

Modalisation et prévision sur Les AT et MP cas la direction générale de la CNAS

Modalization and forecasts on The AT and MP ; The general direction of the CNAS

Asma Tamine ^{1*}, Lazhar Chine ²

¹ Doctorante, Ecole Nationale Supérieure de statistiques et d'Economie Appliquée, Email : E-mail : asmaatamine7@gmail.com

² Professeur, Université de Boumerdes, Email : l.chine@univ-boumerdes.dz

Date de soumission : 16 /10/ 2023 **Date d'acceptation:** 20/ 11 /2023 **Date de publication :** 31/ 12 / 2023

Résumé :

La sécurité sociale s'efforce ardemment de maîtriser les risques associés au travail, notamment ceux liés aux accidents professionnels et aux maladies du travail, considérés comme des priorités majeures. Cependant, pour atteindre cet objectif crucial, une compréhension approfondie de l'impact de ces risques sur les entreprises est indispensable. Pour cela, nous avons entrepris une étude de modélisation visant à anticiper la survenue des risques d'accidents du travail et de maladies professionnelles. En utilisant la méthode Box-Jenkins sur des données mensuelles allant du 1er janvier 2016 au 31 janvier 2020, nous avons constaté que cette approche de prévision s'avère adaptée à l'analyse des risques professionnels, offrant ainsi une voie préventive prometteuse.

Mots clés: CNAS, Séries temporelles, Box-Jenkins, Stationnaire, prévision.

Code de classification JEL : C13,L25

Abstract :

The mastery of work-related risks is considered one of the most important objectives pursued by social security, especially concerning work accidents and occupational diseases. However, achieving this goal requires a profound understanding of the impact of these risks on businesses. To this end, we conducted a modeling study to predict the occurrence of work-related accidents and illnesses, applying the Box-Jenkins method to two sets of monthly data from January 1, 2016, to January 31, 2020. The results of this study led us to conclude that the Box-Jenkins forecasting method is suitable for analyzing work-related risks to prevent their occurrence.

key words : CNAS , time series , box-jenkins , stationary , forecast

Jel classification codes : C13,L25

Pour citer l'article : Tamine, A, Chine, l, " Modalisation et prévision sur les AT et MP cas la direction générale de la CNAS ", JSPR, vol. 04, n°02, année 2023, pp69-85.

Disponible sur : <https://www.asjp.cerist.dz/en/PresentationRevue/703>

* **Auteur correspondant :** Asma Tamine, Email : asmaatamine7@gmail.com

1. Introduction

Jusqu'à l'instauration d'une législation relative à la réparation des accidents du travail, les conséquences des accidents dont étaient victimes les travailleurs ne pouvaient être réparées que dans le cadre du droit commun, obligeant les victimes à apporter la preuve de la responsabilité personnelle de l'employeur ou de son préposé avec la naissance et le développement de l'industrialisation, les accidents du travail se sont multipliés et les luttes des travailleurs ont abouti à la mise en place d'une réparation spécifique de ce risque. Aujourd'hui, il ne faut pas négliger le problème de financement auquel se heurte ce **Introduction générale** Système, du fait de la difficulté de recouvrement des cotisations et la très forte dépendance avec les cours du pétrole. Les caisses de sécurité sociale se retrouvent souvent dans des situations financières déficitaires, ce qui nécessite l'intervention de l'Etat par le biais de son budget social. Une planification stratégique s'avère donc indispensable au niveau des caisses de sécurité sociale, l'inadéquation entre leurs recettes et dépenses doit être considérée non pas sur un plan statique mais plutôt sur un plan dynamique (c'est-à-dire dans le temps). C'est dans ce contexte que s'inscrit notre présent travail, où le champ de l'étude est délimité sur la caisse nationale des assurances sociales des travailleurs salariés (CNAS). En effet, cette dernière doit mettre en place un système prévisionnel fiable et efficace. Ceci pourrait permettre une gestion dynamique continue et sûre dans la prévision des risques.

Problématique:

A partir de tout ce qui précède, nous formulerons notre question de recherche: **Comment se fait la prévision des risques AT/MP en utilisant la méthode BOX_JENKINS?**

Pour y répondre, notre intérêt s'est porté sur la prévision des AT et MP, à l'aide des séries chronologiques basées sur la méthodologie Box-Jenkins. Notre problématique engendre les questions secondaires suivantes:

- Quelle est la méthode utilisée par la CNAS dans l'estimation des risques AT/MP?
- Est-ce que le risque AT,MP est influé sur l'impact financière a la cnas ?

Hypothèses de l'étude:

L'objet de ce travail est de répondre aux question posée et de vérifier les hypothèses suivantes:

H1 : L'une des méthodes de prévisions les risques AT/MP est la méthode de box-Jenkins.

H2: Le risque AT/ MP est influe sur l'impact financier à la CNAS.

Méthodologie:

Afin de mieux cerner ce sujet, nous allons adopter une démarche méthodologique basée l'analyser le modèle ARMA point de vue économétrique à travers l'adoption d'un mode modalisation et prévision du secteur CNAS. Ensuite nous allons effectuer une étude empirique basée sur la CNAS d'Alger en faisant appel à des méthodes économétriques pour pouvoir élaborer une analyse dynamique d'AT et MP dans la CNAS.

2. Approche théorique des prévisions à court terme :

Dans cette partie nous essayons de présenter une approche théorique des techniques de prévision à court terme, à travers la présentation des méthodes qualitatives et des méthodes quantitatives. La gestion prévisionnelle, des entreprises (BOURBONNAIS.R & TERRAZA, 1998,p42) est le fondement de toute gestion convenable et saine. Les méthodes de prévisions sont des techniques qui peuvent servir d'outil d'aide à la décision pour la gestion prévisionnelle de la production, des ventes et des stocks.

Les méthodes qualitatives de prévisions Ces méthodes sont essentiellement basées sur l'opinion, la comparaison et le jugement. On y retrouve :

- La méthode de sondage d'opinion (enquêtes auprès des vendeurs)
- La méthode de comparaison (Prévision par comparaison avec des produits similaires vendus dans le passé) ;
- La méthode Delphi : réponse à une série de questions par un panel d'experts) ;
- Les études de marché (application d'un questionnaire aux consommateurs afin d'anticiper sur les changements du marché).

