

Prévision à horizon 2030 de la consommation énergétique en Algérie Forecast for 2030 of energy consumption in Algeria

REFAFA Brahim ⁽¹⁾,

¹ Université Dr.Moulay .T ,SAIDA,ALGERIE. brahim.refafa@univ-saida.dz

Information sur l'article

Reçu le :26/12/2021

Accepté le :02/02/2022

Publié le :21/03/2022

Mots clés :

Mot clé.1 : Prévision

Mot clé.2 : Modèle ARMA

Mot clé.3 : Consommation
d'énergie

Mot clé.4 : Box et Jenkins

Mot clé.5 : *processus
stochastique*

Codes de classification JEL :

C13, C32, C53, Q47

Keywords :

Keyword.1 : Forecasting

Keyword.2 : ARMA Model

Keyword.3: Energy consumption

Keyword.4: Box and Jenkins

Keyword.5: stochastic process

JEL Classification Codes: C13,
C32, C53, Q47

Résumé :

La maîtrise de la consommation d'énergie est incontournable, notamment en cas de rareté ou d'augmentation des coûts de production. Evidemment, il faut connaître les niveaux de consommation d'énergie à priori pour une bonne planification. C'est le but de ce papier de recherche de prévoir le niveau de consommation d'énergie en Algérie pour la période 2020-2030. En utilisant la méthodologie de Box et Jenkins, nous avons estimé un modèle de type MA (1) le plus approprié des modèles de classe ARMA. Ce modèle peut être utilisé par les autorités compétentes dans le domaine de la planification, la production énergétique et la politique d'investissement dans les différents types d'énergie.

Abstract: Mastering energy consumption is unavoidable, especially in the case of scarcity or increased production costs. Obviously, energy consumption levels must be known in advance for good planning. It is the aim of this research paper to forecast the level of energy consumption in Algeria for the period 2020-2030. Using the methodology of Box and Jenkins, we have estimated a model of type MA (1) the most appropriate of the ARMA class models. This model can be used by the competent authorities in the field of planning, energy production and investment policy in the different types of energy.

Auteur correspondant: REFAFA Brahim, Email: rerayene@hotmail.fr

L'introduction: La demande énergétique en Algérie a connu une forte croissance dans les dernières années, à cause principalement de la croissance démographique, de l'industrie, et le développement du secteur de transport. L'année 2019 a enregistré une consommation de 66.9 Mille Tep*, dont 11.4 Mille Tep pour l'industrie et BTP Secteur de bâtiments et travaux publiques , 15.4 Mille Tep pour le secteur de transports et 23.5 Mille Tep pour les ménages. Soit une hausse totale de 4.6% par rapport l'année 2018 répartie en 9.3% pour l'industrie et BTP, 0.8% pour le transport et 5% pour les ménages (MINISTERE DE L'ENERGIE, 2019). Cependant la consommation énergétique pose un problème majeur pour le gouvernement vu les capacités actuelles disponibles de production et même l'augmentation de leurs couts de revient. La satisfaction de ce besoin énergétique est un défi pour le gouvernement qu'il faut faire face à travers une planification rationnelle de la production et surtout de la diversification des ressources énergétiques tel que les énergies renouvelables.

Le gouvernement algérien s'appuie sur une stratégie axée sur la mise en valeur des ressources inépuisables comme le solaire et leur utilisation pour diversifier les sources. Un programme ambitieux de développement des énergies renouvelables et d'efficacité énergétique (ENR) se mis en place par le gouvernement. Ce programme consiste à installer une puissance d'énergie renouvelable de l'ordre de 22 000 MW, à l'horizon 2030 pour le marché national, avec le maintien de l'option de l'exportation comme objectif stratégique. Le programme d'efficacité énergétique vise à réaliser des économies d'énergies à l'horizon 2030 de l'ordre de 63 millions de TEP.

Alors dans ces conditions, la prévision de la consommation énergétique devient un outil de planification pour satisfaire la demande énergétique nationale, d'adapter les ressources énergétiques les plus efficaces pour répondre à ces besoins énergétiques. La maîtrise de variation de consommation énergétique à travers une prévision va garantir l'équilibre entre l'offre et la demande nationale et éventuellement d'éviter l'importation et maitriser le cout de revient pour la production, et d'implanter des nouveaux investissements dans le cas de besoin.

