

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE de JIJEL



Département de Génie Civil et Hydraulique

PROJET DE FIN D'ETUDE

En vue de l'obtention du Diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Filière : hydraulique

Option : hydraulique urbaine

Thème

**Modélisation des apports du barrage cheffia par la
méthode de Box -Jenkins**

Présenté par :

- Boulmaiz Afaf
- Liaouraci Chahrazad

Encadré par :

Mr : Boudjerda. M



Promotion 2019



Résumé

L'objectif de ce travail est la recherche d'un modèle stochastique pour la prévision des apports du barrage cheffia en 2016 par l'application du méthode de BOX _JENKINS de la série des apports de 38 ans (1977/2015) avec l'utilisation de logicielle EVIEWS 08 .

le meilleur modèle de prévision est celui ARMA (1, 5) qui a donné les moins valeurs des critères akaike = 7 ,227 et schwartz = 7 ,245 .

Mots clés : modélisation du barrage cheffia , Apport, Box Jenkins, EvIEWS 08.

Abstract

The objective of the work is the search for a stochastic model for the forecast of contributions to the cheffia dam in 2016 in this way we apply the method of BOX _JENKINS for a series of contributions of 38 years (1977/ 2015) with the use of EVIEWS software 08 .

the best prediction model is ARMA (1, 5) which gave the least values of the criteria akaike = 7 ,227 and Schwartz = 7 ,245 .

Key words: Cheffia dam modeling, Contribution, Box and Jenkins, EvIEWS 08.

ملخص

الهدف من العمل هو البحث عن نموذج عشوائي للتنبؤ بالمساهمات في سد الشافية في عام 2016 وبهذه الطريقة نطبق طريقة بوكس _ جنكينز لسلسلة من المساهمات لمدة 38 عامًا (1977/ 2015) باستخدام برنامج EVIEWS 08.

أفضل نموذج للتنبؤ هو ARMA (1، 5) الذي أعطى أقل قيم للمعايير akaike = 7 ,227 و schwartz = 7 ,245 .

الكلمات المفتاحية: نمذجة سد الشافية، المساهمة ، Box Jenkins ، EvIEWS 08.

Remerciements

Avant tout, Je remercie Dieu le tout puissant, pour m'avoir donné la santé, le courage et la volonté d'étudier et pour m'avoir permis de réaliser ce modeste travail dans les meilleures conditions.

Je remercie fortement mon promoteur : **Mr.Boudjerda Merouane** de m'avoir orienté par ses conseils judicieux dans le but de mener à bien ce travail.

Mon derniers remerciements, mais non les moindres s'adressent à tous mes amies de la promotion 2019, pour avoir beaucoup de sollicitudes et de chaleur humaine dont nous avons tant besoin.

Et en fin, je remercie tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à la réalisation de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à ceux qui sont toujours.

Présents dans mon cœur.

A ma très chère mère, A mon très cher père

A mes sœurs A toute ma famille.

A tous mes professeurs.

A tous mes collègues et mes amis.

A ma promotion (2019).

Afaf Boulmaiz.

Dédicace

En signe de respect et de reconnaissance, je dédie ce modeste travail à :

Ames parents les plus chers au monde qui m'ont tout donné, encouragement, soutiens et surtout amour, que dieu le tout puissant les protègent.

Ainsi qu'à toute ma belle famille.

Ames très chères sœurs.

Ames très chères frères.

Amon très chère mon fiancé Salah

Ames neveux et nièces chacun à son nom.

Et à tous mes amis de près ou de loin.

Chahra zad liaouraci.

Table des matières

Résumé	i
Remerciements.....	ii
Dédicace	iii
Dédicace	iv
Table des matières.....	v
Abréviations	ix
Table des figures	x
Table des tableaux.....	xii
Introduction générale.....	xiii
CHAPITRE I : MODELISATION HYDROLOGIQUE.....	1
I.1 Introduction :.....	1
I.2 modélisation :.....	1
I.2.1. Modélisation hydrologique :.....	2
I.2.1.1 Principe des modèles hydrologiques.....	2
I.2.1.2. Représentation des processus :.....	3
I.2.1.3 Représentation de l'espace :	3
I.2.1.4.Discrétisation temporelle :	4
I.2.1.5.Utilisation de modèle hydrologique :.....	4
I.3. Introduction sur les séries chronologiques :.....	4
I.3.1 Définition :.....	5
I.3. 2Types importants de séries chronologiques :.....	5
I.3.2.1 : Série discrète :.....	5
I.3.2.2 : Série continue :	5
I.3.3.Analyse des séries chronologiques :	5
I.3.3.1.Définition de l'analyse des séries chronologiques :.....	6
I.3.3.2Objectifs et problèmes de l'analyse des séries chronologiques :	6
I.3.3.3.Problèmes d'analyse des séries chronologiques :	7
I.3.4.Les composantes d'une série chronologique :	9
I.3.4.1.La tendance ou « trend » :.....	9
I.3.4.2.La composante cyclique :.....	9
I.3.4. 3.La composante saisonnière ou variations saisonnières	10
I.3.4. 4.La composante résiduelle.....	10
I.3.5.Schémas de décomposition d'une série chronologique.....	10
I.3.5.1. Schéma additif.....	10
I.3.5.2.Schéma multiplicatif	11

I.3.6.Caractéristiques d'une série temporelle	11
I.3.6.1. Moyenne et variance	11
I.3.6.2.Fonction d'autocovariance	12
I.3.6.3.La fonction d'autocorrélation.....	12
I.3.6.4.L'autocorrélation partielle.....	13
I.3.7.Objectifs de l'étude des séries chronologiques	13
I.3.8.Types de modèles ajustés aux séries chronologiques.....	14
I.3.9.Description de la tendance	15
I.3.10.Définition des coefficients saisonniers.....	15
I.3.10.1.Méthode de calcul des coefficients saisonniers :	16
I.3.11.série désaisonnalisée ou série CVS.....	17
I. 3.12.Opérateurs sur les séries chronologiques	17
I.3.13.Prévision d'une série chronologique.....	18
I.3.13.1.Processus stochastique	18
I.3.13.2.Processus stationnaire	18
I. 3.13.2.Conditions de stationnarité et d'inversibilité pour AR(p) et MA(q).....	21
I. 3.14.Les processus aléatoires non stationnaires.....	21
I.4.Conclusion :	23
CHAPITRE II : PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE	25
II.1.Généralité :	25
II.2.Situation :	25
II.3.Les Monts de la Cheffia :	25
II.4.Historique :	26
II.4.1 Historique des travaux :	26
II.5.Destination ;	27
II.6.Description de l'ouvrage :	27
II. 7.Les ouvrages :	28
II.7.1.Digue :	28
II.8. Les ouvrages annexes :	28
II.8. 1. Evacuateur de crue :	28
II.8.2. Vidange de fond :	29
II.8.3.Ouvrage de prise :	30
II.9.Gestion de la ressource :	30
II.10 .Caractéristiques du bassin versant :	31
II. 10 .1.Aperçu sur le Bassin de Mefragh :	31
II. 10. 2 Géologie du Bassin Versant :	32
II. 10. 3 Couverture végétale :	33

II. 10. 4 Neige :	33
II.11.Caractéristiques climatologiques et hydrométriques du barrage de Cheffia :	33
II.12. Régime des apports de la Bou-Namoussa au barrage de la Cheffia :	33
II.12.1. Description de l'Oued :	33
II.12.2.Régimes de l'Oued :	34
II.12.3.Les précipitations :	34
II.12.4.La température :	34
II.12.5.Les apports :	35
II.12.6.Evaporation :	36
II.12.7. Fréquence des crues :	36
II.13.Fonction du barrage :	37
II.13.1.Industrie :	38
II.13.2.Périmètre de la Bounamoussa :	38
II.14. Conclusion :	40
CHAPITRE III : METHODE DE BOX ET JENKINS	42
III. 1. Introduction :	42
III. 2 .Historique :	42
III. 3. La méthodologie de Box & Jenkins :	43
III. 4. Notions sur la méthode de Box et Jenkins :	44
III. 4.1. Stabiliser les processus aléatoires non stationnaires :	45
III 4.2 : Stabiliser des processus TS :	45
III. 5.Test des composantes saisonnières et tendancielle:	46
III. 5.1. Test de Fisher :	46
III.5. 2. Test de Dickey-Fuller :	47
III.6. La stratégie de test de Dickey Fuller :	48
III.6. 1 .Procédure :	49
III. 7. Les étapes de Box et jenkins :	50
III. 7. 1 Identification du modèle :	50
III.7. 2. Estimation:	53
III. 7.3. Validation du modèle (Adéquation):	53
III. 7. 3.1. Test sur les paramètres :	54
III. 7. 3. 2. Tests sur les résidus:	55
III.7.3. 3.Test de Box-Ljung :	55
III. 7. 3. 4. Test de normalité:	55
III. 7. 3. 5. Test de Durbin et Watson:	57
III. 7. 4 .la prévision :	57
III.8. L'interprétation des résultats:	60
III .9 Conclusion :	61