Les méthodes de prévisions quantitatives font référence à un ensemble d'approches analytiques utilisées pour prédire des événements futurs en se basant sur des données numériques et des modèles mathématiques/statistiques. Elles sont largement employées dans divers domaines, tels que l'économie, la finance, la gestion de la chaîne d'approvisionnement, et d'autres secteurs où la prévision précise des tendances est cruciale. Ces méthodes incluent des techniques telles que la méthode des séries chronologiques (time series methods), l'analyse des régressions (regression analysis), les modèles de croissance exponentielle (exponential growth models), les modèles ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), entre autres (BRESSON GEORGE et PIROTTE ALAIN, 1995,p20).

La méthode la plus utilisée et la plus efficace est celle de Box & Jenkins (LUBU,2015, p16), cette dernière repose sur une méthodologie qui a été conçue pour faire de la prévision en se basant sur l'évolution passée de la variable elle-même. Selon (SARAPPA,2006,p9) le succès de la prévision dépend de l'efficacité de la communication interne et externe, d'une bonne organisation structurelle et découle aussi de la capacité, des gestionnaires et du personnel concerné, à bien saisir le fonctionnement de la technique utilisée En effet, l'analyse des séries temporelles (MELARD,2006,p14) et plus particulièrement la technique de prévision à court et moyen terme, a connu des développements importants depuis plusieurs décennies. C'est la diffusion des logiciels spécialisés, qui ont mis ces méthodes complexes de prévision à la portée de toutes organisations. Selon (BOURBONNAIS, 2001,p7), lorsque le prévisionniste dispose d'un historique, le premier réflexe qu'il doit avoir est de tracer le graphique de la série chronologique appelée aussi courbe représentative du phénomène. Ces méthodes

s'appuient sur des données historiques pour estimer et projeter les futurs scénarios. Elles nécessitent souvent une compréhension approfondie des processus sous-jacents et des hypothèses appropriées pour être appliquées efficacement (BOURBONNAIS.R & TERRAZA, 2004,p24).

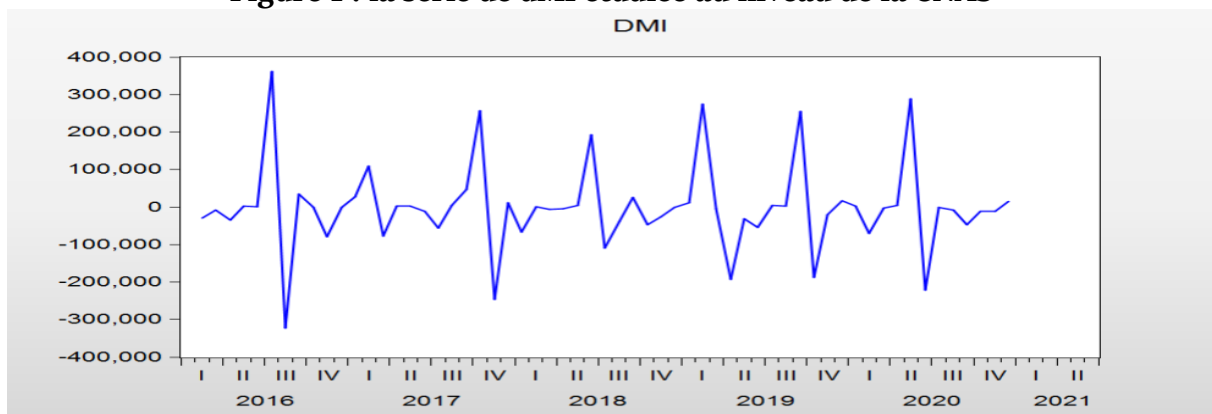
3. Application de la méthode BOX_JENKINS sur la série « MI ,MF » dans la prévision des risques:

Notre étude porte sur la série des données mensuelles des deux variables des taux IPP d' AT et MP premier variable c le montant initiale « MI » et la deuxième variable c le montant finale après le changement de taux d'IPP « MF » dans le but d'avoir la prévision de cette série. On a des montants mensuelles des deux taux d'IPP depuis janvier 2016 jusqu'à décembre 2020 et on va faire une prévision sur l'année 2021. On commence notre étude par la série du montant d'IPP mensuelles du « MI » à l'aide du logiciel Eviews 09.

3.1 Etude préliminaire de la série « MI » :

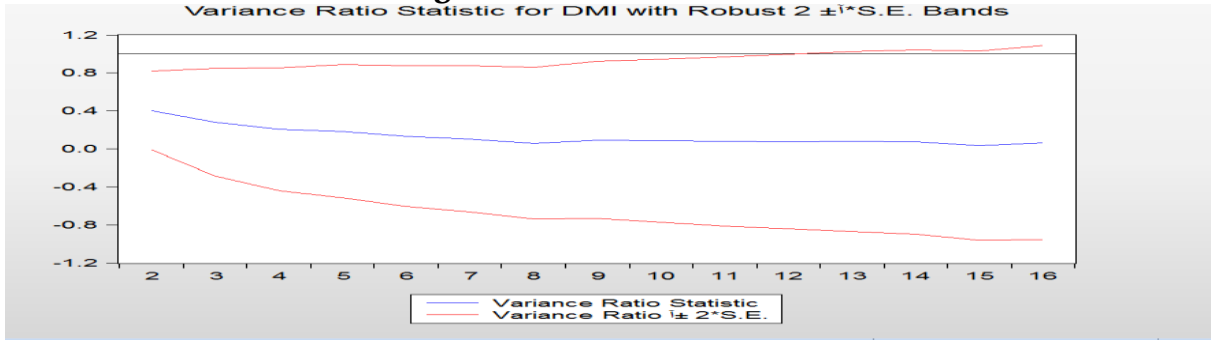
Cette étape à détecter et éliminer l'effet de la saisonnalité et de la tendance, après avoir entrée les données à EIEWS on peut commencer notre étude par analyse graphique. Cependant, avant de commencer l'analyse de la série temporelle, nous allons observés la représentation graphique, cette observation nous donne une idée générale mais non décisive. Après avoir entrée les données à EIEWS on peut commencer notre étude :

Figure 1 : la série de dMI étudiée au niveau de la CNAS



Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EIEWS09.