* La **tonne d'équivalent pétrole** (symbole tep) est une unité de mesure de l'énergie. Elle est notamment utilisée dans l'industrie et l'économie. Elle vaut, selon les conventions, 41,868 GJ , ce qui correspond au pouvoir calorifique d'une tonne de pétrole moyenne. Elle ne fait pas partie du Système international d'unités où l'énergie s'exprime en joules

Problématique de recherche :

Notre problématique est : **Quel est le meilleur modèle pour prédire les niveaux de consommation d'énergie au cours de la prochaine décennie en Algérie ?** En fait, le processus de prévision peut se faire au moyen de plusieurs méthodes et modèles, et parmi ces modèles, qui se fonde sur l'historique de la variable à prédire, par l'étude et l'analyse de la série temporelle, et ce dernier modèle est privilégié dans le cas où la modélisation structurelle semble difficile ou dans le cas de l'impossibilité de déterminer toutes les variables explicatives du phénomène étudié. Le principe fondamental de l'analyse des séries chronologiques pour prévoir l'avenir d'une seule variable, est de connaître son histoire. Toutes les influences de nombreuses variables non observables sont intégrées dans l'histoire de cette seule variable (Branko, 2018). En supposant que l'histoire se répète bien que peut-être à un niveau différent et avec une dynamique modifiée, nous pouvons extrapoler toutes ces influences intégrées et obtenir une prévision valide à partir d'une seule variable. Fondamentalement, nous n'avons pas besoin de savoir quoi que ce soit sur les facteurs et autres variables qui influencent nos séries chronologiques. Nous avons juste besoin de comprendre le rythme et le modèle sous-jacent que cette série chronologique le suit (ou la classe de modèles), et de l'extrapoler. C'est ce qu'on appelle l'approche univariée de la prévision, et les modèles ARIMA seront les méthodes de modélisation et de prévision pour les extrapolations. Ces classes de modèles sont reconnus par la méthodologie de Box et Jenkins.

Objectif de recherche :

Notre objectif dans ce papier est d'abord la prévision de la consommation d'énergie nationale à long terme soit pour les onze années prochaines jusqu'au 2030, en tenant compte de l'historique des consommations nationales enregistrés depuis l'année 1980. En utilisant quarante observations annuelles, de 1980 à 2019, afin d'identifier un modèle de prévision par la méthode de Box et Jenkins, estimer ses paramètres, vérifier les performances du modèle et enfin utiliser-le pour faire des prévisions. Cette prévision permettra de faire une planification qui conduit et assure l'équilibre des plans de production, d'exportation et d'investissement.

1. Méthodes, outils et mesures de recherche :

Contrairement aux modèles de régression traditionnels, dans laquelle la variable dépendante est expliquée par des variables explicatives, les modèles de séries chronologiques permettent à Y_t de s'expliquer par le passé, les valeurs de Y_t lui-même et les valeurs actuelles et retardée de ε_t , qui est un terme d'erreur aléatoire avec une moyenne nulle et une variance constante - c'est-à-dire un bruit blanc (GUJARATI, 2015).

La méthodologie de B&J est basée sur l'hypothèse que la série chronologique à étudier soit stationnaire. Un processus stochastique Y_t est un bruit blanc si :

$$E(Y_t) = 0, \forall t, V(Y_t) = \sigma_y^2, \forall t \text{ et } Cov(Y_t, Y_{t-\theta}) = 0, \forall t, \forall \theta \neq 0.$$

Cela veut dire qu'une série observée correspond à une succession de valeurs de moyenne 0, de dispersion stable dans le temps et sans lien linéaire les unes avec les autres, est une réalisation d'un bruit blanc (DOR, 2009).

1.1. LE PROCESSUS TS ET DS :

Le processus TS (Trend Stationary) s'écrit :

$$Y_t = \alpha + \beta_t + \varepsilon_t$$

où ε_t représente l'erreur du modèle à la date t.

Il présente une non stationnarité de nature déterministe (Hamisultane, 2002). Le processus TS est non stationnaire car $E[Y_t] = \alpha + \beta_t$ dépend du temps t.

Le processus DS (Differency Stationary) avec dérive (ou marche aléatoire) ($\beta \neq 0$) s'exprime par :

$$Y_t = Y_{t-1} + \beta + \varepsilon_t.$$

Il présente une non stationnarité de nature stochastique.