CHAPITRE IV : APPLICATION DE METHODE BOX-JENKINS	62
IV.1.Introduction :	62
IV.2.Création de la série :	62
IV.3.Analyse graphique :	62
IV.4.Analyse des autocorrélations :	63
IV.6 Test de Buys-Ballot :	66
IV.7.Statistiques descriptive :	66
IV.8.Etude de la stationnarité de la série APPORT :	67
IV.8.1Estimation des coefficients saisonniers :	67
IV.8.2.Série désaisonnalisée ou série (CVS) :	68
IV.9.Etude de la stationnarité de la série dessaisonalisé APPORTSA :	69
IV.9.1 .Test de Dickey Fuller Augmented:	69
IV.9.2 .Estimation du modèle 3 :	70
IV.9.3 .Estimation du modèle 2 :	71
IV.9.4 .Estimation du modèle 1 :	72
IV.10.Méthode box et Jenkins.....	73
IV.10.2 .Estimation des modèles :	75
IV.10.2 .2.Estimation du Modèle AR(5) excite constante :	76
IV.10.2 .3.Estimation du Modèle AR(11) excite constante :	76
IV.10.2 .4.Estimation du Modèle MA(1) excite constante :	77
IV.10.2.5.Estimation du Modèle MA(5) excite constante :	77
IV.10.2 .6.Estimation du Modèle ARMA(1 ,1) excite constante :	78
IV.10.2 .7Estimation du Modèle ARMA(1 ,5) excite constante :	78
IV.10.2 .8.Estimation du Modèle ARMA(5 ,1) excite constante :	79
IV.10.2 .9.Estimation du Modèle ARMA(5 ,5) excite constante	79
IV.10.2 .10.Estimation du Modèle ARMA(11 ,1) excite constante	80
IV.10.2.11.Estimation du Modèle ARMA(1 1 ,5) excite constante :	80
IV.10.3 .Validation du modèle :	81
IV.10.4 .Prévision :	83
IV.10.5.Graphe de prévision :	85
IV.11.Conclusion :	86
CONCLUSION GENERALE	87
BIBLIOGRAPHIE.....	89
ANNEXE.....	91

Abréviations

ADF: Augmented Dickey Fuller.

AIC: Akaike.

AR : Auto Régressif.

ARMA : Auto Régressif Moyen Mobile.

DF: Dickey Fuller.

DS: Differency Stationnary.

DW: Durbin Watson.

FAC: Fonction d'Auto Corrélation.

FAP: Fonction d'Autocorrélation Partielle.

MA : Moyens Mobile.

SC: Schwarz.

TS: Trend Stationnary.

Table des figures

Figure I. 1 : La démarche de la modélisation	7
Figure I. 2: Une série chronologique qui suit un modèle additif.....	10
Figure I. 3 : Une série chronologique qui suit un modèle multiplicatif.....	11
Figure II .1: Barrage de Cheffia.	26
Figure II. 2 : la digue de cheffia.	29
Figure II.3: Evacuateur de crues.....	29
Figure II .4 : Vidange de fond.	29
Figure II .5 : presentation du bassin versant.....	32
Figure II .6: Apports moyennes annuels.....	35
Figure II .7: Volumes moyens annuels évaporés.....	36
Figure III .1 : procédure itérative de Box-Jenkins.	44
Figure III.2 : Résumé de la stratégie de test de Dickey-Fuller.	51
Figure III. 3 : Synthèse de Box et jenkins.	60
Figure IV.1 : Représentation graphique de la série APPORT	63
Figure IV.2 : Corrélogramme de la série APPORT	64
Figure IV.3 : Histogramme de série APPORT	67
Figure IV.4 : table des coefficients saisonniers de la série APPORT	68
Figure IV. 5: Le graphe de la série APPORTSA.....	68
Figure IV.6 : corrélogramme de la série APPORTSA	69
Figure IV.7 : Estimation du modèle 3 de la série APPORTSA.....	71
Figure IV.8 : Estimation du modèle 2 de la série APPORTSA.....	72
Figure IV.9: Estimation du modèle 1 de la série APPORTSA.....	73
Figure IV.10: corrélogramme de la série APPORTSA stationnaire.....	74
Figure .IV.11: Estimation du Modèle AR(1) excite constante	75
Figure .IV .12 :Estimation du Modèle AR(5) excite constante	76
Figure .IV.12 :Estimation du Modèle AR(11) excite constante	76
Figure .IV.13 :Estimation du Modèle MA(1) excite constante	77
Figure. IV.14 :Estimation du Modèle MA(5) excite constante	77
Figure. IV.15 :Estimation du Modèle ARMA(1 ,1) excite constante.....	78
Figure .IV.16 : Estimation du Modèle ARMA(1 ,5) excite constante.....	78
Figure .IV.17 :Estimation du Modèle ARMA(5 ,1) excite constante.....	79
Figure .IV.18 :Estimation du Modèle ARMA(5 ,5) excite constante.....	79
Figure .IV.19 :Estimation du Modèle ARMA(11 ,1) excite constante.....	80
Figure .IV.20 :Estimation du Modèle ARMA(1 1 ,5) excite constante.....	80
Figure. IV.21: corrélogramme de la modèle ARMA (1 ,5).....	82
Figure IV .22 : test de normalité.....	83

Table des tableaux

Tableau II.1 : Caractéristiques des ouvrages de prise du barrage de la cheffia.....	31
Tableau II.2 : les stations barrage cheffia.....	33
Tableau II.3 : Précipitations moyennes mensuelles.	34
Tableau II.4 : Températures <i>moyennes mensuelles</i>	35
Tableau II.5 : Apports moyennes mensuels	35
Tableau II.6 : Volumes évaporés moyennes mensuelles.....	36
Tableau II.7:Fréquence des crues.....	37
Tableau II.8: Répartition des superficies nettes irrigables du périmètre de la Bounamoussa.	38
Tableau III.1. : Tableau résumant les propriétés des AR(p), MA(q) et ARMA (p, q).....	52
Tableau III.2 : spécification du modèle.	54
Tableau IV.1:analyse de la variance de la série APPORT	65
Tableau IV.2 :test de buys ballot.....	66
Tableau .IV.3 :Chois du nombre de retard optimal.....	70
Tableau .IV.4 : Validation du modèle.....	81
Tableau .IV.5 : Tableau des prévisions.....	84

Introduction générale

L'importance de l'eau en tant que support de vie et de facteur régulateur du développement d'un pays est universellement reconnue. Aussi est-il nécessaire de la quantifier et de la gérer aussi rigoureusement que possible. Dans ce contexte, on comprend alors aisément la nécessité de mettre au point des outils d'aide à la gestion et à la décision. Parmi ces outils, les modèles hydrologiques qui ont vu le jour au cours des vingt dernières années.

Les problèmes que soulèvent les barrages touchent à l'eau et à la manière dont les décisions en la matière sont prises. Les barrages régulent ou détournent l'écoulement à travers ces artères, affectant ainsi la vie même de l'humanité.

Les prévisions hydrologiques ont pour objectif de permettre une planification plus éclairée des interventions, tant pour des situations de crue ou d'étiage que dans des conditions hydrologiques plus courantes. Pour la gestion des barrages publics, les prévisions permettent d'adapter l'opération des barrages face aux aléas climatologiques et hydrologiques, dans le but de respecter les plans de gestion.