Figure 2 : la variance de DMI



Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EViewsOg.

L'analyse des graphiques, nous permet de visualiser l'évolution de la série brute des ventes. Ainsi, à partir des données des ventes, nous obtenons les graphiques de la série brute, puis le graphe autour de la moyenne. Visuellement, on remarque, la présence de pics et de creux, il n'existe pas de tendance, la moyenne de la série est régulière. On peut dire que la série est stationnaire, mais on doit confirmer par l'analyse corrélogramme et par des tests économétriques .

Figure 3: La représentation du corrélogramme de la série brute

Date: 06/28/21 Time: 01:34
 Sample: 2016M01 2020M12
 Included observations: 60

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.116	0.116	0.8457	0.358
		2	-0.123	-0.138	1.8118	0.404
		3	-0.251	-0.226	5.9234	0.115
		4	-0.250	-0.230	10.068	0.039
		5	-0.217	-0.272	13.248	0.021
		6	-0.008	-0.140	13.252	0.039
		7	0.190	-0.006	15.776	0.027
		8	0.396	0.251	27.007	0.001
		9	0.068	-0.026	27.340	0.001
		10	-0.117	-0.050	28.360	0.002
		11	-0.202	-0.054	31.466	0.001
		12	-0.224	-0.107	35.367	0.000
		13	-0.188	-0.160	38.161	0.000
		14	0.040	-0.089	38.290	0.000
		15	0.395	0.224	51.163	0.000
		16	0.185	-0.075	54.045	0.000
		17	0.103	0.116	54.968	0.000
		18	-0.157	-0.065	57.163	0.000
		19	-0.222	-0.048	61.644	0.000
		20	-0.214	-0.044	65.911	0.000
		21	-0.115	-0.083	67.177	0.000
		22	-0.032	-0.221	67.279	0.000
		23	0.365	0.047	80.640	0.000
		24	0.108	-0.138	81.840	0.000
		25	-0.005	-0.154	81.843	0.000
		26	-0.086	-0.020	82.655	0.000
		27	-0.135	-0.038	84.698	0.000
		28	-0.151	-0.023	87.349	0.000

Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EViewsOg.

D'après le graphe et le corrélogramme, il parait que le processus générateur des données associé aux exportations MI. Du début de la période 2016 ; on remarque la diminution de les pics au niveau de K=1, K=7 ; (K : représente la périodicité des données mensuelles) jusqu' à

une certaine variation de la série avec une stabilité du début de $k=8, k=9, k=10, k=28$ et en regardant la colonne gauche du correlogramme qui représente la fonction d'Autocorrélation. Donc on peut dire que la série n'est probablement pas saisonnière, mais elle est affectée d'une tendance, ce qui veut dire qu'elle n'est non stationnaire. Aussi, d'après le correlogramme la fonction d'autocorrélation converge vers le zéro ce dernier nous illustre la stationnarité de la nouvelle série.

3.2 Test de détection de la saisonnalité (ANOVA):

Test for Equality of Means of DMI
 Categorized by values of DMI
 Date: 07/01/21 Time: 22:24
 Sample (adjusted): 2016M02 2020M12
 Included observations: 59 after adjustments

Method	df	Value	Probability
Anova F-test	(3, 55)	99.48443	0.0000
Welch F-test*	(3, 7.25547)	89.36351	0.0000

*Test allows for unequal cell variances

Analysis of Variance

Source of Variation	df	Sum of Sq.	Mean Sq.
Between	3	6.86E+11	2.29E+11
Within	55	1.26E+11	2.30E+09
Total	58	8.12E+11	1.40E+10

Category Statistics

DMI	Count	Mean	Std. Dev.	Std. Err. of Mean
[-400000, -...	3	-263349.3	52184.77	30128.89
[-200000, 0)	30	-41337.85	49724.47	9078.405
[0, 200000)	21	25086.70	45575.73	9945.441
[200000, 4...	5	287476.4	43779.71	19578.88
All	59	-1118.318	118324.4	15404.52

Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS09.

On peut noter ce qui suit:

Test d'influence du facteur ligne (mois) :

Ho : la série n'est pas saisonnière.

H1 : la série est saisonnière. Si $F_{cal} < F_{tab}$: on accepte Ho, si non on rejette Ho. On a : $F_{cal} = 147.44 > F_{tab} = 1,876$, donc on rejette Ho, la série est affecté d'une saisonnalité.

Test d'influence de du facteur colonnes (années) :

Ho: la série n'est pas tendancielle.

H1 : la série est tendancielle.

Si $F_{cal} < F_{tab}$: on accepte Ho, si non on rejette Ho On a : $F_{cal} = 75.001 > F_{tab} = 1,91$, donc on rejette Ho, et on accepte H1, la série est affectée d'une tendance.

3.3 . Le test de stationnarité (Racine unitaire Dickey Foller Augmented):

On va tester est-ce que cette tendance est significative ou pas. Pour ça on va suivre le test de Dickey-Fuller. C'est-à-dire: la série est non stationnaire, mais quel est le type de cette série: TS ou DS ? Est ce que l'origine de la non stationnarité est l'effet de la tendance ou bien

c'est l'accumulation des chocs ? Le test de DICKEY-FULLER permet d'identifier le type de la série non stationnaire, nous employons le test ADF. Pour chaque test qu'on va effectuer, on doit déterminer le nombre de retard (p) qui minimise le critère d'Akaike Schwartz.

Figure N° 3 : Modèle DMI: $t \text{ DMI} = t-1 + C + t + t$,

Null Hypothesis: DMI has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 6 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-7.874729	0.0000
Test critical values:				
	1% level		-4.144584	
	5% level		-3.498692	
	10% level		-3.178578	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(DMI)				
Method: Least Squares				
Date: 07/01/21 Time: 22:39				
Sample (adjusted): 2016M09 2020M12				
Included observations: 52 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DMI(-1)	-6.324740	0.803169	-7.874729	0.0000
D(DMI(-1))	4.483639	0.713809	6.281291	0.0000
D(DMI(-2))	3.630311	0.603180	6.018624	0.0000
D(DMI(-3))	2.793324	0.486542	5.741179	0.0000
D(DMI(-4))	1.973039	0.363643	5.425753	0.0000
D(DMI(-5))	1.170482	0.243249	4.811879	0.0000
D(DMI(-6))	0.485688	0.124641	3.896696	0.0003
C	2299.006	26764.62	0.085897	0.9319
@TREND("2016M01")	-151.3148	728.9929	-0.207567	0.8365
R-squared	0.836269	Mean dependent var	6492.804	
Adjusted R-squared	0.805807	S.D. dependent var	178066.2	
S.E. of regression	78469.02	Akaike info criterion	25.53491	
Sum squared resid	2.65E+11	Schwarz criterion	25.87262	
Log likelihood	-654.9075	Hannan-Quinn criter.	25.66438	
F-statistic	27.45318	Durbin-Watson stat	2.073056	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS09.