Le processus DS (Differency Stationary) sans dérive ($\beta = 0$) s'écrit :

$$Y_t = Y_{t-1} + \beta + \varepsilon_t .$$

Pour stationnariser le processus DS (avec ou sans dérive), il suffit de le passer en différence première :

$$Y_t - Y_{t-1} = \beta + \varepsilon_t \text{ (cas avec dérive)}$$

$$\text{ou } Y_t - Y_{t-1} = \varepsilon_t \text{ (cas sans dérive).}$$

1.2. TEST DE STATIONNARITE :

Parmi les tests le plus populaire est le test de Dickey Fuller augmenté (ADF) (1981). Ce test existe en trois versions différentes (Bourbonnais & Terraza, 2010):

- 1- Le premier modèle sans constante, ni tendance déterministe présenté de façon générale comme suit :

$$\Delta Y_t = \alpha Y_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta Y_{t-j+1} + \varepsilon_t$$

- 2- Le deuxième modèle avec constante et sans tendance déterministe qui se présente ainsi :

$$\Delta Y_t = \alpha Y_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta Y_{t-j+1} + c + \varepsilon_t$$

- 3- Le troisième modèle avec constante et tendance déterministe est défini ainsi :

$$\Delta Y_t = \alpha Y_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta Y_{t-j+1} + c + \beta t + \varepsilon_t$$

Où ΔY_t est le changement entre les périodes t et $t+1$. L'hypothèse nulle H_0 de non stationnarité est évaluée en testant l'hypothèse $\phi = 1$. Cela veut dire qu'il existe une racine unitaire.

1.3. LES MODELES ARMA :

La formulation d'un modèle économétrique univarié avec une variable de série temporelle se base généralement sur les modèles populaires utilisés pour examiner le comportement stochastique d'une série (Panchanan , 2019), soit le processus autorégressif (AR), le processus de moyenne mobile (MA), le processus de moyenne mobile autorégressive (ARMA), et la moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA).

1.3.1. LE PROCESSUS AUTOREGRESSIF :

Le processus autorégressif est un modèle de régression où les variables explicatives sont des décalages de la variable expliquée. Ce modèle est porté par Yule (1927). Le processus AR d'ordre p , AR (p), est spécifié comme :

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Chaque observation est constituée d'une composante aléatoire (choc aléatoire, ε_t) et d'une combinaison linéaire des observations précédentes. ϕ_1 , ϕ_2 et ϕ_3 sont les coefficients d'auto-régression. En utilisant l'opérateur L (\cdot), lag à y_t , on obtient son prédécesseur y_{t-1} :

$$y_{t-1} = L y_t$$

$$y_{t-2} = L y_{t-1} = L L y_t = L^2 y_t$$

De même :

$$y_{t-p} = L^p y_t$$

En termes d'opérateur de décalage, le processus AR (p) pourrait être exprimé par :

$$\begin{aligned} y_t &= \phi_0 + \phi_1 L y_t + \phi_2 L^2 y_t + \dots + \phi_p L^p y_t + \varepsilon_t \\ (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) y_t &= \phi_0 + \varepsilon_t \\ \phi(L) y_t &= \phi_0 + \varepsilon_t \end{aligned}$$

L'équation (1) s'écrit dans le cas de différenciation par :

$$\begin{aligned} y_t - y_{t-1} &= \phi_0 + \phi_1 (y_{t-2} - y_{t-1}) + \phi_2 (y_{t-3} - y_{t-2}) \\ &\quad + \dots + \phi_p (y_{t-p+1} - y_{t-p}) + \varepsilon_t \\ y_t &= \phi_0 + y_{t-1} + \phi_1 (y_{t-2} - y_{t-1}) + \phi_2 (y_{t-3} - y_{t-2}) + \dots \\ &\quad \dots + \phi_p (y_{t-p+1} - y_{t-p}) + \varepsilon_t \end{aligned}$$

1.3.2. LE PROCESSUS DE MOYENNE MOBILE (MA) :

Le processus moyenne mobile MA d'ordre q, MA (q), est spécifié par :

$$y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

En utilisant l'opérateur de décalage, Eq (4) devient :

$$\begin{aligned} y_t &= (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q) \varepsilon_t \\ y_t &= \theta(L) \varepsilon_t \end{aligned}$$

$\theta(L)$ est le polynôme d'ordre q, ε_t un processus de bruit blanc, la série y_t construite ne sera pas un processus de bruit blanc si deux ou plus des θ_i diffèrent de zéro.