C'est dans ce contexte que s'inscrit notre mémoire intitulé : modélisation des apports de barrage cheffia par la méthode de Box et Jenkins, il se divise en quatre chapitres :

- **le premier chapitre**, donne des notions générales sur différents types de modélisation, séries chronologiques, et les processus stochastiques.
- **Le second chapitre** : est consacré, à la présentation de la zone d'étude, une description détaillée du barrage cheffia.
- **Le troisième chapitre** : consiste à explication de la méthode de Box et Jenkins et les étapes de modélisation en détail
- **Le quatrième chapitre** : Application de la méthode de Box_Jenkins sur série apports pour déduire finalement la prévision en 2016 avec l'utilisation de logicielle Eviews 08.
- **L'objectif de modélisation** ; est la prévision des apports dans le barrage cheffia est sans doute le but le plus fréquent. Il s'agit de prévoir les valeurs futures en septembre 2015 / Aout 2016 d'une variable grâce aux valeurs observées dans le passé de cette même variable septembre 1977 / Aout 2015.

Enfin une conclusion générale sera donnée à la fin du travail.

CHAPITRE I : MODELISATION HYDROLOGIQUE**I.1 Introduction :**

Les méthodes statistiques sont conçus pour être appliquées à des expériences indépendantes ou des résultats d'enquêtes , Les données constituent souvent des séries d'observations sur une ou plusieurs variables faites à différentes dates ; les observations ne sont pas indépendantes, et constituent une série de données qui se suit dans un ordre chronologique, sous une forme remarquablement significative

I.2 Modélisation :

La modélisation est la conception d'un modèle. Selon son objectif et les moyens utilisés, la modélisation est dite mathématique, géométrique, 3D, mécaniste (ex : modélisation de réseau trophique dans un écosystème), cinématique... Elle nécessite généralement d'être calée par des vérifications in situ, lesquelles passent par le paramétrage et le calibrage des « modèles » utilisés.

En mathématiques appliquées, et en pratique des différents disciplines, le modèle mathématique permet d'analyser des phénomènes réels et de prévoir des résultats à partir de l'application d'une ou plusieurs théories à un niveau d'approximation donné ;

En informatique, on parle de modélisation des données pour désigner une étape de construction d'un système d'information

En ingénierie, la modélisation 3D est un cas particulier du précédent qui consiste à produire des images d'objet réel ;

Dans le domaine de l'environnement, de l'écologie (modèles d'écosystème), du climat et de la météorologie, des modèles de plus en plus complexes nécessitant les plus gros calculateurs se développent depuis plusieurs décennies, notamment pour l'étude du changement climatique, la protéomique et la génomique, mais divers auteurs plaident pour une généralisation de la modélisation du fonctionnement de la via biodiversité (qui est l'une des composantes majeure de la stabilisation climatique les puits de carbone et plus généralement la base des services éco systémiques)

On peut identifier 3 étapes de la modélisation:

- Le modèle interprétatif. Il s'agit de décrire avec ses propres mots en langage naturel l'objet.
- Le modèle fonctionnel. Il s'agit de la description atomique, de l'identification des éléments unitaires et des rapports précis. Le but est de rendre le modèle interprétatif calculable. On passe alors dans la calculabilité.
- Le modèle physique. On implémente le modèle fonctionnel dans une machine pour calculer. Dans un ordinateur par exemple, qui est une machine de Turing réelle [19]

I.2.1. Modélisation hydrologique :

De nombreux modèles hydrologiques ont été développés depuis la fin des années 1960. Le choix du type de modèle à utiliser dépend généralement de l'objectif de modélisation ainsi que des données d'entrées disponibles, De nombreux chercheurs ont focalisé leurs études sur la modélisation

pluie-débit, est un outil numérique de représentation de la relation pluie-débit à l'échelle d'un bassin versant. Il permet de transformer des séries temporelles décrivant le climat d'un bassin versant donné (séries de précipitations et de températures par exemple, séries qui sont les entrées du modèle hydrologique) en une série de débits (sortie du modèle hydrologique). [19]

I.2.1.1 Principe des modèles hydrologiques :

Les modèles hydrologiques permettent donc de transformer des séries décrivant le climat d'un bassin versant (typiquement des séries de précipitations et de températures) en une série de débits. Cette transformation est souvent divisée en deux parties:

1. Une première partie souvent appelée la "production", qui consiste en la détermination de bilans d'eau à l'échelle du bassin versant. Ce bilan permet notamment de répartir la pluie brute observée (la totalité de la pluie qui est tombée sur le bassin versant et qui est mesurée par un ou plusieurs pluviomètres) en pluie "nette" (la proportion de la pluie brute qui participe au débit du bassin versant étudié), en quantité d'eau évapotranspirée et en quantité d'eau stockée par le bassin versant.
2. Une deuxième partie souvent appelé le "transfert" ou "le routage", qui consiste à répartir dans le temps la quantité d'eau participant au débit du bassin versant étudié.

De nombreuses classifications de modèles hydrologiques existent dans la littérature. En effet, un grand nombre de caractéristiques des modèles peut être utilisé pour construire une classification. De plus, la plupart des modèles hydrologiques sont des assemblages de modules

ayant des propriétés différentes: un modèle hydrologique à base physique peut ainsi posséder certains modules empiriques par exemple et donc être à la frontière entre deux types de modèle hydrologique. [19]

1.2.1.2. Représentation des processus :

a) Modèle empirique :

Un modèle empirique est construit autour de relations mathématiques directes établies entre les entrées et les sorties observées sur le bassin versant considéré. Ce type de modèle ne cherche pas à décrire les processus impliqués dans la relation pluie-débit et est donc souvent caractérisé comme des modèles "boîtes noires".

b) Modèle conceptuel :

Un modèle conceptuel cherche à représenter les principaux processus de la relation pluie-débit sans utiliser les lois physiques régissant les processus concernés. Ce type de modèle est généralement constitué de réservoirs connectés entre eux, dont les niveaux augmentent et diminuent au cours du temps et qui sont censés représenter les différents compartiments hydrologiques des bassins versants. L'utilisation de différents réservoirs permet une première séparation des composantes de la relation pluie-débit.

c) Modèle à base physique :

Un modèle à base physique représente les processus de la relation pluie-débit en utilisant les lois physiques régissant ces processus. Les modèles de surface continentale sont également des modèles à base physique qui représentent la relation pluie-débit. Ce type de modèle permet, de plus, de calculer les différents termes du bilan d'eau du bassin versant étudié.

1.2.1.3 Représentation de l'espace :

- **Modèle global :**

Dans un modèle global, le bassin versant est représenté comme une seule entité spatiale homogène. La variabilité spatiale des processus étudiés n'est donc pas explicitement prise en compte avec ce type de modèle.

- **Modèle semi-distribué :**

Dans un modèle semi-distribué, certains processus sont modélisés en divisant le bassin versant en plusieurs entités spatiales. Ce découpage de l'espace peut être réalisé grâce à des critères hydrologiques (découpage en sous bassin versant), ou des critères topographiques (découpage par bandes d'altitude). Ce modèle permet de prendre en compte la variabilité spatiale des processus étudiés.

- **Modèle distribué :**

Dans un modèle distribué, le bassin versant est divisé en plusieurs entités spatiales. Ce découpage de l'espace peut être sous la forme d'un maillage régulier, ou par sous bassins-versants. Ce modèle permet de prendre en compte la variabilité spatiale des processus étudiés.

1.2.1.4. Discrétisation temporelle :

La plupart des modèles hydrologiques transforme la pluie en débit au pas de temps journalier et ont donc besoin de données d'entrées au pas de temps journalier. Néanmoins, certains modèles fonctionnent à des pas de temps plus importants (mensuel, annuel, voire pluriannuel) alors que d'autres fonctionnent à des pas de temps beaucoup plus fins (infra-journaliers, voire infra-horaires).

Enfin, la transformation de la pluie au débit peut-être réalisée en continu (grâce aux modèles hydrologiques "continus") ou discontinu, à l'échelle d'épisodes pluvieux particuliers (grâce aux modèles hydrologiques "événementiels").

