

**IMPACT DE LA CONSOMMATION D'ENERGIE SUR LA CROISSANCE
ECONOMIQUE EN ALGERIE: «ETUDE ECONOMETRIQUE»**
**IMPACT OF ENERGY CONSUMPTION ON ECONOMIC GROWTH IN
ALGERIA: «ECONOMETRIC STUDY»**

MAACHI Sofiane

Université Ibn-khaldoun - Tiaret (Algérie), sofiane.maachi@univ-tiaret.dz

Reçu: 25/04/2021

Approuvé: 30/05/2021

Publié: 31/05/2021

Résumé:

Cette étude a pour but de traiter la relation entre la consommation d'énergie et la croissance économique par l'application sur l'économie Algérienne entre la période 1980 – 2014, pour cela on a utilisé dans le traitement l'analyse de la VAR et VECM, pour examiner l'impact DE la consommation d'énergie sur la croissance économique.

Il a été conclu que les résultats de l'étude ont défini qu'il ya une Co-intégration entre les variables utilisées, ce qui indique qu'il ya une relation à long terme entre la consommation d'énergie et la croissance économique. Aussi il a été distingué d'après le modèle VAR que la consommation d'énergie influent sur la croissance économique mais d'une faible manière à court terme, Enfin nous analyserons les fonctions de causalités, la décomposition de la variance et les réponses impulsionnelles.

Mots clés: La consommation d'énergie, La croissance économique, Co-intégration, VAR, VECM.

Jel Classification: C2, C3, or C4, C120.

Abstract:

This study aims to treat the relationship between energy consumption and economic growth by the application on the Algerian economy between the period 1980 - 2014, for this we used in the treatment the analysis of VAR and VECM, to examine the impact of energy consumption on economic growth.

It was concluded that the results of the study defined that there is a Co-integration between the variables used, which indicates that there is a long-term relationship between energy consumption and economic growth. Also it has been distinguished from the VAR model that energy consumption influences economic growth but in a small way in the short term, Finally we will analyze the causal functions, the decomposition of the variance and the impulse responses

Keywords Energy consumption, economic growth, Co-integration, VAR, VECM.

JEL Classification: C2, C3, or C4, C120.

1. Introduction

L'économétrie est l'étude des phénomènes économiques à partir de l'observation statistique des grandeurs pertinentes décrivant ces phénomènes. Son objectif est d'exprimer des relations entre les variables économiques sous une forme permettant la détermination de ces dernières à partir des données observées. Aussi, l'économétrie se sert des méthodes statistiques à des fins d'estimation de ces relations et des prévisions des grandeurs économiques. L'économétrie construit des modèles, c'est-à-dire des schématisations de phénomènes économiques à l'aide de relations mathématique. Ces phénomènes peuvent être microéconomiques ou macroéconomiques. Autrement dit, l'économétrie consiste à appliquer les mathématiques statistiques aux données économiques pour fournir une base empirique aux modèles construits par l'économie mathématique et obtenir des résultats mesurés. (DAMODAR N, 2004, p. 2)

2. Présentation des méthodes d'analyses des séries chronologiques : Une série temporelle est la réalisation d'un processus aléatoire, elle est définie comme étant une suite d'observations indexées dans le temps.

2.1. Etude de la stationnarité des séries : Avant le traitement d'une série chronologique, il convient de s'assurer de la stationnarité des variables retenues, car la stationnarité constitue une condition nécessaire pour éviter les régressions fallacieuses ; de telles régressions se réalisent lorsque les variables ne sont pas stationnaires. L'estimation des coefficients par la méthode des moindres carrés ordinaires (**MCO**) ne converge pas vers les vrais coefficients, et les tests usuels des *t* de Student et *f* Fisher ne sont plus valides. De manière formalisée, le processus stochastique Y_t est stationnaire si : (Régis, 2015, p. 239)

$E(Y_t) = E(Y_{t+m}) = \mu \forall t \text{ et } \forall m$, la moyenne est constante et indépendante du temps.

$\text{var}(y_t) < \infty \forall t$, la variance est finie et indépendante du temps.

$\text{cov}(y_t, y_{t+k}) = E[(y_t - \mu)(y_{t+k} - \mu)] = \gamma_k$, la covariance est indépendante du temps.

2.2. La non-stationnarité : Les chroniques économiques sont rarement des réalisations de processus aléatoires stationnaires. Pour analyser la non-stationnarité, deux types de processus sont distingués :

2.2.1. Le processus TS (Trend stationary) : Il présente une non stationnarité de nature déterminante. Le processus **TS** s'écrit :

$$X_t = \alpha + \beta_t + \varepsilon_t$$

Où : ε_t : représente l'erreur de modèle à la date t .

Le processus **TS** est non stationnaire car $E(Y_t) = \alpha + \beta_t$ dépend de t . Le processus X_t peut être stationnaire en retranchant à X_t la valeur estimée $\alpha + \beta$ par la méthode de moindres carrés ordinaires. (FEKHAR H, 2013, p. 46)

2.2.2. Le processus DS (Differency Stationary) : Le processus **DS** est un processus qu'on peut rendre stationnaire par la différenciation (ΔX_t).