1.3.3. PROCESSUS DE MOYENNE MOBILE AUTOREGRESSIVE (ARMA) :

Ces modèles impliquent que la valeur actuelle de y_t peut être exprimée comme un mélange des valeurs passées de la série chronologique et des valeurs passées du processus de bruit blanc aléatoire. Ce processus est spécifié par :

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (7)$$

Il existe p termes autorégressifs et q termes de moyenne mobile. Ce type de modèle est appelé un processus ARMA (p, q). Si $q = 0$, le processus est un pur processus autorégressif d'ordre p , AR (p). De même, si $p = 0$, le processus est une pure moyenne mobile d'ordre q , MA (q). En utilisant l'opérateur lag, nous pouvons réécrire le processus ARMA (p, q) par :

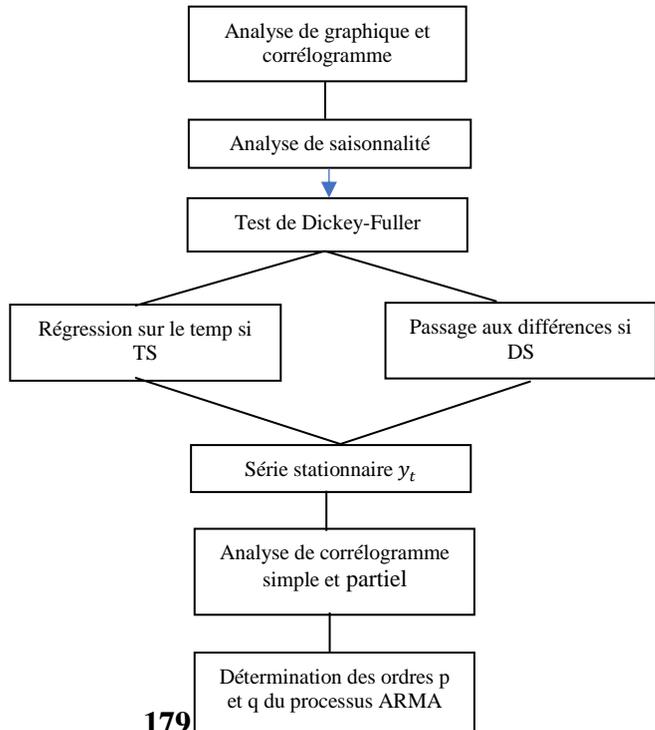
$$\phi(L)y_t = \phi_0 + \theta(L)\varepsilon_t$$

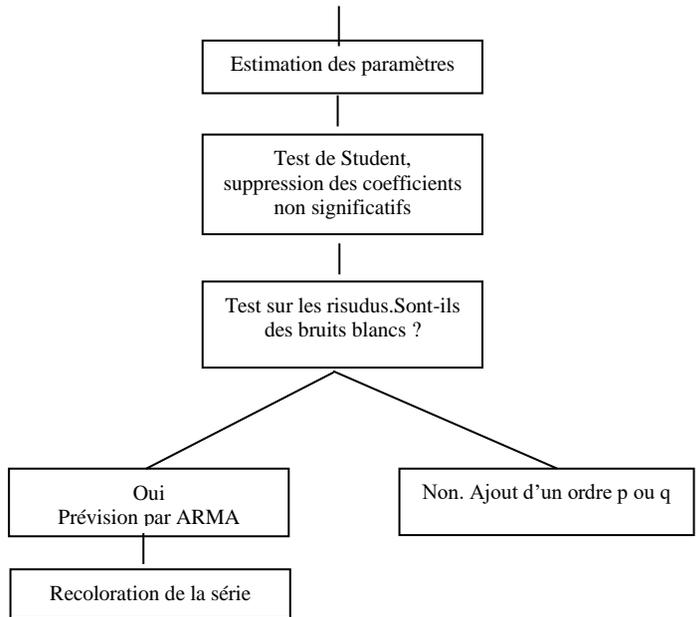
1.4. LA METHODOLOGIE DE BOX ET JENKINS :

La méthodologie d'analyse des séries chronologiques synthétisée par Box et Jenkins en 1976, basée sur trois étapes : identification, estimation et diagnostic, dont l'objectif de construire un modèle restituant le mieux possible le comportement d'une série temporelle (DESBOIS, 2005). Dans la première étape d'identification, on s'intéresse à étudier la stationnarité des séries chronologiques, et identifier le type de modèle ARIMA ($p.d.q$). Deuxième étape consiste à estimer les coefficients des modèles identifiés, et la dernière étape s'intéresse à la validation et le choix d'un modèle pour finaliser par une prévision de la chronique sur un horizon h .