1.2.1.5. Utilisation de modèle hydrologique :

Un modèle hydrologique peut être utilisé dans plusieurs contextes:

- Prévision d'étiages,
- Prévision de crues
- Prédétermination de débits extrêmes,

Études d'impact anthropique sur l'hydrologie (construction d'aménagements hydrauliques (barrage par exemple), changements d'occupation du sol, etc.),

Études d'impact de changements climatiques sur l'hydrologie,

Simulation de débits pour combler des lacunes dans les données et reconstituer des séries de débits historique [19]

I.3. Introduction sur les séries chronologiques :

En hydrologie, les données constituent souvent des séries d'observations sur une ou plusieurs variables faites à différents pas de temps réguliers, et présentent généralement des liaisons internes

I.3.1 Définition :

On appelle série chronologique (série temporelle ou encore chronique) une série Statistique à deux variables (t, y_t) avec $t \in T$, $T = \{t_1, t_2, \dots\}$ où la première composante Du couple t est le temps et la deuxième composante est une variable numérique y_t prenant Ses valeurs aux instants t . Suivant la nature du problème étudié la chronique peut être journalière (cours d'une action en bourse), mensuelle (consommation mensuelle de gaz), trimestrielle (nombre trimestriel de chômeurs), annuelle (chiffre annuel des bénéfiques des exportations etc).

L'étude des séries chronologiques est utile lorsque l'on cherche à analyser, comprendre ou encore prévoir un phénomène évoluant dans le temps. [16]

I.3. 2Types importants de séries chronologiques :

Il existe deux types de séries chronologiques selon que l'intervalle de temps T est discret ou continu.

I.3.2.1 : Série discrète :

Dans le cas où l'intervalle de temps T est discret, ca d, $t=1, 2, \dots, T$ est le $(T \subseteq N)$ nombre d'observations équidistantes, répétées avec une certaine fréquence, par exemple, une fois par an, par mois, par jour, etc., la série chronologique est dite discrète.

I.3.2.2 : Série continue :

Dans le cas où l'intervalle de temps T est continu, ($T \subseteq R, R^+$) (nombres réels, réels positifs), comme c'est le cas du domaine de la physique par exemple, où la variable peut être observée de façon continue, la série chronologique est dite continue.[12]

I.3.3.Analyse des séries chronologiques :

Ces un problème analogue à celui de l'estimation des propriétés d'une population à partir d'un échantillon tiré de cette population, puisque le principe est d'estimer et reconstituer, à partir d'un échantillon donné (la série d'observation) des propriétés du processus générateur inconnu. Pour mieux illustrer le principe de l'analyse des séries chronologique, on est obligé de préciser son évolution historique, qui explique précisément les éléments les plus importants dans l'analyse ; après avoir définis cette notion et précisés ces objectifs.

I.3.3.1.Définition de l'analyse des séries chronologiques :

C'est une présentation d'un état de l'art des différentes techniques utilisées pour l'analyse exploratoire de séries chronologiques, ceci dans le cadre d'un regroupement de donnée. En effet,

l'analyse des séries est un domaine disposant d'une longue histoire qu'ils convoient de prendre en compte afin de déterminer le rythme des techniques d'analyse, voir aussi de nouvelles modes de représentation

Ces dernières décennies, l'augmentation des capacités de calcul a ouvert de nouveaux horizons, il ne s'agit plus seulement de présenter les données, mais de découvrir des structures internes. L'analyse exploratoire des séries chronologiques à pour but de permettre des données présenter en trop grand nombre pour être appréhendées individuellement. Les statistiques ont longtemps été freinées par le fait qu'elles reposaient sur le calcul, alors qu'aucune technologie vraiment efficace pour effectuer ces calculs n'a été disponible avant longtemps.

Récemment, l'ordinateur a permis une révolution des techniques statistiques. Assister par ordinateur, l'analyse statistiques permet de découvrir des informations en essayant au maximum de s'affranchir des hypothèses techniques. Des algorithmes d'optimisation permettant de rechercher un maximum de vraisemblance pour trouver les modèles les plus adaptés aux données.

On commencera par données un aperçus historiques sur l'évolution de l'analyse des séries chronologiques, pour ensuite expliquer la problématique de cette analyse, les particularités des séries numériques en tant qu'objet d'analyse, et les formes sous les quelle sont disponibles les donner avant de pouvoir conditionner aussi fortement les techniques qui seront applicables.

1.3.3 Objectifs et problèmes de l'analyse des séries chronologiques :

Modélisation :

On peut illustre les étapes de modélisation par le schéma suivants :

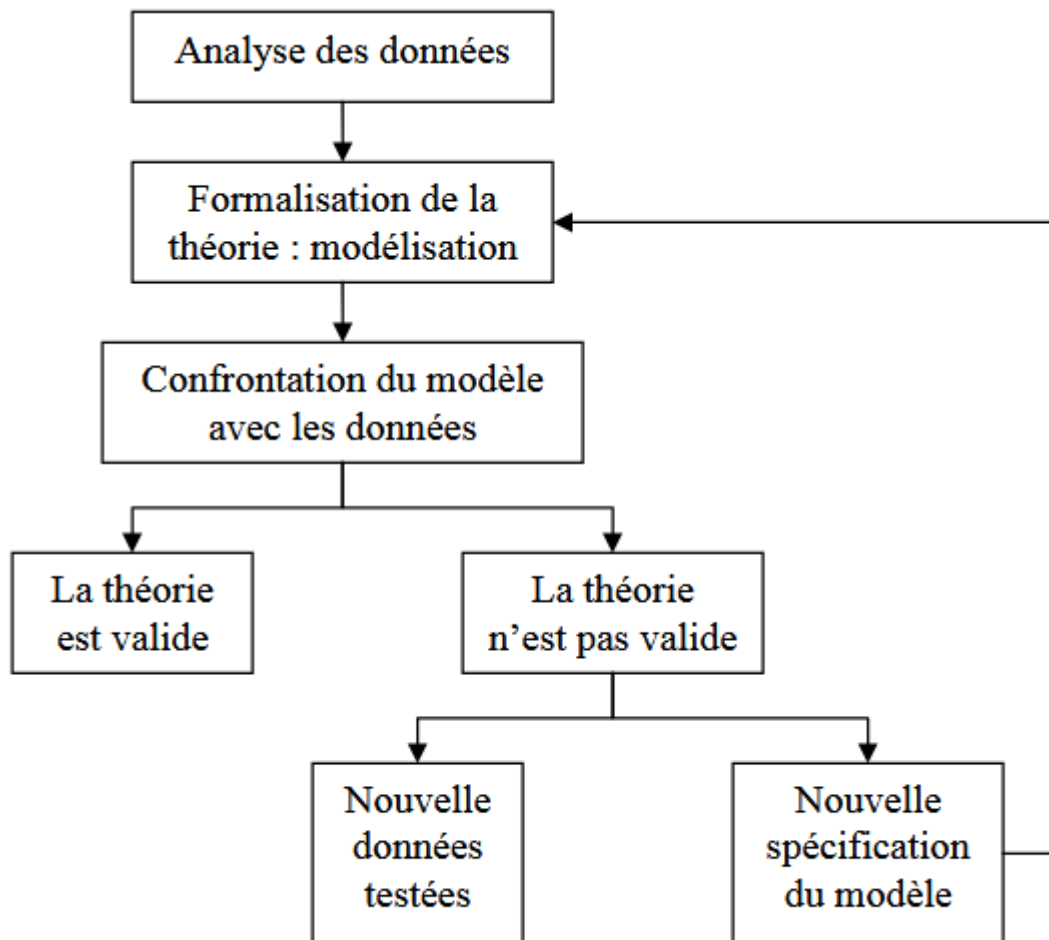


Figure I. 1 : La démarche de la modélisation.

I.3.3.3. Problèmes d'analyse des séries chronologiques :

a) prévision:

Étant donné des observations Y_1, Y_2, \dots, Y_T on désire évaluer une valeur non observée Y_{T+1} .

. La prévision peut être :

-ponctuelle : $\hat{Y}_T(h)$

-sous forme d'un intervalle de prévision : $[\hat{Y}_{T,1}(h), \hat{Y}_{T,2}(h)]$

La qualité de la prévision dépend de la façon dont évolue la série. Plus la série est fonction « régulière » du temps, plus il sera facile de prévoir. Les prévisions seront par exemple bonnes pour beaucoup de variables économiques en période de croissance, lorsque l'allure générale de la série est linéaire ou exponentielle.