Le processus DS est dit de premier ordre si : $X_t = \beta + X_{t-1} + \varepsilon_t$. L'introduction de la constante β dans le processus DS permet de définir deux processus différents si : (Baudhuin, 1968, p. 86)

• $\beta = 0$: le processus **DS** est sans dérive, il s'écrit comme suit : $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$. Comme et est un bruit blanc le processus **DS** porte le nom d'une marche aléatoire ou la marche au hasard. Pour stationnarisées ce type de processus on base sur la différenciation.

$$X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t \quad X_t - X_{t-1} = \varepsilon_t$$

$$\Delta X_t = \varepsilon_t$$

• $\beta \neq 0$: le processus porte le nom **DS** avec dérive, il s'écrit comme suit : (FEKHAR H, 2013, p. 52)

$$X_t = \beta + X_{t-1} + \varepsilon_t \quad X_t - X_{t-1} = \beta + \varepsilon_t$$

$$\Delta X_t = \beta + \varepsilon_t$$

(stationnaire)

o **Le test de racine unitaire** : Les tests de racine unitaire « **Unit Root Test** » permettent non seulement de détecter l'existence d'une non-stationnarité mais aussi de déterminer de quelle non-stationnarité il s'agit, d'un processus **TS** ou **DS**, et donc la bonne méthode pour stationnarisées la série. (BOURBONNAIS.R., 2011, p. 246) ·

o **Test de Dikey-Fuller 1979** : Les tests de **Dickey-Fuller (DF)** permettent de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique.

Les modèles servant basé sur l'estimation des moindres carrés des trois modèles suivant :

- **Modèle [1]** : $X_t = \phi X_{t-1} + \varepsilon_t$ Modèle autorégressif d'ordre 1 sans constant et sans tendance.

- **Modèle [2]** : $X_t = c + \phi X_{t-1} + \varepsilon_t$ Modèle autorégressif avec constante et sans tendance.

- **Modèle [3]** : $X_t = c + \beta t + \phi X_{t-1} + \varepsilon_t$ Modèle autorégressif avec tendance sans constant.

Les principes de test de **Dickey Fuller** consistent à tester les hypothèses suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } \phi > t\text{-table on accepte } H_0. \text{ (série non stationnaire)} \\ \text{Si } \phi < t\text{-table on accepte } H_1. \text{ (série stationnaire)} \end{array} \right.$$

Ou bien :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } P \text{ (de la statistique } ADF) < \alpha \text{ on accepte } H_1 \\ \text{Si } P \text{ (de la statistique } ADF) > \alpha \text{ on accepte } H_0 \end{array} \right.$$

2.3. Modalisation VAR : Les modèles **VAR** représentent une méthodologie statistique fréquemment utilisée dans l'analyse des séries temporelles depuis les critiques de **SIMS** aux économètres classiques qui distinguent dans leur modélisation entre une variable endogène et d'autres variables exogènes.

Pour ces différentes raisons, **SIMS** a proposé une modélisation multivariée sans autres restrictions que le choix des variables sélectionnées et du nombre de retards p (nombre maximum d'influence de passé sur le présent). La méthode d'estimation de modèle **VAR** est comme suit : (JACQUES, 2001, p. 69)

o Spécification du modèle par la détermination du nombre de retard (p) par le critère d'Akaike (**AIC**) et Schwarz (**SC**) et l'étude de la stationnarité des variables ;

o Estimation avec les séries qui sont stationnaires, détermination du VAR optimal ;

o Validation du modèle :

- a) Par la signification des coefficients.
- b) L'analyse des résidus.

2.3.1. La causalité : La causalité consiste à étudier l'évolution de l'ensemble des variables et d'examiner si le passé des unes apporte une information supplémentaire sur la valeur présente et future des autres. Cette approche est formalisée par **Granger (1987)** est définie comme suit : (Lilia., 2012, p. 35) :

Considérons un processus VAR d'ordre 1 pour deux variables Y_{1t} , Y_{2t} :

$$\begin{cases} Y_{1t} = \beta_0 + \beta_1 Y_{1t-1} + \beta_2 Y_{2t-1} + \varepsilon_{1t} \\ Y_{2t} = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{1t-1} + \alpha_2 Y_{2t-1} + \varepsilon_{2t} \end{cases}$$

Tester l'absence de causalité de Y_2 vers Y_1 revient à effectuer un test de restriction sur les coefficients de la variable Y_2 de la représentation **VAR** ;

$$\begin{cases} H_0: Y_{2t} \text{ ne cause pas } Y_{1t} \text{ au sens de Granger} \\ H_1: Y_{2t} \text{ cause } Y_{1t} \text{ au sens de Granger} \end{cases}$$

2.3.2. Test de la trace de Johannsen : Le test de la Trace de Johannsen nous permet de détecter le nombre de vecteurs de Co-intégration. Les hypothèses de ce test se présentent comme suit :

H_0 : il existe au plus r vecteurs de Co-intégration

H_1 : il existe au moins r vecteurs de Co-intégration

Nous acceptons H_0 lorsque la statistique de la trace est inférieure aux valeurs critiques à un seuil de signification de α %. Par contre, nous rejetons H_0 dans le cas contraire. Ce test s'applique d'une manière séquentielle de $r = 0$ jusqu'à $r = k-1$. (Yahia., 2014, p. 192)

2.3.3. Définition de la Co-intégration : L'analyse de la cointegration permet d'identifier clairement la relation véritable entre deux variables en recherchant l'existence d'un vecteur de cointegration et en éliminant son effet. (Guellec, 2001, p. 66)

Test de cointegration entre deux variables

Etape 01 : test l'ordre d'intégration des deux variable, une condition nécessaire de cinération est que les série doivent être intégrés de même ordre ; si les séries ne sont pas intégrées de même ordre, elles ne peuvent pas être de cointegration, et la procédure s'arrête à cette étape.

Etape 02 : estimation de la relation de long terme (le cas où les séries sont intégrées de même ordre). Pour qu'il soit de cointegration, il faut que les résidus (et)issus de la régression soient stationnaires.

2.4. Validation d'un modèle VECM ou ECM

Bruit blanc : Un processus de bruit blanc est une suite de variables aléatoires (X_t) indépendantes, d'espérance et de variance constantes ; si l'espérance est nulle, le bruit blanc est centré et si les variables aléatoires sont gaussiennes, le bruit blanc est gaussien.

Pour valider un modèle **VECM** ou **ECM**, il est important de suivre quelques étapes de vérification :

Etape01 : Tester la significativité des coefficients(en utilisant le test de Student).