Le schéma suivant résume les différentes étapes de la méthodologie de Box et Jenkins (Bourbonnais, 2015).

Fig 01 : Les étapes de la méthodologie de Box et Jenkins





Source : Bourbonnais.R (2015),p :263

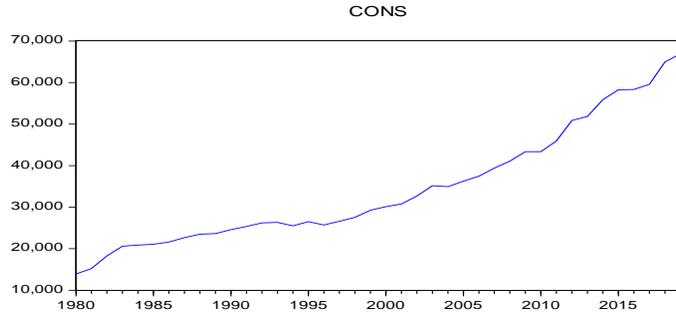
2. Résultats :

La série étudiée est celle de la consommation énergétique nationale annuelle. Cette série est tirée des différents rapports annuels de Ministère de l'Énergie et des Mines, La méthode ARIMA nécessite des séries relativement longues, afin de distinguer les variations de niveau de consommation annuelle. Ces considérations ont conduit à l'utilisation d'une période allant de 1980 jusqu'au 2019, offrant donc 40 observations annuelles.

2.1. Estimation d'un modèle ARIMA :

Avant toute analyse de série temporelle, il est indispensable d'étudier avec soin le graph représentant son évolution. Ce dernier fournit à priori une idée globale sur la nature et les caractéristiques des processus générant cette série à savoir la tendance, la saisonnalité etc.

Fig 02 : Graph de la série de consommation énergétique



Source : Auteur (sortie d'Eviews V.10)

Ce graphique montre que notre série est affectée d'une tendance, et indique une absence de saisonnalité. Faut-il en savoir encore le type déterministe TS ou Stochastique DS.

2.2. Etude de corrélogramme et test de stationnarité :

La fonction d'autocorrélation simple et partielle notée ρ_k mesure la corrélation de la série avec elle-même décalée de K périodes, elle s'écrit :

$$\rho_k = \frac{\text{COV}(Y_t, Y_{t-k})}{\sigma_{Y_t} \sigma_{Y_{t-k}}}$$

La fonction d'autocorrélation partielle mesure la corrélation entre Y_t et Y_{t-k} , une fois l'influence des variables antérieures à Y_{t-k} retirée (Racicot & Théoret, 2001).

A partir de l'analyse du corrélogramme on peut savoir la nature de la série, s'il y a une décroissance exponentielle de la fonction d'auto-corrélation tend vers 0, la série est stationnaire, si la décroissance vers 0 est linéaire ou lente, il existe une persistance d'une tendance, donc la série n'est pas stationnaire. Selon le corrélogramme (Tableau n° 01 voir annexe) présente une régression lente et linéaire, en plus la probabilité est inférieure à 5%, alors on rejette H_0 et on accepte H_1 (la série n'est pas stationnaire). Ensuite et pour

déterminer le type de processus TS ou DS, on utilise le test ADF basé sur les trois modèles cités ci-dessus d'une manière séquentielle, le résultat est le suivant :

Tableau 01: « Test ADF avec constante et tendance (modèle 3) »

Variable	t-statistic	Valeur critique 5%	probabilité
CONS	-3.5297	0.57203	0.9992
Valeurs t associées à la constante et la tendance			
	t-statistic	probabilité	observation
constante	0.11265	0.9109	Non significatif
@trend	0.221106	0.8263	Non significatif

Source : élaborée par l'auteur sous Eviews10

Nous acceptons l'hypothèse H_0 de racine unitaire ($\text{pro} > 5\%$), et pour la tendance, le t – statistic = 0.221106 < $t_b^{0.05} = 3.50$, donc nous acceptons l'hypothèse de non significativité de la tendance, par la suite en estimant le deuxième modèle.