Afin de tester nos variables on prends la Règle de decision suivante :

si $|tcal| < |ttab|$, on accepte H_0 Sinon on accepte H_1 On voit que le $|tcal|$ du coefficient de la tendance (@trend) inférieur à (1,96) est égale à $|ttab|$ (1,96) au seuil de 5% d'une part, et d'autre part la probabilité relative (0,00) est inférieur à 0,05 ce qui implique la signification de ce coefficient. Donc on rejete H_0 , la tendance est significative. Puisque la tendance est significative. Selon les résultats révélés par le test Dickey-Fuller, on conclue que la série est non stationnaire de type TS, ce qui fait qu'on passe à l'étape de la stationnarité. D'après le test de ADF, on remarque que $|tcal| = 0,085$ est inférieur à $|ttab| = 1,96$ et que la Proba (C) = 0,9319 est supérieur à $\alpha = 0,05$. Donc le modèle n'admet pas de constante. La constante n'est pas significative, donc on va passer à l'estimation du modèle.

L'identification du modèle se fait à travers l'estimation des modèles possibles à partir du correlogramme de la série «DMI», cette étape est effectuée par le biais de l'étude des fonctions d'Autocorrélation et d'Autocorrélation partielle de la même série «d MI». Le graphique de ces fonctions indiquent que d'après la fonction d'Autocorrélation partielle : MA(1), MA(2), MA(3), MA(8), MA(9), MA(10), MA(11).

Aussi, d'après la fonction d'Autocorrélation partielle : AR(1), AR(2). Le choix du modèle est basé sur :

- 1-la minimisation de l'information d'Akaike et Schwarz
- 2-le R2 est plus élevé.
- 3- la statistique de Durbin Watson est proche de la valeur (2).

3.4 Estimation des paramètres des modèles retenus :

L'estimation des paramètres des processus AR(p) et MA(q) des modèles sont obtenus à l'aide de logiciel EVIEWS 9. D'après l'estimation des modèles candidats on va choisir le meilleure modèle qui est ARMA(1,2) sous les critères cités précédemment. Il s'écrit comme suit:

$$M_{it} = \theta_1 M_{it-1} + \epsilon_t - \theta_2 \epsilon_{t-2}$$

Après avoir identifié l'ordre du processus ARMA (1, 2), il convient d'estimer les paramètres du model, puis de vérifier à partir d'un certain nombre de tests statistiques que l'estimation du model est valide. Les conditions étant réunies, nous pouvons alors utiliser le model à des fins de prévision. On fait appel à la procédure de moindres carrée ordinaire pour estimer model précédent.

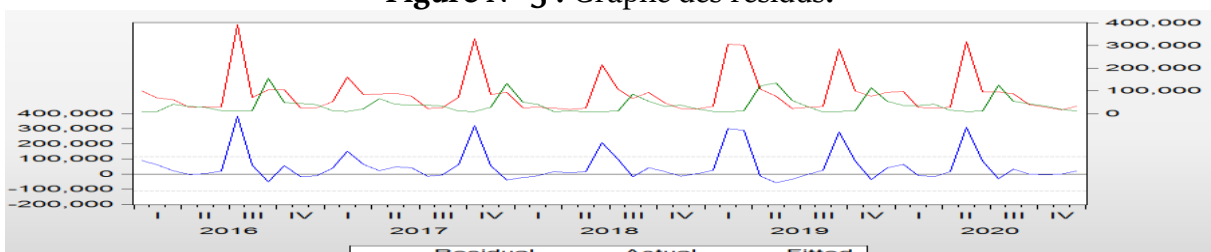
Figure N°4: Estimation du modèle optimale.

Dependent Variable: DMI
 Method: Least Squares
 Date: 06/30/21 Time: 16:38
 Sample (adjusted): 2016M03 2020M12
 Included observations: 58 after adjustments
 Convergence achieved after 21 iterations
 MA Backcast: 2016M01 2016M02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.908857	0.061289	-14.82906	0.0000
MA(2)	-0.954388	0.032170	-29.66717	0.0000
R-squared	0.428692	Mean dependent var		-618.1814
Adjusted R-squared	0.418490	S.D. dependent var		119294.9
S.E. of regression	90970.43	Akaike info criterion		25.70833
Sum squared resid	4.63E+11	Schwarz criterion		25.77938
Log likelihood	-743.5416	Hannan-Quinn criter.		25.73601
Durbin-Watson stat	1.829226			
Inverted AR Roots	-.91			
Inverted MA Roots	.98	-.98		

$$dMit = -0.908dMit_{t-1} + \epsilon_t + 0.954 \epsilon_{t-2}$$

Figure N° 5 : Graphe des résidus.



Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS9.