Etape02 : Tester l'auto-corrélation des erreurs (en utilisant le test de **VAR** résiduel serial corrélation **LM** Test).

Etape03 : Tester l'hétéroscédasticité des erreurs (en utilisant le test de White).

Si l'on retrouve une étape non vérifié, nous rejetons le modèle et par conséquent le modèle n'est pas validé.

2.5. Analyse des chocs : La simulation des chocs structurels est une méthode puissante pour l'analyse de la dynamique entre un groupe de variables. En identifiant un modèle **VAR (p)**, l'analyse implusionnelle permet d'expliquer les influences des chocs structurels d'une des variables sur les autres variables du système. La réponse aux impulsions demeure l'un des instruments le mieux indiqué pour expliquer les sources d'impulsions. Elles reflètent la réaction dans le temps des variables aux chocs contemporains identifiés. L'analyse des chocs consiste à mesurer l'impact de la variation d'une innovation sur les variables. Prenant l'exemple suivant : (ALLEMAND & Bernier, 2000, p. 122)

$$Y_{1t} = \alpha_0 + \alpha_1 y_{1t-1} + \alpha_2 y_{2t-2} + e_{1t}$$

$$Y_{2t} = \beta_0 + \beta_1 y_{1t-1} + \beta_2 y_{2t-2} + e_{2t}$$

Une variable à un instant donné de e_{1t} à une conséquence immédiate sur y_{1t} puis sur y_{1t+1} et y_{2t+1} ; par exemple s'il se produit en t un choc sur e_{1t} égale à **1**, nous aurons l'impact suivant:

$$\text{En } t : \begin{bmatrix} \Delta Y_{1t} \\ \Delta Y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{A la période de } t+1 : \begin{bmatrix} \Delta Y_{1t+1} \\ \Delta Y_{2t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 \\ \beta_1 & \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_1 \end{bmatrix}$$

$$\text{A la période de } t+2 : \begin{bmatrix} \Delta Y_{1t+2} \\ \Delta Y_{2t+2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 \\ \beta_1 & \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_1 \end{bmatrix}$$

3. Analyse univariée des séries

3.1. Présentation des données et choix des variables : Plusieurs travaux de recherche ont étudiés le lien entre la consommation d'énergie et la croissance économique. De nombreuses variables sont souvent utilisées pour représenter ces deux dernières séries. Pour la croissance économique, on utilise le plus souvent soit le **PIB** ou **PNB**. Et pour la consommation d'énergie, on considère habituellement soit les différentes formes d'énergies (électricité, pétrole, gaz...) soit la consommation totale. (.S., 2002, p. 35)

Dans notre cas d'étude, nous avons opté pour l'électricité (**CE**) comme mesure de la consommation d'énergie, considéré comme la forme d'énergie la plus importante, mesurée en milliers de tonnes équivalents pétroles (**KTEP**). Par ailleurs, nous avons retenu le **PIB**

comme mesure de la croissance économique, évalué en unité monétaire (*en millions de DA*).

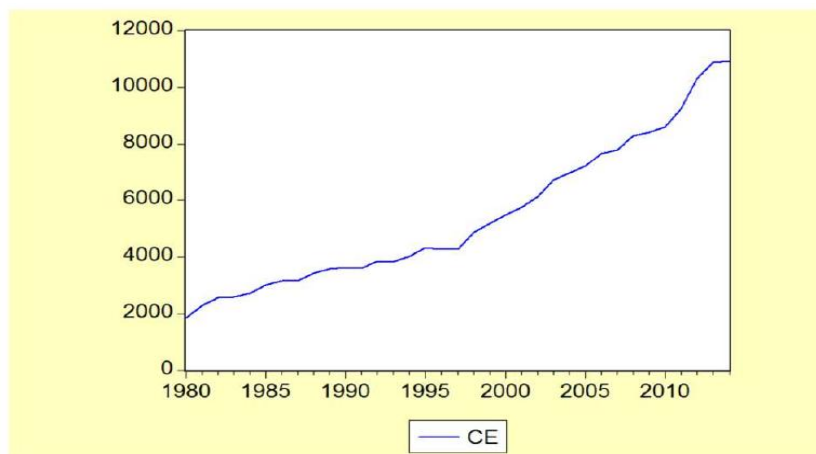
Nos données sont annuelles et couvrent la période allant de **1980 à 2014** ; elles ont été extraites de la bases de données de « **ONS** » (*l'office national des statistiques*) pour le **PIB** et de ministère de l'énergie et des mines pour la consommation d'électricité (**CE**), les deux séries « **PIB** » et « **CE** » sont transformés à partir des séries originelles annuel avec le logiciel « **EVEEWS 4.1**» *D'un point de vues économiques et un logiciel de statistique pour Windows, utilisé principalement pour les séries chronologiques.*

3.2. Analyse graphique des séries des données

3.2.1. Evolution de la consommation d'électricité (CE) :

La figure ci-dessous illustre l'évolution de la consommation d'électricité en Algérie, de **1980 à 2014** (Mines), WwW mem-Algérie .org)

Figure N° 1. Titre Présentation graphique de l'évolution de la série de la consommation d'électricité (MTP)



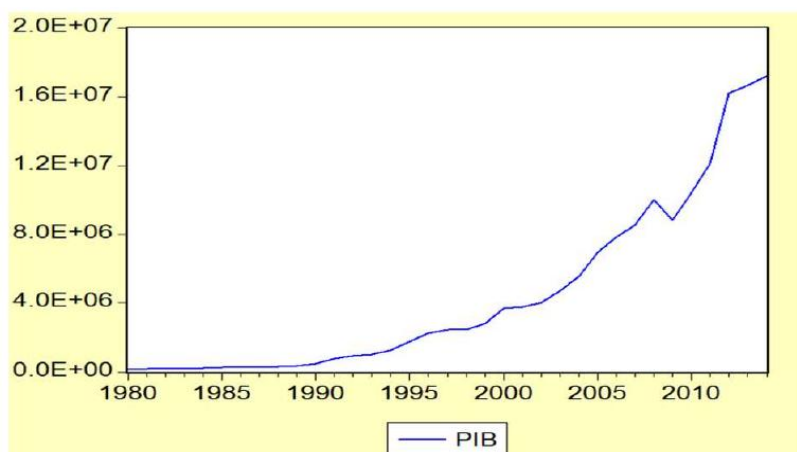
Source : Établi par nos soins à partir des données du ministère de l'énergie et des mines à l'aide d'Eviews 4.1

On remarque que l'évolution de la consommation d'électricité marque une tendance à la hausse pendant la période étudiée, donc la série **CE** n'est pas stationnaire.

