Economic Relationships : Readings in Cointegration, R.F. Engle et C.W.J. Granger editors », Oxford University Press..

MIGNON V (2008), « Économétrie : Théorie et applications », Economica.

Phillips P., perron p. (1988), « Testing for unit in time series regression », Biometrika, Vol. 75.

Schwarz G. (1978), « Estimating the dimension of a model », The annals of Statistics, Vol. 6.

White H. (1980), « A heteroscedasticity-consistent covariance estimator and a direct test for heteroscedasticity », Econometrica, Vol. 48.

Annexe : Instructions et codes des logiciels Eviews et Stata pour la résolution des applications proposées

« Les machines un jour pourront résoudre tous les problèmes, mais jamais aucune d'entre elles ne pourra en poser un ! »

Albert Einstein

TOME 2 : LES MODÈLES DYNAMIQUES

Application 9 : Estimation d'un modèle linéaire autorégressif

Fonction d'investissement du Sénégal

inv : investissement , pib : produit intérieur brut , txint : taux d'intérêt

Instruction Eviews pour l'estimation des paramètres du modèle linéaire autorégressif

ls log(inv) c log(inv(-1)) log(pib) txint ou

Cliquer sur <Quick> puis <Estimate Equation > saisir log(inv) c log(inv(-1)) log(pib) txint dans la fenêtre <Equation specification > puis OK

Instruction Stata pour l'estimation des paramètres du modèle linéaire autorégressif

-- générer d'abord les logarithmes népériens des variables inv et pib

gen linv = log(inv)

gen lpib = log(pib)

-- estimer les paramètres du modèle linéaire autorégressif

regress linv L.linv lpib txint

Application 10. Estimation des paramètres d'un modèle à retards échelonnés

Fonction d'investissement des entreprises de l'industrie chimique française

inv : investissement, prof : profits

Instruction Eviews pour l'estimation des paramètres du modèle à 6 retards échelonnés

ls inv c prof prof(-1 to -6) ou

Cliquer sur <Quick> puis <Estimate Equation > Saisir inv c prof prof(-1 to -6) dans la fenêtre <Equation specification > puis OK ou

Cliquer sur <Quick> puis <Estimate Equation > Saisir inv c prof prof(-1) prof(-2) prof(-3) prof(-4) prof(-5) prof(-6) dans la fenêtre <Equation specification> puis OK

Instruction Stata pour l'estimation des paramètres du modèle à 6 retards échelonnés

regress inv prof L.prof L2.prof L3.prof L4.prof L5.prof L6.prof

Application 11. Tests de stationnarité (Dickey-Fuller Augmenté, Phillips-Perron, Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin) sur la variable log(pib) du Sénégal

Instruction Eviews pour le test de Dickey-Fuller Augmenté

Cliquer sur <Quick> puis <Series Statistics > saisir log(pib) dans la fenêtre <series name > puis OK

Choisir Augmented Dickey-Fuller dans la fenêtre <Test type >

Choisir level dans la fenêtre <Test for unit root in >

Choisir Automatic selection dans la fenêtre <Automatic selection >

Choisir Trend and intercept dans la fenêtre <Include in test equation > puis OK

Instruction Stata pour le test de Dickey-Fuller Augmenté

dfuller lpib,lags(1) trend regress

Instruction Eviews pour le test de Phillips-Perron

Cliquer sur <Quick> puis <Series Statistics > Saisir log(pib) dans la fenêtre <series name > puis OK

Choisir Phillips-Perron dans la fenêtre <Test type >

Choisir level dans la fenêtre <Test for unit root in >

Choisir Automatic selection dans la fenêtre <Automatic selection >

Choisir Trend and intercept dans la fenêtre <Include in test equation> puis OK

Instruction Stata pour le test de Phillips-Perron

pperron lpib,lags(1) trend regress

Instruction Eviews pour le test de Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin

Cliquer sur <Quick> puis <Series Statistics > Saisir log(pib) dans la fenêtre <series name > puis OK

Choisir Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin dans la fenêtre <Test type >

Choisir level dans la fenêtre <Test for unit root in >

Choisir Automatic selection dans la fenêtre <Automatic selection >

Choisir Trend and intercept dans la fenêtre <Include in test equation > puis OK

Instruction Stata pour le test de Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin

kpss lpib,lags(1) notrend

Application 12 : Détermination de l'ordre d'intégration de la variable log(pib) du Sénégal en utilisant le test de Dickey-Fuller Augmenté

Instruction Eviews

Cliquer sur <Quick> puis <Series Statistics > Saisir log(pib) dans la fenêtre <series name > puis OK

Choisir Augmented Dickey-Fuller dans la fenêtre <Test type >

Choisir First Difference dans la fenêtre <Test for unit root in >

Choisir Automatic selection dans la fenêtre <Automatic selection >

Choisir Trend and intercept dans la fenêtre <Include in test equation > puis OK

Instruction Stata

dfuller D.lpib,lags(1) trend regress

Application 13 : Test de cointégration de Johansen

m2 : masse monétaire pib : produit intérieur brut

ipc : indice des prix à la consommation

-- Pour obtenir les graphiques linéaires des variables log(m2), log(pib) et log(ipc)

Instruction Eviews

line log(m2) log(pib) log(ipc)

Instruction Stata

twoway (line lm2 lpib lpc annee)

Instruction Eviews pour le test de cointégration de Johansen

coint(b,1) log(m2) log(pib) log(ipc) ou

Cliquer sur <Quick> puis <Group Statistics > puis <Group Statistics > Saisir log(m2) log(pib) log(ipc) dans la fenêtre <List of series > puis OK

Saisir 1 1 dans la fenêtre <lag interval >

Choisir une option parmi les 6 proposées par Eviews puis OK

la syntaxe du test de cointégration de Johansen sur Eviews est :

coint(option,nombre de décalages) y x z

les 6 options sont : a b c d e s

s est l'option résumé (summary)

Instruction Stata pour le test de cointégration de Johansen

johans lm2 lpib lpc , lags(1) trend nonnormal

l'option trend inclut une constante dans chaque régression du VAR

l'option nonnormal n'affiche pas les matrices associées aux coefficients normalisés alpha et beta.

Remarque : le test de cointégration de Johansen n'est pas programmé sur le logiciel Stata. Pour l'exécuter, nous devons télécharger le module correspondant sur Internet.

Application 14 : Estimation par la méthode de Cochrane-Orcutt du modèle à correction d'erreur de type Hendry

Instruction Eviews

ls d(log(m2)) c d(log(pib)) d(log(ipc)) log(m2(-1)) log(pib(-1)) log(ipc(-1)) ar(1) ou

Cliquer sur <Quick> puis <Estimate Equation > saisir $d(\log(m2))$ c $d(\log(pib))$ $d(\log(ipc))$ $\log(m2(-1))$ $\log(pib(-1))$ $\log(ipc(-1))$ $ar(1)$ dans la fenêtre <Equation specification > puis OK

Instruction Stata

-- générer d'abord les logarithmes népériens des variables m2 , pib et ipc

gen lm2 = log(m2)

gen lpib = log(pib)

gen lipc = log(ipc)

-- estimer les paramètres du modèle à correction d'erreur

prais D.lm2 D.lpib D.lipc L.lm2 L.lpib L.lipc , corc

ACHEVÉ D'IMPRIMER SUR LES PRESSES
DE L'IMPRIMERIE DE LA BCEAO
DECEMBRE 2013



BCEAO
BANQUE CENTRALE DES ETATS
DE L'AFRIQUE DE L'OUEST

Avenue Abdoulaye Fadiga
B.P. 3108 - Dakar - Sénégal
www.bceao.int