En analysant la représentation graphique, nous remarquons que le graphe de la série estimée est presque semblable à celui de la série réelle, à quelques pics prés. Mais généralement ce

modèle explique bien le processus dMI. Après avoir estimé le model, on doit tester la signification des paramètres, pour ce fait on utilise le test classique de Student, les coefficients des paramètres du modèle ARMA (1,2) sont n'est pas significativement différents de zéro, c'est ce qu'on va confirmer par le test de Student.

$$AR(1) : |t| = | \dots | = 14.42 > 1,96$$

$$MA(2) : |t| = | \dots | = 29.66 > 1,96$$

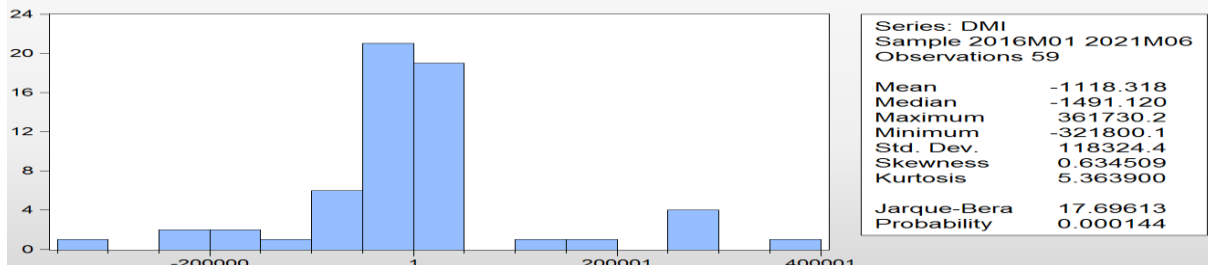
Donc les paramètres des modèles AR (1) MA (2) sont significativement différents de zéro, ce qui veut dire qu'ils forment un bruit blanc.

On continue notre étude sur la deuxième série celle du variable MF, on passe à l'étude préliminaire de la série qui contient les changements de taux IPP mensuelles du dMF depuis l'année 2016 jusqu'à 2020.

Toutefois, les résidus entre les valeurs observées et les valeurs calculées par le model, doivent se comporter comme un bruit blanc normal. Dans tous les cas l'hypothèse nulle est acceptée, d'ou la confirmation que les résidus forment un bruit blanc.

Nous verrons par la suite que pour calculer les intervalles de confiance prévisionnels, il faut que le bruit blanc suive une distribution normale. Le test le plus classique de Jarque et Bera est fondé sur la notion de Skewness (symétrie) et du Kurtosis (aplatissement).

Figure N° 6: Histogramme de la normalité.



Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EViewsSog.

Maintenant on va utiliser le test de Skewness et de Kurtosis:

On a la statistique de Skewness: $H_0 : V_1=0$

$$V_1 = \frac{|\beta_1^{\frac{1}{2}} - 0|}{\sqrt{\frac{6}{N}}}$$

1,975 > 1,96 .Donc on refuse l'hypothèse de symétrie des résidus

Test de Kurtosis :

$$V_2 = \frac{|\beta_2 - 3|}{\sqrt{\frac{24}{N}}}$$

3,706 > 1,96. Donc on refuse l'hypothèse de l'aplatissement normal.

Test de Jarque-Bera:

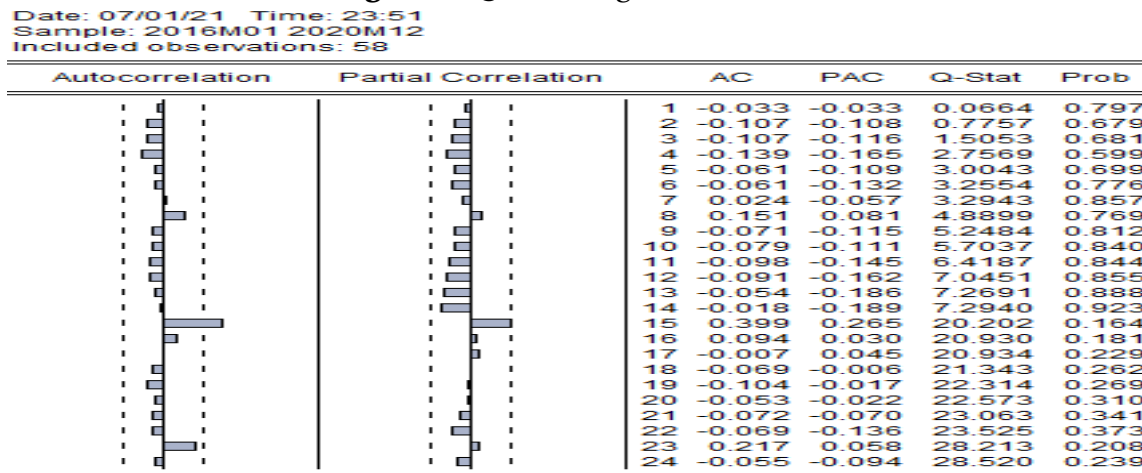
$$S = \frac{N}{6} \beta_1 + \frac{N}{24} (\beta_2 - 3)^2 - X_{1-\alpha}^2$$

S = 17.69 > 5,99.

a) Selon le test de Jarque-Bera, on refuse l'hypothèse de la normalité des résidus, ce qui veut dire que les résidus ne forment pas un bruit blanc.

b) Test de Ljung-Box:

Figure N° 5 : correlogramme des résidus



Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EViews9.

A travers le correlogramme des résidus concernant le modèle retenu ARMA (1,2) on constate que ces résidus forment un bruit blanc car on a pratiquement tous les pics à l'intérieur de l'intervalle de confiance, et pour confirmer ces résultats on applique le test Ljung-Box. On a : N= 36, P=1**, Q=4** Pour le retard 24 : Q-stat = 28.520 est inférieure à la valeur tabulée de Khi-deux au seuil de 5%, X₂ 0.95 (25) est égale 37,652. Donc Q-stat < X₂ 0.95 (25), d'où on accepte l'hypothèse H₀ d'absence d'autocorrélation des résidus ce qui confirme que les résidus forment un bruit blanc.

4. Prédiction des risques par la Box-Jenkins :

4.1 Prédiction :

Après toutes ces étapes, nous arrivons à l'étape la plus importante, la prédiction (le but de notre travail). La prédiction peut être calculée en introduisant les différentes composantes qu'on a éliminées auparavant. A partir du modèle retenu ARMA (1,2) nous pouvons écrire la formule de prédiction à un horizon Pour trouver la formule de prédiction de notre série à l'horizon (h), on doit recolorer la série en rajoutant les composantes. Les prévisions calculées des exportations hors-hydrocarbures à l'horizon de 6 mois à l'aide du logiciel EViews 9 sont données au tableau suivant :