3.2.2. Evolution du produit intérieur brut (PIB)

La figure ci-dessous, illustre l'évolution du produit intérieur brut (**PIB**). (statistiques), WwW ons.dz, 2019)

Figure N° 2. Présentation graphique de l'évolution de la série du produit intérieur brut (PIB)



Source : Établi par nos soins à partir des données du ministère de l'énergie et des mines à l'aide d'Eviews 4.1

Le graphe ci-dessus indique que le produit intérieur brut (**PIB**) en Algérie a été plutôt stable dans la période de **1980 à 1995**, pour ensuite enregistrer une forte tendance à la hausse et ensuite en **2009** elle a enregistré une baisse de **PIB**, et à partir de **2010** elle a continué sa tendance à la hausse.

3.3. Etude de la stationnarité des séries : Au préalable, il faut transformer nos nouvelles séries en logarithme afin de réduire les écarts entre les séries. Un processus stochastique est non stationnaire lorsque l'un des trois conditions de la stationnarité n'est pas rempli.

3.3.1. Détermination de nombre du retard des différentes séries : Avant l'application de test d'**ADF**, il est nécessaire de déterminer le nombre du retard de chaque série. Pour ce faire, on fait appel aux critères d'information **d'Akaike (AIC)** et **Schwarz (SC)** pour les décalages p allant de **0** à **4** et on fait le choix du nombre de retard qui minimise le critère d'**AIC** et **SC**. (Honoré., octobre 2014)

Table N°1. Détermination de nombre de retard pour les différentes séries.

P		0	1	2	3	4
L CE	AIC	-3,600	-3,746	-3,797	-3,804	-3,842
	SCH	-3,465	-3,565	-3,568	-3,526	-3,515
L PIB	AIC	-1,450	-1,424	-1,379	-1,290	-1,236
	SCH	-1,361	-1,288	-1,195	-1,059	-0,955

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

- Le nombre de retard retenu pour la série de la consommation d'électricité (**CE**) est ($p=4$) Pour le critère **d'AIC** et ($p=2$) pour le critère **SCH** donc le nombre de retard est ($p=4$).
- Le nombre de retard retenu pour la série de produit intérieur brut (**PIB**) est ($p=0$) Pour les critères **d'AIC** et **SCH**.

3.3.2. Test de racine unitaire (ADF)

Estimation du modèle [3]

Table N°2. Test de significativité de la tendance.

Modèle [3]	LCE	LPIB
Les valeurs calculées	2,270	1.082
La valeur critique (5%)	2,79	2,79

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

Dans le tableau présenté ci-dessus, on constate que la tendance des variables *LCE*, *LPIB* ne sont pas significativement différente de zéro, puisque sa valeur calculée (*t-statistique*) est inférieure à sa valeur tabulée au seuil statistique de 5%. On accepte alors l'hypothèse H_0 ; désignant la non-significativité des tendances pour les variables (*LCE*, *LPIB*), et nous passerons alors à l'estimation du *modèle (2)*.

Estimation du modèle [2] :

L'estimation du modèle (2) des séries nous donne les résultats suivants :

Table N°3. Test de significativité de la constante

Modèle [2]	LCE	LPIB
Les valeurs calculées	-0,450	1,504
La valeur critique (5%)	2,54	2,54

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

Les variables (*LCE*, *LPIB*) il n'est pas significatif car la valeur calculée de la constante (*t-statistique*) est inférieure à la valeur tabulée au seuil de 5%. On estime alors le modèle sans constante ni tendance modèle [1] les résultats sont donnés dans le tableau suivant

Estimation du modèle (1)

L'estimation du modèle (1) de la série nous donne les résultats suivants

Table N°4. Test de racine unitaire d'ADF

Modèle [1]		LCE	LPIB
En niveau	Les valeurs critiques (5%)	-1,952	6,960
	Statistique ADF	2,385	-1,951
En première différenciation	Les valeurs critiques (5%)	-1,953	-1,951
	Statistique ADF	-0,714	-2,408
En deuxième différenciation	Les valeurs critiques (5%)	-1,953	/
	Statistique ADF	-3,490	/
Ordre d'intégration		I(2)	I(1)

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

Le test de stationnarité est donc effectué à base du modèle (1), la statistique *ADF* calculée est supérieurs à la table *ADF* au seuil de 5% ; les séries est non stationnaire. La meilleure méthode de la stationnarisation est celle de la différenciation une seule

différenciation pour les variables (**LPIB**) donc est intégré d'ordre (1), et on a passé à la deuxième différenciation pour la variable (**LCE**) donc intégré d'ordre (2). En effet, la statistique **d'ADF** calculée devient inférieure à la valeur de la table **ADF** au seuil de 5%.

4. Analyse multivariée des séries de données :

Après la stationnarité des séries, on passe à la construction du modèle **VAR (Vectoriel Auto Régressifs)**, ce modèle permet de décrire et d'analyser les effets d'une variable sur une autre et les liaisons qu'il existe entre elles.