Tableau 02: « Test ADF avec constante (modèle 2) »

Variable	t-statistic	Valeur critique 5%	probabilité
CONS	-2.9389	2.70405	1.000
Valeurs t associées à la constante et la tendance			
	t-statistic	probabilité	observation
constante	-0.03331	0.9736	Non significatif

Source : élaborée par l'auteur sous Eviews10

Nous acceptons l'hypothèse H_0 de racine unitaire ($\text{pro} > 5\%$), et pour la constante, le t – statistic = $-0.03331 < t_b^{0.05} = 1.95$, donc nous acceptons l'hypothèse de non significativité de la constante, en passant à estimer le premier modèle.

Tableau 03: « Test ADF sans constante et tendance (modèle 1) »

Variable	t-statistic	Valeur critique 5%	probabilité
CONS	-1.9496	7.3648	1.000

Source : élaborée par l'auteur sous Eviews10

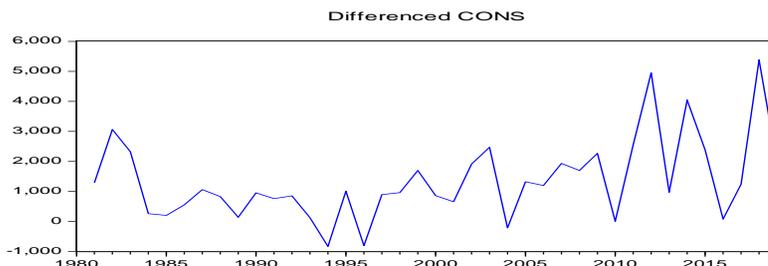
Nous acceptons l'hypothèse H_0 de racine unitaire ($\text{pro} > 5\%$). Il s'agit donc d'un processus DS sans dérive :

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Cette forme de série doit être stabilisée ou stationnarisée. Pour enlever cette tendance on la différencie une fois, ce qui génère une autre série :

$$DCONS = CONS_t - CONS_{t-1}$$

Fig n°03 : Graph de la série DCONS



Source : élaborée par l'auteur sous Eviews9

A titre de confirmation, on applique le test (ADF) pour la série DCONS, ce dernier indique que la série est stationnaire.

Tableau 04 : « test ADF de la série DCONS »

probabilité	t-statistic	5%
0.0000	-8.720767	-1.950394

Source : élaborée par l'auteur sous Eviews10

2.3. Identification des paramètres du modèle ARIMA (p,d,q) :

L'objet est de déterminer à partir de l'observation des fonctions d'autocorrélation simple et partielle dans la famille des modèles de types ARIMA (p, d, q) le modèle adéquat. Les caractéristiques de corrélogramme se sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau 05 : « Caractéristiques des corrélogrammes des processus AR, MA et ARMA »

Modèles	Fonction d'autocorrélation ACF	Fonction d'autocorrélation partielle PACF
AR(p)	Décroissance exponentielle et/ou t/ou sinusoïdale	Pics significatifs seulement après les p premiers retard

MA(q)	Pics significatifs seulement après les q premiers retards	Décroissance exponentielle et/ou sinusoidale
ARMA(p,q)	Décroissance exponentielle et/ou sinusoidale tronquée après (q,p) retards	Décroissance exponentielle et/ou sinusoidale amortie tronquée après (q,p) retards

Source : (Bourbonnais & Usunier, 2001)

Il convient à présent d'estimer le modèle susceptible de représenter la série. En observant les corrélogrammes simples et partiels de la série stationnaire DCONS. On remarque que le corrélogramme simple ne présente aucun terme significatif et le corrélogramme partiel présente que le premier terme différent de zéro. Par conséquent, on a un pur modèle moyenne mobile : ARIMA (0.1.1) ou bien MA (1). Après l'estimation de ce modèle, on a obtenu (voir Tab N°02 en annexe) l'équation qui s'écrit par la forme suivante :

$$CONS = -0.811464 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t.$$

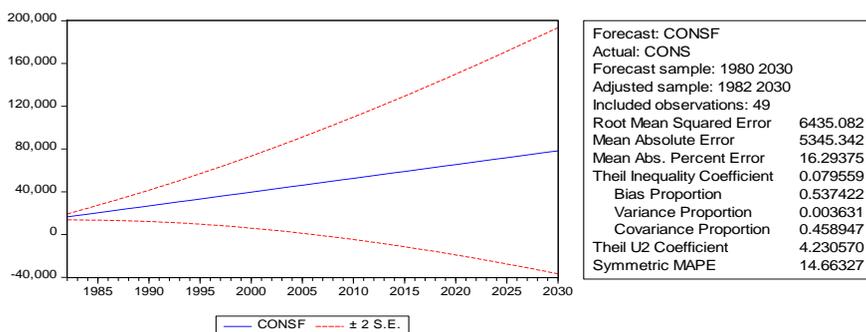
2.4. Validation du modèle :