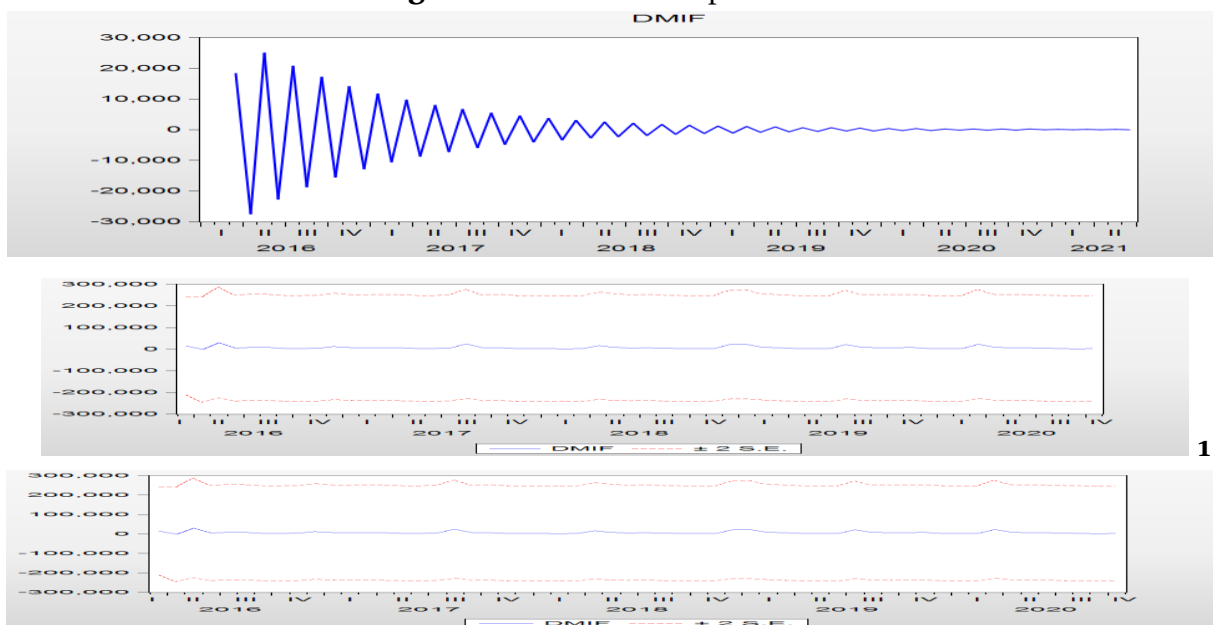
Tableau N° 2 : Tableau de la prédiction de Box-Jenkins pour 2021

Mois	Prévision
janv-21	118.6279
févr-21	-107.8158
mars-21	97.98920
avr-21	-89.05821
mai-21	80.94122
juin-21	-73.56403

Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EViewsSog.

Et pour voir si la série des prévisions évoluent avec la même allure que la série brute, on a construit le graphe des deux séries qui est le suivant :

Figure N° 6 : Séries des prévisions



Source : réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EViewsSog.

D'après les résultats trouvés dans le tableau et le graphe associé, nous constatons que notre prévision évolue de la même allure que la série brute, c'est-à-dire que lorsque le taux Dipp de la série brute augmente, on a aussi un accroissement dans la série de la prévision, et c'est la même chose par rapport à la dégradation. Avant de commencer l'analyse de la série temporelle, nous allons observer la représentation graphique, cette observation nous donne une idée générale mais non décisive. Après avoir entré les données à EViews on peut commencer notre étude.

Figure 07: la série Mf

Après avoir identifié l'ordre du processus ARMA (1, 2), il convient d'estimer les paramètres du model, puis de vérifier à partir d'un certain nombre de tests statistiques que l'estimation du model est valide. Les conditions étant réunies, nous pouvons alors utiliser le model à des fins de prévision. On fait appel à la procédure de moindres carrée ordinaire pour estimer le model précédent.

Figure N° 09 : Estimation du modèle optimale.

$$dMft = 0.999Mft_{-1} + \epsilon_t + 0.561\epsilon_{t-2}$$

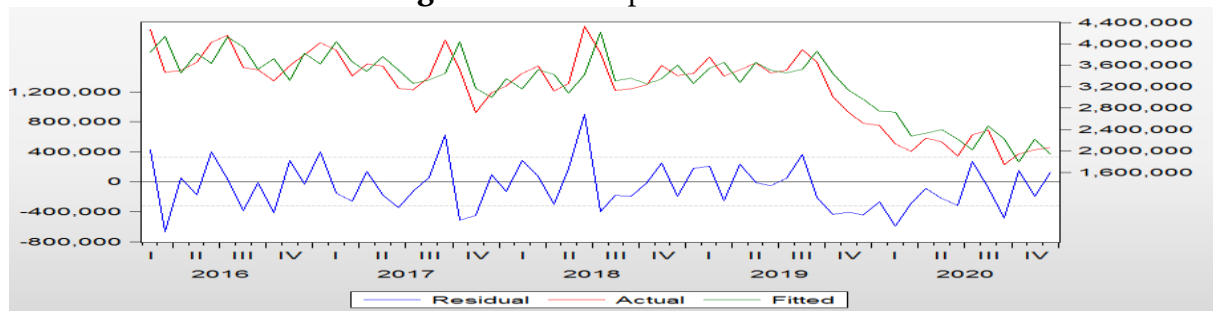
Dependent Variable: DMF
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/29/21 Time: 21:07
 Sample: 2016M02 2020M12
 Included observations: 59
 Convergence achieved after 37 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999036	0.002121	471.1064	0.0000
MA(2)	-0.561865	0.133338	-4.213848	0.0001
SIGMASQ	9.96E+10	1.95E+10	5.108054	0.0000
R-squared	0.769548	Mean dependent var		3213285.
Adjusted R-squared	0.761317	S.D. dependent var		663125.9
S.E. of regression	323971.4	Akaike info criterion		28.35514
Sum squared resid	5.88E+12	Schwarz criterion		28.46078
Log likelihood	-833.4767	Hannan-Quinn criter.		28.39638
Durbin-Watson stat	2.038349			
Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.75	-.75		

Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS09.

4.3 La validation du model:

Figure N° 6 : Graphe des résidus.



Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS09.

En analysant la représentation graphique, nous remarquons que le graphe de la série estimée est presque semblable à celui de la série réelle, à quelques pics près. Mais généralement ce modèle explique bien le processus dMF.