4.1. Détermination de nombre de retard : La comparaison des valeurs calculées (**t-statistique**) aux valeurs critiques au seuil de 5% indique que toutes les séries sont non stationnaire en niveaux (**t-statistique > à la valeur critique**). Il convient donc de la stationnariser par la méthode de différenciation.

La détermination de l'ordre du modèle **VAR** s'effectue par une minimisation des critères d'information **d'AKAIKE (AIC)** et **SCHWARTZ (SCH)**.

Table N°5. Résultats des différents modèles VAR(p).

nombre de retard(p)	1	2	3	4
AIC	-4,847	-4,934*	-4,702	-4,380
SC	-4,375	-4,476*	-4,055	-3,540

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'EvIEWS 4.1.

A partir de tableau présent ci-dessus, on conclut que les critères d'information nous mènent à retenir un processus **VAR(2)**.

4.2. Estimation de modèle VAR : L'estimation par le modèle VAR est permise du fait que les conditions de stationnarité des séries sont remplies.

Table N°6. Estimation de processus du VAR(2)

	DLPIB	DLCE
DLPIB (-1)	0.299526 (0.19100) [1.56818]	-0.034663 (0.05138) [-0.67465]
DLPIB (-2)	-0.182016 (0.19130) [-0.95147]	-0.120041 (0.05146) [-2.33274]
DLCE (-1)	-0.482562 (0.57003) [-0.84656]	-0.128851 (0.15334) [-0.84031]
DLCE (-2)	0.156910 (0.44805) [0.35021]	-0.340096 (0.12052) [-2.82181]
C	0.141295 (0.05833) [2.42221]	0.092507 (0.01569) [5.89534]

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'EvIEWS 4.1.

o Equation de modèle DLPIB, DLCE :

•Produis intérieur brute

$$\text{DLPIB} = 0.299525931 * (\text{DLPIB} \text{ (-1)}) - 0.1820158069 * (\text{DLPIB} \text{ (-2)}) - 0.4825619047 * (\text{DLCE} \text{ (-1)}) + 0.1569101101 * (\text{DLCE} \text{ (-2)}) + 0.141295491$$

•Consommation d'électricité

$$\text{DLCE} = - 0.03466303514 * (\text{DLPIB} \text{ (-1)}) - 0.1200408423 * (\text{DLPIB} \text{ (-2)}) - 0.1288507325 * (\text{DLCE} \text{ (-1)}) - 0.3400956656 * (\text{DLCE} \text{ (-2)}) + 0.0925067226$$

o **Interprétation des résultats des équations du modèle VAR :** Les résultats du tableau ci-dessus montrent qu'un grand nombre des coefficients associés à chaque variable ne sont pas significatifs d'un point de vue statistique.

La consommation d'électricité influence négativement le PIB ent-1: une variation d'une unité de *CE* engendre une variation au sens inverse (*donc négative*) de **48,25 million de dinars de PIB**. Et, la *CE* influence positivement le PIB en t-2 : une augmentation d'une unité de *CE* engendrer une hausse du **PIB de 15,69 million de dinars**.

4.3 Test de causalité

Table N°7. test de causalité de GRANGER.

NullHypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLCE does not Granger Cause DLPIB	32	0.39682	0.67631
DLPIB does not Granger Cause DLCE		3.44274	0.04658

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

- Si la probabilité est supérieur à **0.05** ; on accepte H_0 , c'est-à-dire qu'elle ne cause pas au sens de granger.

- Si la probabilité est inférieur à **0.05** ; on accepte H_1 , c'est-à-dire qu'elle cause au sens de granger.

Les résultats des tests prouvent qu'une causalité unidirectionnelle existe entre le **PIB** et la consommation d'électricité (*CE*) : Le **PIB** cause, au sens de granger, la consommation d'électricité au seuil de **5%** , pour la période étudiée, puisque la probabilité associée ($p=0.04658$) est inférieure à **5%** . La relation est expliquée par le fait que la consommation d'électricité à des effets sur le produit intérieur brut positifs. A cet effet, la consommation d'électricité influence positivement sur le produit intérieur brut.

4.4 .Test de cointegration (test de Johannsen) : Dans notre étude uni variées, on a trouvé que les séries étudiées ne sont pas stationnaires et que différenciées suffisait à les rendre stationnaires. Cette opération de différenciation ne permet pas d'étudier les relations entre les niveaux des variables, et masque alors les propriétés à long terme des séries (*cointegration*). Pour ce la on utiliser le modèle lié directement à la théorie de cointegration, le modèle à correction d'erreur vectoriel (*VECM*), cela avec des séries non stationnaires, le tableau suivant présente le test de la trace.

Table N°8. Test de la trace

Unrestricted Cointegration Rank Test				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.423343	19.29841	12.53	16.31
Atmost 1	0.033712	1.131677	3.84	6.51

*(**) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level
Trace test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

On commence par test l'hypothèse $H_0: r = 0$ contre $H_1: r > 0$;

D'après les résultats du test de cointégration on accepte H_0 qu'il existe une seule relation de cointégration au seuil de 5% , car Trace Statistique ($TR=1,131$) est inférieur à la valeur critique au seuil de 5% et de 1% donc entre 3,84 et 6,51 avec $0 < R < N$. Donc un modèle à correction d'erreur vectoriel (VECM) peut alors être estimé.

4.5. Estimation du modèle VECM

4.5.1. Estimation à long terme : Le tableau suivant reporte l'estimation de la relation de cointégration. On a le *PIB* comme variable endogène, *CE* comme variables exogènes.