En revanche, les diverses méthodes de prévision ne permettent pas de prévoir un changement d'évolution dû à une modification des structures économiques, que rien dans le passé ne permettait de supposer.

Les méthodes servant à la prévision peuvent également être utilisées pour évaluer une valeur passée de la variable, appeler valeur ajustée au lieu de prévision qui peut par exemple être utile dans le cas de données manquantes et donc permettre de compléter une série chronologique, ainsi ils peuvent aussi servir pour mesurer l'effet d'un phénomène accidentel (grève, phénomène climatique exceptionnel) ; la valeur ajustée donne une idée de la valeur qu'aurait dû prendre la variable, si ce phénomène n'avait pas eu lieu.

b) Décomposition de la série chronologique :

Les problèmes de décomposition les plus fréquents sont les suivants : estimer la tendance, enlever la tendance, estimer les variations saisonnières et enfin enlever les variations saisonnières. Dans une période de croissance, beaucoup de variables économiques ont des évolutions à moyen terme (ou tendance) analogues. Ces variables sont donc toutes fortement corrélées entre elles, sans que ceci exprime une quelconque liaison à caractère explicatif entre ces variables. Pour voir si de telles liaisons existent, il peut être utile d'enlever cette tendance.

c) Détection et modélisation des ruptures: (changement structurel) :

Suite à des changements politique économique ou à des modifications profondes des relations structurelle entre variables, les série peuvent dans certains cas présenter des ruptures soit de niveau, soit de pente. Il est évidemment important d'essayer de prévoir ces dates de rupture ou, si ceci se révèle impossible, de repérer leur existence le plus rapidement possible.

d) Étude du lien dynamique entre plusieurs variables :

On distingue deux points :

•Causalité :

C'est une approche qui consiste à analyser l'évolution jointe des divers variables d'intérêt est à examiner si parmi celle-ci certaine sont fixées. Une telle approche ne peut évidemment être développée que si un modèle joint de l'ensemble des variables peut être écrit.

•Décalages temporels:

Cela consiste à mettre en évidence un retard temporel entre deux séries chronologiques, cela en mesurant l'importance du retard par une pente positive ou négative du diagramme représentatif de chaque série

e) Séparation entre relations de court terme et relations de long terme :

Ce point peut être résumé par le « concept de coïntégration » : Les influences entre variables prennent plus ou moins de temps, sont plus ou moins persistantes. L'un des problèmes importants de la macro économétrie est de séparer ces relations persistantes (dites de long terme) de celles qui ne le sont pas. Ces dernières s'interprètent souvent en termes d'ajustement.

f) Étude des anticipations et contrôle :

L'analyse des séries temporelles permet aussi d'étudier comment les agents réagissent vis-à-vis du temps. Ainsi on dispose souvent de données jointes sur les valeurs prises par certaines variables économiques et sur les prévisions de ces valeurs faites avant. On peut se demander s'ils anticipent bien le niveau de la variable, son évolution ; on peut essayer de comprendre comment ils calculent implicitement leurs anticipations. [18]

I.3.4. Les composantes d'une série chronologique :

Dans un premier temps, l'examen graphique de la série étudiée permet de dégager, un certain nombre de composantes fondamentales de l'évolution de la grandeur étudiée. Il faut alors analyser ces composantes, en les dissociant les unes des autres, c'est-à-dire en considérant une série comme résultant de la combinaison de différentes composantes

I.3.4.1. La tendance ou « trend » :

Notée f_t , censée décrire le mouvement de long terme, de fond ou encore structurel du phénomène. Ce mouvement est traditionnellement représenté par des formes analytiques simples.

I.3.4.2. La composante cyclique :

Notée C_t , qui regroupe des variations à période moins précise autour de la tendance. Ces phases durent généralement plusieurs années, mais n'ont pas de durée fixe. Sans informations spécifiques, il est généralement très difficile de dissocier la tendance du cycle. Dans la plupart des travaux sur les séries temporelles la tendance regroupe aussi la composante cyclique.

1.3.4. 3. La composante saisonnière ou variations saisonnières

Notées S_t , sont des variations qui se reproduisent périodiquement à des moments bien déterminés et qui sont liées au rythme imposé par les variations météorologiques des saisons (production agricole, consommation de gaz, . . .), ou encore par des activités économiques et sociales (fêtes, vacances, solde, le ramadhan, etc.)

1.3.4. 4. La composante résiduelle

Notée ε_t . Elle rassemble tout ce que les autres composantes n'ont pu expliquer du phénomène observé. Elle contient donc de nombreuses fluctuations, en particulier accidentelles, dont le caractère est exceptionnel et imprévisible, (catastrophes naturelles, grèves, guerres...). Comme par hypothèse ce type d'événement est censé être corrigé, le résidu présente en général une allure aléatoire plus ou moins stable autour de sa moyenne. [7]

1.3.5. Schémas de décomposition d'une série chronologique

La technique de décomposition d'une série chronologique, repose sur un modèle qui l'autorise. Ce modèle porte le nom de schéma de décomposition. Il en existe essentiellement deux grands types :

1.3.5.1. Schéma additif

Dans un modèle additif, on suppose que les 3 composantes : tendance, variations saisonnières et variations accidentelles sont indépendantes les unes des autres. On considère que la série Y_t s'écrit comme la somme de ces 3 composantes :

$$Y_t = C_t + S_t + \varepsilon_t \dots \dots (I.1)$$

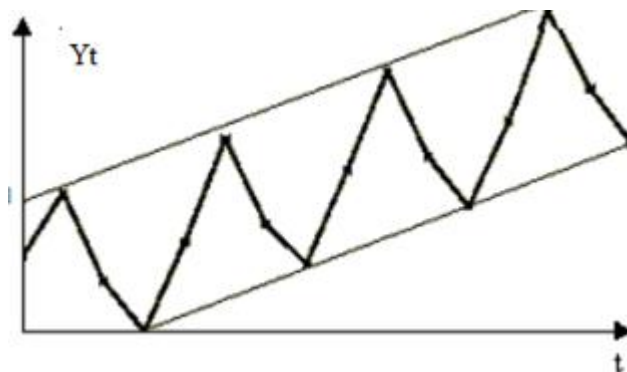


Figure I. 2: Une série chronologique qui suit un modèle additif.

Graphiquement, l'amplitude des variations est constante autour de la tendance .

I.3.5.2. Schéma multiplicatif

Graphiquement, l'amplitude des variations (saisonniers) varie. On suppose que les variations saisonnières et les variations accidentelles dépendent de la tendance et on considère que Y_t s'écrit de la manière suivante :

$$Y_t = C_t \times S_t \times \varepsilon_t \dots \dots \dots (I.2)$$

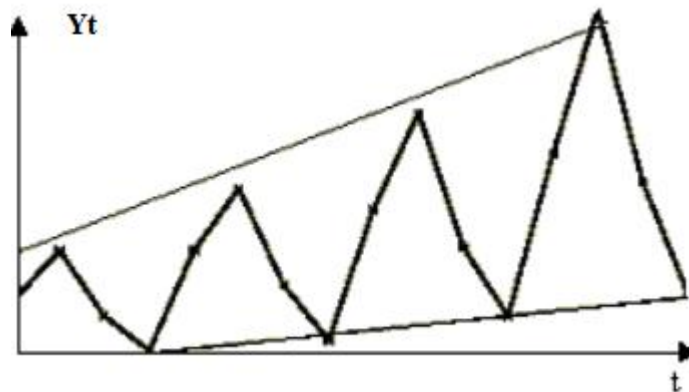


Figure I. 3 : Une série chronologique qui suit un modèle multiplicatif.

Ce modèle multiplicatif se ramène à un modèle additif en considérant la série $\ln (Y_t)$:

$$\ln Y_t = \ln C_t + \ln S_t + \ln \varepsilon_t ; \dots \dots \dots (I.3)$$

I.3.6. Caractéristiques d'une série temporelle

I.3.6.1. Moyenne et variance

Soit une série temporelle stationnaire $Y_t, t= 1 \dots T$.