Après avoir estimé le model, on doit tester la signification des paramètres, pour ce fait on utilise le test classique de Student, les coefficients des paramètres du modèle ARIMA (1,2) sont significativement différents de zéro, c'est ce qu'on va confirmer par le test de Student.

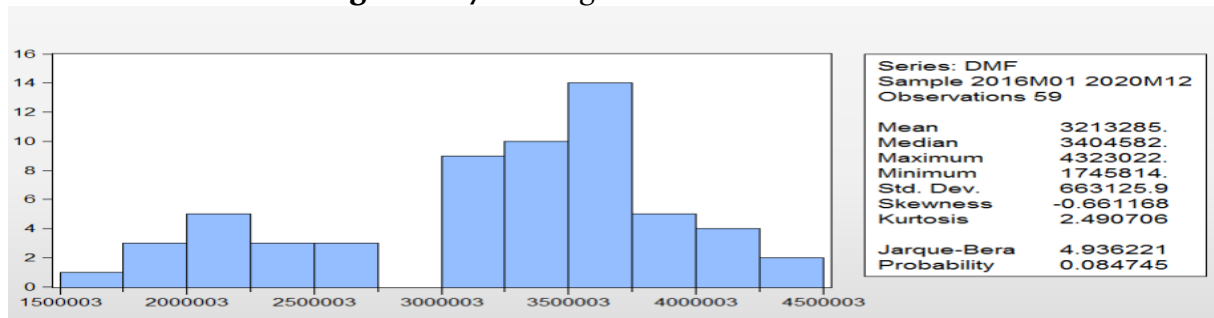
$$AR(1) : |t| = |0.999036 / 0.002121| = 471.106 > 1.96$$

$$MA(2) : |t| = |-0.561865 / 0.133338| = 4.213 > 1.96$$

Donc les paramètres des modèles AR(1) MA(2) sont significativement différents de zéro, ce qui veut dire qu'ils forment un bruit blanc.

Les résidus entre les valeurs observées et les valeurs calculées par le model, doivent se comporter comme un bruit blanc normal. Dans tous les cas l'hypothèse nulle est acceptée, d'ou la confirmation que les résidus forment un bruit blanc. Nous verrons par la suite que pour calculer les intervalles de confiance prévisionnels, il faut que le bruit blanc suive une distribution normale. Le test le plus classique de Jarque et Bera est fondé sur la notion de Skewness (symétrie) et du Kurtosis (aplatissement)

Figure N° 7 : Histogramme de la normalité.



Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS09.

-Les tests de Skewness et de Kurtosis:

$$V_1 = \frac{|\beta_1^{\frac{1}{2}} - 0|}{\sqrt{\frac{6}{N}}}$$

La statistique de Skewness:

$H_0 : V_1 = 0$

$2.073 > 1,96$. Donc on refuse l'hypothèse de symétrie des résidus.

Test de Kurtosis :

$$V_2 = \frac{|\beta_2 - 3|}{\sqrt{\frac{24}{N}}}$$

$0.798 < 1,96$. Donc on accepte l'hypothèse de l'aplatissement normal.

Test de Jarque-Bera:

$$S = \frac{N}{6} \beta_1 + \frac{N}{24} (\beta_2 - 3)^2 - X_{1-\alpha}^2$$

$S = 4.93 < 5,99$.

Selon le test de Jarque-Bera, on accepte l'hypothèse de la normalité des résidus, ce qui veut dire que les résidus forment un bruit blanc gaussien.

Avec :

- v_1 et v_2 qui suivent une loi normale centrée de paramètre $(0 ; 6/n)$ et $(3 ; 24/n)$ respectivement.

- β_1 est Le coefficient de Skewness.

- β_2 est Le coefficient de Kurtosis.

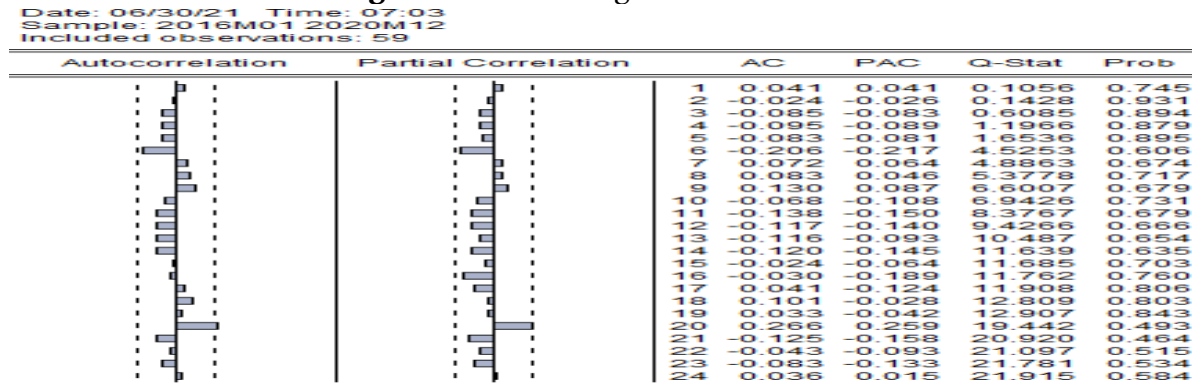
- Concernant la symétrie et l'aplatissement, l'hypothèse de normalité est acceptée.

Cela se confirme avec la statistique de Jarque-Bera :

- JB = $n6\beta_1+n24(\beta_2-3)^2$ suit un χ^2 à deux degrés de liberté.

Test de Ljung-Box.

Figure N° 8: correlogramme des résidus.



Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS9.

A travers le correlogramme des résidus concernant le model retenu ARMA (1,2) on constate que ces résidus forment un bruit blanc car on a pratiquement tous les pics à l'intérieur de l'intervalle de confiance, et pour confirmer ces résultats on applique le test Ljung-Box.

On a : N= 24, P=1**, Q=4** Pour le retard 24 : Q-stat = 21.915 est inférieur à la valeur tabulée de Khi-deux au seuil de 5%, $\chi^2_{0.95}(25)$ est égale 37,652.

Donc Q-stat < $\chi^2_{0.95}(25)$, d'où on accepte l'hypothèse Ho d'absence d'Autocorrélation des résidus ce qui confirme que les résidus forment un bruit blanc. Et après toutes ces étapes, nous arrivons à l'étape la plus importante, la prévision (le but de notre travail).