Table N°9. Estimation de la relation de long terme

CointegratingEq :	CointEq1
LPIB (-1)	1.000000
LCE (-1)	-3.232159 (0.38866) [-8.31619]
C	13.06771

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

L'estimation de la relation de cointégration permet d'identifier l'équation de long terme suivant.

$$LPIB_t = 13,067 + 3,232 LCE_t$$

Les coefficients associés de chaque variable sont significativement différents de zéro d'un point de vue statistique. Telle que l'indique la statistique de student calculée et rapportée dans le tableau précédent, on remarque qu'une **augmentation de 1% de la consommation d'électricité engendre une augmentation de 3,232% de PIB.**

4.5.2. Estimation à court terme

Table N°10. Estimation de la relation de court terme

Error Correction:	D(LPIB)	D(LCE)
CointEq1	-0.067948 (0.06079) [-1.11772]	0.030954 (0.02040) [1.51749]

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

Les résultats issus des tableaux montrent que le terme à correction d'erreur est négatif significativement différent de zéro dans la relation à la croissance *PIB*, donc la variable *PIB* est caractérisée par le retour vers la cible de long terme (**vers l'équilibre**). Dans l'équation

explicative de consommation d'électricité, elle porte un signe positif mais elle n'est pas significatives d'un point de vue statistique, l'hypothèse de retour vers la cible est rejetée.

4.6 .Validation de modèle VECM

o **Test d'autocorrélation des résidus** : Il existe un grand nombre de tests d'autocorrélation, les plus connus sont ceux de Box et Pierce (1970) et L'Jung et Box (1978). Nous n'étudierons ici que le test **Box** et **Pierce**.

Dans ce cas, nous allons tester l'hypothèse nulle d'absence d'autocorrélation des résidus, contre l'hypothèse d'existence d'autocorrélation des résidus.

Table N°11. Test d'auto corrélation des résidus

Lags	LM-Stat	Prob
1	4.791191	0.3094
2	0.412270	0.9815
3	5.309346	0.2570
4	1.660804	0.7978
5	4.846781	0.3034
6	2.372137	0.6677
7	3.248123	0.5172
8	1.184436	0.8807
9	1.960060	0.7431
10	4.940178	0.2935
11	3.465249	0.4832
12	2.944399	0.5672
Probs from chi-square with 4 df.		

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

D'après les résultats, nous constatons une absence d'autocorrélation des résidus, puisque les probabilités associées sont supérieures au seuil de 5%.

o **Test d'hétéroscédasticité** : Le test de White consiste à vérifier les deux hypothèses suivant :

H_0 : l'homoscédasticité des résidus.

H_1 : L'hétéroscédasticité des résidus.

Les résultats sont présents dans le tableau suivant :

Table N°12. Test d'hétéroscédasticité

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
20.30176	30	0.9084

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

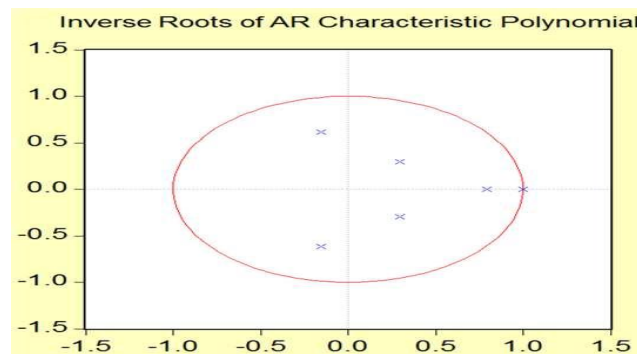
Nous constatons l'existence d'une Homoscédasticité des résidus, puisque la probabilité associée est supérieure au seuil de 5%. Donc, nous concluons que le modèle utilisé dans

notre démarche est validé, puisque les résultats obtenus conformément l'hypothèse d'absence d'autocorrélation des erreurs et l'hypothèse d'existence d'homoscédasticité.

o Validation de modèle VECM par l'inverse des racines de polynôme caractéristique du modèle

Pour que ce processus satisfasse un modèle **VAR** stationnaire, il faut que toutes les racines de déterminant de la matrice des coefficients soient de module supérieure 2. Cela peut-être examiné à partir de cercle unité donné par le logiciel « **evIEWS 4.1** » :

Figure N° 3. l'inverse des racines de polynôme caractéristique du modèle



Source : Établi par nos soins à partir des données du ministère de l'énergie et des mines à l'aide d'EvIEWS 4.1

L'inverse de toutes les racines se trouve dans le cercle unité, donc le modèle **VECM** est stationnaire. Le modèle **VECM** est valide ; les résidus sont un bruit blanc.

4.7. Analyse de choc : Après avoir déterminé la relation passée existantes entre la variable (**DLPIB**) et la variable explicative (**DLCE**) à partir de l'estimation **VAR (2)** et le test de causalité, on déduit donc que l'analyse de choc est important.

Table N°13. Analyse de choc

Response of DLPIB:		
Period	DLPIB	DLCE
1	0.116477	0.000000
	(0.01456)	(0.00000)
2	0.036342	-0.015050
	(0.02280)	(0.01788)
3	-0.009027	0.002325
	(0.02345)	(0.01399)
4	-0.003257	0.007422
	(0.01621)	(0.00913)
5	-0.000989	-0.001789
	(0.00812)	(0.00629)
6	-0.002764	-0.002250
	(0.00543)	(0.00352)
7	0.000292	0.001235

	(0.00342)	(0.00274)
8	0.001474	0.000428
	(0.00226)	(0.00175)
9	-0.000167	-0.000653
	(0.00124)	(0.00132)
10	-0.000455	3.21E-05
	(0.00095)	(0.00095)

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

A la lecture de ce tableau, un choc pour la première année a un effet sur **DLPIB** plus important sur lui-même et qui n'exerce aucun effet sur la **DLCE**.

Au bout de la deuxième année, un choc a un effet positif sur **DLPIB** et exerce un effet négatif **DLCE**.

Au cours de la troisième année un choc de **DLPIB** exerce un effet négatif sur lui-même, et un effet positif sur **DLCE**.