Les expressions de la moyenne et de la variance sont :

-Moyenne : $E (Y_t) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Y_t \dots \dots \dots (I.4)$

-Variance : $V (Y_t) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [Y_t - E(Y_t)]^2 \dots \dots \dots (I.5)$

1.3.6.2. Fonction d'autocovariance

Soit Y_t un processus aléatoire de variance finie. On appelle fonction d'autocovariance γ_h de Y_t la fonction :

$$\gamma_h = \text{cov}(Y_t, Y_{t+h}) = E[(Y_t - E(Y_t))(Y_{t+h} - E(Y_{t+h}))] \dots \dots \dots (I.6)$$

La fonction d'autocovariance fournit des informations sur la variabilité de la série et sur les liaisons temporelles entre les composantes de la série Y_t .

La fonction d'autocovariance d'un processus X_t stationnaire vérifié les propriétés suivantes :

$$\gamma_0 = \text{cov}(Y_t, Y_t) = [Y_t - E(Y_t)]^2 = V(Y_t) = \sigma_x^2 \dots \dots \dots (I.7)$$

$$|\gamma_h| \leq \gamma_0 \dots \dots \dots (I.8)$$

$$\gamma_h = \gamma_{-h} : \text{Fonction paire} \dots \dots \dots (I.9)$$

1.3.6.3. La fonction d'autocorrélation

Soit Y_t un processus stationnaire. On appelle fonction d'autocorrélation la ρ_h fonction :

$$\rho_h = \frac{\gamma_h}{\gamma_0}, h \in Z \dots \dots \dots (I.10)$$

La fonction d'autocorrélation permet de mesurer les liaisons temporelles entre les différentes composantes de Y_t . En effet :

$$\rho_h = \frac{\text{cov}(X_t, X_{t+h})}{\sigma_{X_t} \sigma_{X_{t+h}}} = \frac{\gamma_h}{\sqrt{\gamma_0} \sqrt{\gamma_0}} = \frac{\gamma_h}{\gamma_0} \dots \dots \dots (I.11)$$

La fonction d'autocorrélation d'un processus Y_t stationnaire vérifie les propriétés suivantes :

$$\rho_0 = 1 \dots \dots \dots (I.12)$$

$$|\rho_h| \leq \rho_0 \dots \dots \dots (I.13)$$

$$\rho_h = \rho_{-h} : \text{Fonction paire} \dots \dots \dots (I.14)$$

I.3.6.4. L'autocorrélation partielle

L'autocorrélation partielle est définie comme la corrélation entre Y_t et Y_{t-h} corrigées de l'influence des autres variables Y_{t-h+i} (pour $i < h$). Plus précisément, le coefficient de corrélation partiel entre Y_t et Y_{t-h} peut être défini comme le coefficient de corrélation entre le résidu de la régression Y_t sur les autres variables Y_{t-h+i} (pour $i < h$), et celui de Y_{t-h} sur ces mêmes variables

I.3.7. Objectifs de l'étude des séries chronologiques

Les séries chronologiques sont le plus simple exemple d'une thématique plus large: l'estimation et la prédiction des processus stochastiques, c.à.d. des familles des variables aléatoires Y_t . (Leur particularité, par rapport aux autres types de données statistiques, tient à la présence d'une relation d'antériorité qui ordonne l'ensemble des observations.

On se propose d'estimer la valeur de la variable Y_t en un point t quelconque connaissant les valeurs Y_{t_i} aux points t_i , pour $i=1, \dots, N$. Le but principal est le choix d'un modèle raisonnable, qui permettra à partir des valeurs connues la prédiction des valeurs inobservables (comme les valeurs futures des séries chronologiques, ou moins accessibles physiquement, couteuses, etc.) avec une élimination du bruit d'observation éventuel.

•Description et modélisation:

Le but est ici de déterminer les différentes composantes d'une série chronologique Y_t , en particulier, obtenir la série corrigée des variations saisonnières (dessaisonnalisation). Pour les séries stationnaires, on peut aussi chercher à modéliser la série à l'aide d'un modèle ARMA, par exemple dans le but de faire de la prédiction ou de la simulation.

•Prédiction:

Sur la base des observations Y_1, \dots, Y_t le but est de faire une prédiction, à la date T , de la réalisation $T+h$, notée $\hat{Y}(T+h)$, de manière à ce que la somme des carrés des erreurs de prédiction soit minimale. Dans le cas des modèles ARMA, de nombreuses relations existent à fin de faire de la prédiction avec un intervalle de confiance.

•Filtrage:

C'est un lissage qui consiste à transformer une série chronologique de façon à détecter (pour éliminer ou au contraire conserver) certaines caractéristiques (composante saisonnière, observations aberrantes,...etc.). Cette méthode permet aussi de détecter les ruptures au sein d'une série chronologique.

I.3.8.Types de modèles ajustés aux séries chronologiques

Il existe deux catégories de modèles pour rendre compte d'une série temporelle. Les premiers considèrent que les données sont une fonction du temps ($y = f(t)$). Cette catégorie de modèle peut être ajustée par la méthode des moindres carrés, ou d'autres méthodes itératives. L'analyse des modèles par transformée de Fourier est une version sophistiquée de ce type de modèle. Une seconde catégorie de modèles cherche à déterminer chaque valeur de la série en fonction des valeurs qui la précèdent ($Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots)$). C'est le cas des modèles ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average). Cette catégorie de modèles a été popularisée et formalisée par Box & Jenkins (1970).

A noter que le choix de l'un ou l'autre type de modèle est surtout théorique: est-il raisonnable de penser que dans un phénomène donné, les points sont fondamentalement fonction des points précédents et de leurs erreurs, plutôt qu'un signal, périodique ou non, entaché de bruit. On peut noter cependant que souvent, on a recours à l'analyse de variance pour traiter les séries temporelles. Or une des assumptions majeures de l'ANOVA est que les résidus des différentes mesures ne sont pas auto-corrélés. Ce n'est évidemment pas le cas si la performance à l'essai t est liée à la performance réalisée à l'essai t-1

•Modèles déterministes:

C'est des modèles où la théorie des probabilités n'intervient pas. La série chronologique peut être considérée comme

–une fonction déterministe du temps: $Y_t = f(t)$ (I.15)

–ou une fonction de récurrence: $Y_t = f(t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots)$(I.16)

Pourvue que la fonction $f(\cdot)$ et si nécessaire, les valeurs passées de Y_t soient connues, il faut noter qu'un modèle déterministe permet une prédiction parfaite.

•Modèles stochastiques:

C'est des modèles où les éléments Y_t de la série chronologique sont considérés comme des variables aléatoires. Lorsqu'on considère une série $(Y_t, t \in T)$ de variables aléatoires, on parle de processus stochastique (ou fonction aléatoire). La théorie des processus stochastiques est la base théorique de l'étude des modèles stochastiques. Il faut noter que c'est cette classe de modèles qui va être préconisée pour la modélisation des séries chronologiques abordées dans le contexte du présent travail.

I.3.9. Description de la tendance

La description initiale de la tendance repose sur l'interprétation de la représentation graphique de la série. On appelle tendance (ou variation à long terme ou trend) de la série Y_t la série C_t résultant de la totalité des effets permanents auxquels est soumise la série Y_t .

Pour faire apparaître plus clairement la tendance, il faut atténuer la composante accidentelle. Nous utilisons pour cela les moyennes mobiles définies de la façon suivante :

•On appelle moyenne mobile centrée de longueur impaire $l_i = 2k + 1$ à l'instant t la valeur moyenne mm_t des observations $Y_{t-k}, Y_{t-k+1}, \dots, Y_t, \dots, Y_{t+1}, Y_{t+k}$

$$mm_t = (Y_{t-k} + Y_{t-k+1} + \dots + Y_t + \dots + Y_{t+1} + Y_{t+k}) / l_i \dots \dots \dots (I.17)$$

•On appelle moyenne mobile centrée de longueur paire $l_p = 2k$ à l'instant t la valeur moyenne mm_t des observations $Y_{t-k}, Y_{t-k+1}, \dots, Y_t, \dots, Y_{t+1}, Y_{t+k}$; la première et la dernière étant pondérées par 0.5 :

$$mm_t = (0,5 Y_{t-k} + Y_{t-k+1} + \dots + Y_t + \dots + Y_{t+1} + 0,5 Y_{t+k}) / l_p \dots \dots \dots (I.18)$$

Dans la première formule, le nombre de termes de la somme est égal à $2k + 1$: il s'agit bien d'une moyenne. Dans la seconde, la somme des coefficients est égale à $2k$, puisque le premier et le dernier terme sont égaux à 0.5 : il s'agit d'une moyenne pondérée. Dans les deux cas, le nombre d'observations prise en compte avant l'instant t est égal au nombre d'observations prises en compte après l'instant t : c'est pour cela que les moyennes sont dites centrées

I.3.10. Définition des coefficients saisonniers

On sait que l'influence des variations saisonnières doit être neutre sur l'année et que ces variations (S_t) se répètent théoriquement à l'identique de période en période. Dans toute série chronologique observée sur un cas réel, les variations saisonnières ne sont jamais identiques.