La prévision peut être calculée en introduisant les différentes composantes qu'on a éliminées auparavant. A partir du modèle retenu ARMA (1,2) nous pouvons écrire la formule de prévision à un horizon Pour trouver la formule de prévision de notre série à l'horizon (h), on doit recolorer la série en rajoutant les composantes. Les prévisions calculées des exportations hors-hydrocarbures à l'horizon de 6 mois à l'aide du logiciel EVIEWS 9 sont données au tableau suivant:

Tableau N°3 : la différence des prévisions

mois	prévision
janv-21	2340256
févr-21	2318334
mars-21	2296617
avr-21	2275103
mai-21	2253791
juin-21	2232678

Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWS9.

Et pour voir si la série des prévisions évoluent avec la même allure que la série brute, on a construit les graphes des deux séries qui sont suivant :

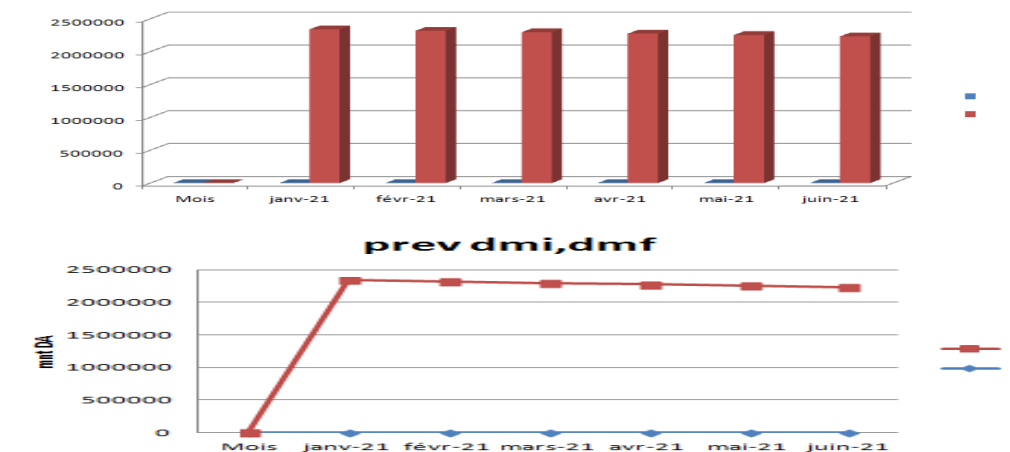
D'après les résultats trouvés dans le tableau, nous constatons que notre prévision évolue de la même allure que la série brute, c'est-à-dire que lorsque les taux dipp des AT et MP de la

série brute dégradée, on a aussi une dégradation dans la série de la prévision. La différence entre la prévision de dmi et dmf:

Tableau N°4: la différence des prévisions

Mois	prv dMI	prv dMF
janv-21	118.6279	2340256
févr-21	-107.8158	2318334
mars-21	97.98920	2296617
avr-21	-89.05821	2275103
mai-21	80.94122	2253791
juin-21	-73.56403	2232678

Source: réalisé par nos soins à l'aide du logiciel EVIEWSog.



D'après les résultats trouvés dans le tableau et les graphes associé, la différence entre les prévisions des montants de taux ipp (Dmi et Dmf) et incomparable, il ya une grand différence entre la série DMF et la série dmi. On peut dire qu'il existe beaucoup de déférence entre le taux d IPP initiale (MI) et finale (MF) apres le changement du taux, cette déférence est affectéepar les bons du irj de la Cnas .

Conclusion:

Nous projet de recherche a consiste donc en l'élaboration des modèles de prévision a l'aide des séries chronologiques basées sur la méthodologie de box-Jenkins aussi couramment appelée le modèle ARIMA et le modèle ARMA Ainsi, Suites aux analyses faites sur les séries observation qu' on a eu en main (série de MI et MF) ,Nous avons essaye de modéliser et den déduire le modèle de prévision adapte aux données

La méthode de Box Jenkins est réputée pour cela, elle est complexe. mais puissante dans l'analyse des chroniques, d'étude des fonctions d'autocorrélation simples et d'autocorrélation partielles, nous a permis d'identifier les bons modèles, estimer leur paramètres, les validés et enfin élaborer des prévisions . Un modèle AR(1) a pu être ainsi ajusté à la série de données des recettes et un ARMA (1.2) à la suite d'observation des dépenses, leur projection pour l'année 2021. On a peut constater aussi que nos prévisions pour les deux séries étaient plus au moins proche des réalisations. Contrairement à la méthode de prévisions de l'agence, qui

pu conduire à des valeurs très éloignés des réalisations ne permettant ainsi de minimiser le critère RMSE comparé à notre méthode. Ainsi, les résultats obtenus ont permis d'établir que la méthodologie de Box-Jenkins était la méthode la plus appropriée afin de traiter les données de la Cnas.

5. Liste Bibliographique :

Ouvrage:

1. BOURBONNAIS.R & TERRAZA.M; "Analyse des séries temporelles en Économétrie", Paris, 1^{ere} édition, 1998.
2. BOURBONNAIS, Régis. (2001) PREVISION DES VENTES. Polycopié du produit Itimédia. Octobre. <http://m1transport.e-monsite.com/medias/files/poly-1.pdf>. (consulté le 27/08/2023)
3. BOURBONNAIS REGIS. Et TERRAZA MICHEL.; "Analyse des séries Temporelles: applications à l'économie et à la gestion", Édition DUNOD, Paris 2004.
4. BRESSON GEORGE et PIROTTE ALAIN.; "Économétrie des série Temporelles: théorie et application", Presses universitaires de France, 1995.
5. Sarappa, Carolina. (2006) L'identification des facteurs qui affectent la demande des produits sanguins au Quebec..<http://neumann.hec.ca/pages/bruno.remillard/Theses/CSarappa.pdf>. (consulté le 5/08/2023)
6. Makrani Ahlam, Imad Eddine Sharabi (2015) Prévision des ventes selon la méthodologie « Box Jenkins », cas de la société « Safili », Université de Constantine 1.« Journal des sciences humaines - Numéro 34, Volume B.
7. Données et rapport de la CNAS, Direction générale de la CNAS