Selon le test de student le coefficient de l'équation est significativement différent de zéro (probabilité critique inférieur à 5%). Il reste d'étudier les résidus pour confirmer que le modèle ajuste bien la série. Ces derniers représentent-ils un bruit blanc et/ou suivent la loi normale ? On utilise la fonction d'autocorrélation simple et partielle, et le test de Box Pierce pour confirmer que le résidu est un bruit blanc, et le test de Jarque Bera pour confirmer s'il est gaussien ou non. Selon le corrélogramme du résidu (Tab N° 03 en annexe), on constate clairement qu'il n'existe aucun facteur hors intervalle de confiance et la statistique Q a une probabilité critique très proche de 1, donc le résidu est assimilé à un bruit blanc. Mais selon le test de J-B (probabilité est supérieure à 0.05-Fig N°01 en annexe). Donc on rejette l'hypothèse de normalité des erreurs, et les résidus ne suivent pas la loi normale, mais le modèle est éventuellement valide pour faire des prévisions.

2.5. La prévision :

A la suite de toutes les étapes précédentes, on conclure par la prévision de la consommation énergétique durant la période 2020-3030.

Fig n°04 : Graph de la prévision



Source : élaborée par l'auteur sous Eviews10

Tableau 05 : « Prévision de la consommation énergétique 2020-2030 »

	Consommation énergétique prévue en Mille tep	Taux de croissance annuel
2020	65437	-
2021	66725	% 1.96
2022	68013	% 1.93
2023	69301	% 1.89
2024	70589	% 1.85
2025	71877	% 1.83
2026	73165	% 1.79
2027	74453	% 1.76
2028	75741	% 1.72
2029	77029	% 1.70
2030	78317	% 1.67

Source : élaborée par l'auteur

3. Conclusion :

Dans cet article on a procédé à une étude de prévision de la consommation énergétique en Algérie pour la période 2020-2030. Après une brève présentation économétrique de la démarche suivie (la méthodologie de Box et Jenkins), nous avons estimé un modèle de type MA(1) comme meilleur modèle dans les classe des modèles ARIMA. Cette spécification nous a donné une prévision pour les dix prochaines années de la consommation énergétique en Algérie. Nous avons constaté

que le taux de croissance prévu dans les prochain dix années est de 19.68% par une moyenne annuelle de 1.98%.

En fin, cette étude confirme la capacité des modèles ARMA dans le domaine de la prévision des séries temporelles. Les perspectives des recherches semblables de cette recherche seront la prévision par d'autres méthodes économétriques ou en utilisant les méthodes d'intelligences artificielles (réseau de neurones, méthode à noyaux,...etc.), et faire des comparaisons entre ces méthodes, dont l'objectif est de choisir la meilleure méthode en qualité de prévision. En plus on s'intéressera à la prévision des variables financières qui sont caractérisées par une forte volatilité.

4. Références:

- Bourbonnais, R., & Usunier, J. (2001). *Prévision des ventes : Théorie et Pratique*. Edition ECONOMICA.
- DESBOIS, D. (2005). *Une introduction à la méthodologie de Box et Jenkins : L'utilisation de modèles ARIMA avec SPSS*. Revue MODULAD(33).
- DOR, É. (2009). *Econométrie*. France: Pearson Education.
- GUJARATI, D. (2015). *ECONOMETRICS by exemple*. palgrave.
- Hamisultane, H. (2002). *ECONOMETRIE DES SERIES TEMPORELLES*. France: HAL.
- Bourbonnais, R. (2015). *Econométrie*. Paris: DUNOD.
- Bourbonnais, R., & Terraza, M. (2010). *analyse des séries temporelles*. DUNOD.
- Branko, P. (2018). *Box-Jenkins ARIMA Modelling in Excel®*. Amazon Kindle Edition.
- MINISTERE DE L'ENERGIE. (2019). *BILAN ENERGETIQUE NATIONAL*. Alger: DGP/DES/SDS.
- Panchanan, D. (2019). *Econometrics in Theory and Practice*. Springer.
- Racicot, F.-E., & Théoret, R. (2001). *Traité d'économétrie financière*. Presse d'université du Québec.