Donc, pour satisfaire aux exigences du modèle théorique, et pour pouvoir étudier la série réelle, il faut estimer, à la place des (S_t) observées, des variations périodiques identiques chaque année (mois par mois, ou trimestre par trimestre) qu'on appelle coefficients saisonniers. On les note S_j / $j=1$ à 12 pour des données mensuelles. $j=1$ à 4 pour des données trimestrielles.

1.3.10.1.Méthode de calcul des coefficients saisonniers :

La série S_t est observée sur n années par période «p». $p= 12$ mois ($j=1, 2, \dots, 12$) ou 4 trimestres ($j= 1, 2, 3$ ou 4). Les variations saisonnières S_t sont égales, par hypothèse du modèle additif à :

$$S_t = y_t - f_t \dots\dots(I.19)$$

Nous obtenons donc $n \times j$ valeurs de S_t , que nous pouvons écrire S_{ij} . On retiendra 12valeurs de S_j (mois) ou 4 valeurs de S_j (trimestres) comme coefficients saisonniers, en calculant, mois par mois, ou trimestre par trimestre, la moyenne arithmétique des S_t , sur l'ensemble des n années, on obtient :

$$S_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_{ij} \dots\dots(I.20)$$

La somme sur l'année de ces coefficients saisonniers S_j devrait en toute logique être égale à 0. En fait, bien souvent, les approximations des calculs conduisent à un résultat légèrement différent. Dès lors, dans le cas où la somme des S_j est différente de 0, on calcule un coefficient correcteur « p » qui est la moyenne des S_j sur l'année.

$$p = \frac{1}{12} \sum_{j=1}^{12} S_j \dots\dots(I.21)$$

Et l'on retient en définitive, comme coefficient saisonnier corrigé la valeur:

$$S^*_j = S_j - p \dots\dots(I.22)$$

Le principe théorique selon lequel la moyenne (ou la somme) des coefficients saisonniers est égale à zéro est respectée par les S^*_j (coefficients saisonniers corrigés). Pour le modèle multiplicatif la moyenne des coefficients saisonniers doit être égale à 1

I. 3.11. série désaisonnalisée ou série CVS

Nous appelons série désaisonnalisée ou série corrigée des variations saisonnières notée série CVS, la série chronologique y_t à laquelle on a enlevé les variations saisonnières.

Dans le cas du modèle additif:

La série désaisonnalisée est : $y_t^* = y_t - S_t, \dots, (I.23)$

Dans le cas du modèle multiplicatif :

La série désaisonnalisée est : $y_t^* = \frac{y_t}{s_t}, \dots, (I.24)$

La particularité de la série CVS est que les données de y_t^* sont directement comparables : on a enlevé l'effet des saisons et donc le caractère propre de chaque mois on peut par exemple comparer les données d'un mois de janvier et celle d'un mois de juillet. A partir de la série CVS, on peut réévaluer la tendance par ajustement ou lissage (moindres carrés ou moyennes mobiles sur y_t^*, \dots), afin d'avoir une meilleure estimation de la tendance.

I.3.12. Opérateurs sur les séries chronologiques

Opérateur retard et avance Pour formaliser le déplacement dans le temps de la série chronologique, on définit une application, qui, à partir d'une observation prise à une date donnée, nous permet d'exprimer les observations passées ou les valeurs futures.

Ainsi on introduit l'opérateur retard noté B (comme Backward) comme l'application

$$Y_t \rightarrow BY_t = Y_{t-1}, \dots, (I.25)$$

On peut alors établir une formule de récurrence selon

$$BY_t = Y_{t-1}, B^2Y_t = Y_{t-2}, \dots, B^nY_t = Y_{t-n}, \dots, (I.26)$$

De façon analogue on définit l'opérateur avance noté F (comme Forward) tel que:

Propriétés de l'opérateur retard

$$B^0Y_t = Y_t, \dots, (I.27)$$

Si :

$$Y_t = c \forall t \in T (c \in \mathfrak{R}) \text{ alors } B^j Y_t = B^j c = c \forall j \in T \dots\dots\dots(I.28)$$

$$B^i B^j Y_t = B^{i+j} Y_t = Y_{t-(i+j)} \quad \forall (i, j) \in T^2 \dots\dots\dots(I.29)$$

$$(B^i + B^j) Y_t = B^i Y_t + B^j Y_t = Y_{t-i} + Y_{t-j} \quad \forall (i, j) \in T^2 \dots\dots\dots(I.30)$$

Autre opérateurs

✚ Opérateur de différence première (ordinaire) $\nabla = (1 - B) \dots\dots\dots(I.31)$

✚ Opérateur de différence saisonnière $\nabla^s = (1 - B^s) \dots\dots\dots(I.32)$

I.3.13. Prévision d’une série chronologique

I.3.13.1. Processus stochastique

D’un point de vue sémantique, un processus est un ensemble de phénomènes , conçus comme une chaîne causale progressive à travers le temps, du point de vue mathématique, c’est la solution d’une équation composée de variables indicées par le temps ; si l’évolution temporelle d’une ou plusieurs variables n’est pas totalement déterministe (présence d’une ou plusieurs variables aléatoires) nous parlons alors de processus stochastique.

I.3.13.2. Processus stationnaire

Une classe très spéciale des processus stochastiques dite processus stationnaire démarre de l’hypothèse que le processus repose sur un équilibre statistique. ceci implique que la série ne comporte ni de tendance ni de saisonnalité. Le plus simple processus stationnaire en analyse des séries temporelles est appelé : processus bruit blanc

•Processus bruit blanc

Un processus de bruit blanc est une suite de variables aléatoires (ε_t) de même distribution (mêmes moyenne et variance) et mutuellement indépendantes. C’est un terme qui a été emprunté aux physiciens dans le domaine de la lumière. Il fait allusion au spectre de la lumière blanche.

Dans le cas de l’analyse des séries chronologiques un bruit blanc $\{ \varepsilon_t, t \in T \}$ est tel que :

$$E(\varepsilon_t) = 0 \quad , \quad \forall t \in T \dots\dots\dots(I.33)$$

$$\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma^2 \quad \forall t \in T \dots\dots (I.34)$$

$$\text{Cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+h}) = \begin{cases} \sigma^2 \text{ si } h = 0 \\ 0 \text{ sinon} \end{cases} \dots\dots (I.35)$$

•Processus Auto Régressif d'ordre p, AR(p)

Dans le processus autorégressif d'ordre p, l'observation présente Y_t est générée par une moyenne pondérée des observations passées jusqu'à la p- ième période sous la forme suivante :

$$Y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \dots\dots (I.36)$$

L'équation (I.36) peut aussi s'écrire :

$$\text{Avec : } \phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \dots\dots (I.37)$$

Sont des paramètres réels à estimer et $\varepsilon_t, t \in Z$ est un bruit blanc. Le degré p est appelé le degré d'autocorrélation, il indique la profondeur de la mémoire

•Processus Moyen mobile d'ordre q, MA(q)

Dans le processus moyenne mobile d'ordre q, chaque observation Y_t est générée par une moyenne pondérée d'aléas jusqu'à la q- ième période.

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \dots\dots (I.38)$$

L'équation (I.38) peut aussi s'écrire :

$$\text{Avec : } \theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \dots\dots (I.39)$$

Où $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ sont des paramètres réels à estimer, et $\varepsilon_t, t \in Z$ est un bruit blanc. Le degré q est nommé le degré de la moyenne mobile.

•Processus ARMA (p, q)

Les processus ARMA sont donc représentatifs d'un processus généré par une combinaison des valeurs passées et des erreurs passées.