Au bout de la dernière année un choc sur le **DLPIB** exerce un effet négatif sur lui-même, et un effet positif sur **DLCE**.

L'estimation d'un modèle introduisant le **PIB**, la consommation d'électricité est faite pour dégager l'impact de consommation d'énergie sur la croissance économique.

4.8. Décomposition de la variance : Les résultats de ce test sont résumés dans le tableau suivant, en conservant le même horizon de la variance de l'erreur de prévision (**h=10 année**)

Table N°14. Décomposition de la variance

Variance Decomposition of DLPIB :				
Period	S.E.	DLPIB	DLCE	
1	0.116477	100.0000	0.000000	
2	0.122940	98.50146	1.498542	
3	0.123293	98.47446	1.525535	
4	0.123559	98.12022	1.879780	
5	0.123576	98.09979	1.900214	
6	0.123627	98.06823	1.931766	
7	0.123633	98.05846	1.941536	
8	0.123643	98.05757	1.942434	
9	0.123645	98.05483	1.945169	
10	0.123646	98.05485	1.945149	

Source : construit par nous-mêmes à partir des résultats d'Eviews 4.1.

Les résultats obtenus indiquent qu'à la première année, la variance de l'erreur de prévision du **DLPIB** est de **100%** à ses propres innovations et la innovation de variable explicative n'ont aucun effet au cours de la première année.

Au cours de la deuxième année, la variance de l'erreur de prévision de **DLPIB** est due à **98,50%** à ses propres innovations, et à **1,50%** aux innovations du **DLCE**. Au cours de la troisième année, la variance de l'erreur de prévision de **DLPIB** est due à **98,47%** à ses propres innovations, et à **1,52 %** aux innovations du **DLCE**.

De la troisième année jusqu'à la dixième année on remarque la variance de l'erreur de prévision du **DLPIB** et de à **98,05%** à ses propres innovations, a **1,94%** aux innovations du **DLCE**.

Conclusion :

Nous avons essayé tout au long de ce chapitre de vérifier empiriquement et statistiquement la relation entre la consommation d'électricité et la croissance économique en Algérie. La procédure que nous avons choisi consiste d'abord à vérifier la stationnarité de nos séries, en utilisant le test de racine unitaire de **ADF**, les résultats obtenus montrent que nos séries sont non stationnaires en niveau, une seule différenciation pour les variables **LPIB**, et on a passé à la deuxième différenciation pour la variable **LCE**, afin de le rendre stationnaire. Ensuite nous avons estimé un modèle **VAR** et **VECM**.

A l'aide du test d'auto corrélation des résidus et le test d'hétéroscédasticité, nous avons pu valider notre modèle. Enfin, nous sommes passés à l'application du modèle **VAR**, une analyse de la causalité nous a permis au préalable de vérifier les relations existantes entre les deux variables, le résultat montrent qu'il y a une causalité unidirectionnelle entre le **DLPIB** et **DLCE**, poursuivi par les tests de fonction de réponse implusionnelle et test de décomposition de la variance de l'erreur. Ces derniers nous ont permis de vérifier l'impact d'un choc du **PIB** sur **CE**.

5. Conclusion Générale :

La présente étude avait pour objectif de vérifier et d'expliquer le lien entre la consommation d'énergie et la croissance économique dans le contexte algérien, sur la période **1980-2014**. Pour ce faire, nous avons adopté la démarche économétrique, c'est-à-dire tenter de modéliser la relation entre consommation d'énergie et croissance économique dans le contexte algérien à l'aide du modèle **VAR** et **VECM**.

Mais avant d'y arriver, nous avons fait une revue de la littérature afin de cerner les différents aspects théoriques et conceptuels de cette relation, dans le chapitre 1 nous avons donné un aperçu général sur la consommation d'énergie (**définition, typologie**) et (**mesure de l'énergie**), sur la croissance économique (ces différentes approches de mesure et les principaux modèles de la croissance économique), et sur le lien théorique de la relation entre la consommation d'énergie et la croissance économique. Ensuite, nous nous sommes revenus sur les deux phénomènes (consommation d'énergie et croissance économique) dans le contexte de l'Algérie, en essayant de faire ressortir leur état des lieux, leurs évolutions et leurs tendances. Le travail nous a permis de conclure à une tendance haussière de la consommation d'énergie et de la croissance économique en Algérie durant la période étudiée ; toutefois, cette tendance est moins forte et moins régulière concernant la croissance économique. Bref, les deux premiers chapitres nous ont permis de nous guider dans l'étude économétrique que nous avons réalisé dans le troisième (dernier) chapitre.

Avant de rappeler les principaux résultats empiriques issus de notre étude, nous rappelons que la démarche méthodologique que nous avons déployée consistait à modéliser le lien entre consommation d'énergie et croissance économique en Algérie à travers deux types d'analyse :

La première est une Analyse uni variée des séries, qui consiste à faire une Analyse graphique des séries des données, et étude de la stationnarité des séries; le deuxième analyse multivariée des séries de données consiste à la Détermination de nombre de retard , ensuite l'estimation de modèle **VAR**, et Test de causalité ensuite le test de cointegration, et l'estimations et validation du modèle **VECM** et on termine par une analyse de choc et la décomposition de la variance.

Les principaux résultats issus de cette modélisation sont les suivant :

- ✓ À court terme, la consommation d'électricité (**CE**) n'a aucun effet sur (**PIB**) en Algérie.
- ✓ À long terme, il y a une relation entre le (**PIB**) et la consommation d'électricité (**CE**) : la consommation d'électricité influence positivement sur le (**PIB**).
- ✓ Le test de causalité montre qu'il existe une causalité unidirectionnelle entre le Produit Intérieur Brut (**PIB**) avec la consommation d'électricité (**CE**).
- ✓ L'analyse de la fonction de réponse implusionnelle nous montre qu'un choc de **PIB** de première période sur la variable elle-même qui engendre **0.116 %**, au bout de la deuxième année un choc à un effet positif sur **PIB** et exerce un effet négatif **CE**, au coure de la troisième année un choc de **PIB** exerce un effet négatif sur lui-même,

et un effet positif sur **CE**, au bout de la dernière année un choc sur le **PIB** exerce un effet négatif sur lui-même, et un effet positif sur **CE** : le choc sur le **PIB** exerce globalement un effet négatif sur lui-même et un effet positif sur la consommation d'électricité(**CE**).

✓ A la première année, la variance de l'erreur de prévision du **PIB** est due **100%** à ses propres innovations et les innovations des variables explicatives n'ont aucun effet au cours de la première année ; au cours de la deuxième année, la variance de l'erreur de prévision de **PIB** est due à **98,50%** à ses propres innovations, et à **1,50%** aux innovations du **CE** ; au cours de la troisième année, la variance de l'erreur de prévision de **PIB** est due à **98,47%** à ses propres innovations, et à **1,52 %** aux innovations du **CE**. De la troisième année jusqu'à la dernière année on remarque la variance de l'erreur de prévision du **PIB** et de à **98,05%** à ses propres innovations, a **1,94%** aux innovations du **CE**.

Autrement dit, ces résultats confirment les hypothèses que nous avons émises dans le cadre de la problématique. En effet, il existe un lien entre la consommation d'énergie et la croissance économique en Algérie (**hypothèse N° 1**) ; A long terme la consommation d'énergie influence positivement sur la croissance économique en Algérie (**hypothèse N° 3**).

Enfin, au regard de ces résultats, nous formulons quelques recommandations que nous jugeons pertinentes:

- La mise en place d'un marché de l'électricité au niveau national est nécessaire pour le renforcement des infrastructures et faciliter l'accès des investisseurs.
- malgré la disposition importante en ressources d'hydrocarbures, l'Algérie doit préparer sa transition vers un modèle énergétique basé sur les énergies renouvelables.

6. Bibliographie:

1. S., F. (2002). « *Macroéconomie* » 2ieme édition. Paris: Duwnod.
2. ALLEMAND, S., & Bernier, B. (2000). *La croissance*. paris: Sciences Humaines.
3. Baudhuin, F. (1968). « *Dictionnaire de L'économie Contemporaine* ». Verviers (Belgique): Edition Gérard.
4. BOURBONNAIS.R. (2011). *économétrie : cours et exercices corrigés 8e édition*. paris: 8e édition.
5. DAMODAR N, G. (2004). « *Econométrie* ». paris: Traduction de la 4eme édition américaine par Bernard Bernier.
6. FEKHAR H, F. F. (2013). . *Essai d'analyse des déterminants de l'inflation en Algérie de 1970 à 2012 :Approche VAR et VECM*. . Béjaia: Mémoire de Master, université de Béjaia.
7. Guellec, D. (2001). « *les nouvelles théories de la croissance* » . paris: édit la découverte.
8. Honoré., A. (octobre 2014). « *Analyse d'impact de l'énergie électrique sur la croissance économique* ». Bujumbura.
9. JACQUES, M. (2001). « *les nouvelles théories de la croissance* » . paris: édit la découverte.
10. Lilia., O. (2012). *Etude économétrique et empirique de l'épargne des ménages en Algérie 1970-2010*. Bejaia: Mémoire de Master, université de Bejaia .
11. Mines, o. (s.d.). Consulté le 2016, sur Wwww mem-Algérie .org .
12. Mines, o. (2019). (*site officiel du ministre de l'énergie et des Mines*). Récupéré sur Wwww mem-Algérie .org.
13. Régis, B. (2015). *économétrie*. Paris: cours et exercices corrigés. 9eme édition dunod.
14. Revue du secteur de l'Energie et des Mines, 2. (2005). Revue du secteur de l'Energie et des Mine. No 6 Novembre . *Revue du secteur de l'Energie et des Mine* .
15. Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines. (No 12 novembre 2010.). Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines, . *Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines*, .
16. Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines. (No 8 janvier 2008). Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines, . *Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines*, .
17. statistiques. o. (2019). Wwww ons.dz . Récupéré sur (site officiel de l'office national des statistiques).
18. statistiques. o. (2019). Wwww ons.dz.
19. Yahia., B. (2014). *Etude des facteurs déterminant du taux de change du Dinar Algérien*. université ABOU-BAKR BELKAID Tlemcen: Thèse de doctorat.

7. Annexes:

base des données utilisée		
années	CE (10 ³ TEP)	PIB
1985	1842	143343.3
1986	2291	169035.2
1987	2567	181076.7
1988	2580	203580
1989	2696	231010.1
1990	2991	252836.4
1991	3159	250465.7
1992	3151	260754.4
1993	3411	290039.3
1994	3572	357045
1995	3616	472805.7
1996	3600	752592.3
1997	3838	918623.8
1998	3816	1005031.4
1999	4003	1274944
2000	4308	1743631.8
2001	4267	2256712.6
2002	4266	2432462.9
2003	4860	2444370.2
2004	5162	2825227.6
2005	5458	3698683.7
2006	5731	3754870.8
2007	6100	4023413.8
2008	6696	4700040.4
2009	6957	5545851.5
2010	7192	6930153.3
2011	7655	7837002.1
2012	7779	8567945.6
2013	8275	10002344.7
2014	8414	8809620.8
2015	8607	10447305.9
2016	9258	12109503.6
2017	10304	16208698.4
2018	10878	16643833.6
2019	10914	17205106.3

Source : (Revue du secteur de l'Energie et des Mines, 2005)

(Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines, Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines, , No 12 novembre 2010.)

(Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines, Revue périodique de secteur de l'énergie et des Mines, , No 8 janvier 2008)

(Mines), (site officiel du ministre de l'énergie et des Mines), 2019)