Un processus stationnaire Y_t suit un ARMA (p, q) s'il vérifie l'équation stochastique suivante :

$$\phi(B)Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \dots\dots\dots(I.40)$$

Avec :

- $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \dots\dots\dots(I.41)$ le polynôme autorégressif d'ordre p.

- $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \dots\dots\dots(I.42)$ Le polynôme moyen mobile d'ordre q .

$\varepsilon_t, t \in Z$ Processus bruit blanc $(0, \sigma^2_\varepsilon)$.

Nous avons : ARMA (p, 0)=AR (p) et ARMA (0, q)=MA (q).(I.43)

Les processus mixtes intégrés ARIMA (p,d,q)

Les séries chronologiques en hydrologie ne sont pas toujours stationnaires. La condition de stationnarité des processus présentés jusque là n'est évidemment pas toujours convenable. On peut intégrer certains types de non-stationnarités en élargissant le processus ARMA. Ces élargissements consistent en une série d'opérations préalables visant à éliminer les facteurs de non-stationnarités. Le principe de ces modèles est de se ramener à un modèle ARMA (p, q) en opérant des différenciations sur la série.

On appelle processus ARIMA (p, d, q) un processus pour le quel le processus différencié d'ordre d, $Y_t = (1-B)^d Y_t$, $t \in Z$ (I.44)

vérif. une relation de récurrence ARMA (p ,q) :

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} - \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad \forall t \in Z \dots\dots\dots(I.45)$$

Où : ϕ_i les et θ_i sont des réels et ε_t est un bruit blanc

Le processus ARIMA appliqué à est équivalent au processus ARMA appliqué sur le processus différencié Y_t :

$$Y_t = \text{ARMA}(p,q) \Leftrightarrow X_t = \text{ARIMA}(p,d,q) \dots\dots\dots(I.46)$$

Le «I» d'ARIMA signifie «integrated» comme réciproque de la différenciation.

Evidemment, le degré d n'est généralement pas connu. Pour le déterminer on peut agir par tâtonnements ou avoir recours à des tests de stationnarité: puisqu'un processus ARMA (p, q) est

stationnaire, on cherche d tel qu'on puisse accepter l'hypothèse de stationnarité pour le processus

$$X_t = \nabla^d Y_t \dots\dots\dots(I.47)$$

Dans la pratique $d=1$, et très rarement $d=2$.

I. 3.13.2. Conditions de stationnarité et d'inversibilité pour AR(p) et MA(q)

1. Un processus AR est toujours inversible. Il est stationnaire lorsque les racines de(L) en module strictement supérieure à 1
2. Un processus MA est toujours stationnaire. Il est inversible si les racines de(L) sont en module strictement supérieure à 1.

Nous pouvons maintenant combiner les deux modèles, moyenne mobile et autorégressif.

I.5.14. Les processus aléatoires non stationnaires

Les processus stochastiques non stationnaires sont caractérisés par des propriétés stochastiques qui évoluent en fonction du temps .On distingue deux types de processus stochastiques non stationnaires : une non stationnarité de nature déterministe(TS)et une non stationnarité de nature stochastique(DS)

•Description des processus TS

Un processus $(y_t, t \in Z)$ présente une non stationnarité de type déterministe TS (Trend Stationnary), s'il peut se décomposer en une somme de deux fonctions :

$$Y_t = \varepsilon_t + ft \dots\dots\dots(I.48)$$

Tel que : ε_t : est un processus stationnaire de type ARMA.

ft : est une fonction polynomiale du temps. Polynomiale de degré 1, il s'écrit :

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.49)$$

Ou : $\alpha_0, \alpha_1 \in R$

ε_t Bruit blanc

Les caractéristiques de ce processus sont :

$$E(y_t) = \alpha_0 + \alpha_1 t + \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.50)$$

$$V(y_t) = \delta^2 \dots\dots\dots(I.51)$$

$$\text{Cov}(y_t, y_{t-h}) = 0 \forall h \neq 0 \dots\dots\dots(I.52)$$

La non stationnarité de ce processus est dû au fait que son espérance dépend du temps.

La méthode pour stationnariser un processus TS est d'estimer les coefficients α_0, α_1 par MCO (Moindre Carrés Ordinaires) et de retrancher de la valeur de Y_t En t la valeur estimée de sa moyenne $\hat{a}_0 + \hat{a}_1 t$

- Description d'un processus DS**

DS sans dérive ;[11]

Soit le processus DS sans dérive (AR(1)) ;

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.53)$$

$$(1-B) y_t = \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.54)$$

La racine du polynôme caractéristique (1 - B) est égale à 1. On dit que le processus Y_t a une racine unité, il est donc non stationnaire .Ce processus DS sans dérive peut se réécrire sous la forme :

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.55)$$

$$y_t = y_{t-h} + \varepsilon_t + \dots + \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.56)$$

$$y_t = y_0 + \sum_{j=1}^t \varepsilon_j \dots\dots\dots(I.57)$$

Un processus DS sans dérive est un processus stationnaire en moyenne et non stationnaire en variance.

DS avec dérive : [11]

Considérons un processus DS avec dérive :

$$y_t = \mu + y_{t-1} + \varepsilon_t = t\mu + y_0 + \sum_{j=1}^t \varepsilon_j \dots\dots\dots(I.58)$$

Un processus DS avec dérive est un processus non stationnaire en moyenne et en variance. Ces moments évoluent en fonction du temps t. Un processus DS est un processus que l'on peut stationnariser par l'application du filtre aux différences :

$$x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.60)$$

$$(x_t - x_{t-1}) = \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.61)$$

$$\nabla x_t = \varepsilon_t \dots\dots\dots(I.62)$$

I.4.Conclusion :

L'étude des séries chronologiques, correspond à l'analyse d'observations régulièrement espacées dans le temps. Cette analyse est un outil statistique qu'utilise l'administrateur afin d'étudier les situations aléatoires qui évoluent dans le temps ,ce qui aide les entreprises à représenter et a faire face afin d'obtenir un modèle et l'utiliser selon les objectifs recherchés ; comme la prévision ou le contrôle.

CHAPITRE II : PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE

Un barrage est un ouvrage d'Art placé en travers d'un cours d'eau, destiné à retenir et stocker de l'eau ou à la dériver.

Les barrages sont construits à d'autres fins : protection contre les crues, lutte contre l'incendie, navigation, création de polders, protection des estuaires contre les remontées d'eau salée depuis la mer, alimentation en eau potable, usages industriels, tourisme et loisirs .[10]

II.2.Situation :

Le barrage Cheffia sur l'Oued Bounamoussa est situé à 40 Km au Sud-Est à l'amont de la ville d'ANNABA. , creusé dans des roches tendres, il présente deux parties avec au centre une ligne de hauteur qui joue le rôle de ligne de partage des eaux. La partie méridionale, occupée par le Lac du Barrage de la Cheffia (570 ha), est drainée par l'Oued Bounamoussa. La partie septentrionale, drainée par Oued Cheffia, présente une topographie de glacis. L'ensemble est dominé, sur toutes ses bordures, par des escarpements gréseux. Le bassin est drainé par Oued Cheffia qui rejoint Oued Boulathane par des gorges vers le Nord. [17]

II.3.Les Monts de la Cheffia :

Parallèlement à la chaîne des Monts de la Medjerda, les Monts de la Cheffia constituent une deuxième barrière topographique, mais plus modérée, d'orientation SW-NE où l'altitude varie entre 996m à Bled Djemaat El Guerfi (Forêt de l'Oued Soudan), en allant vers le NE et 808 m à Djebel Souani, 659m à Djebel Oum Ali et 463m à Ras El Ourda. Elle est de l'ordre de 396m à Kef Rhorf Dbeïa et ne dépasse pas les 179 m à Kef El M'kouz. [14]



Figure II .1: Barrage de Cheffia.

II.4.Historique :

Le barrage de la cheffia ou ancien barrage de la Bou-Namoussa sur la rivière du même nom a été laissé inachevé en héritage, à l'indépendance. Terminé aujourd'hui il est appelé barrage de la cheffia du nom des gorges où il fut réalisé de ce barrage le seul document exploitable est la biographie de Charles Munck décédé en février 1960 à l'âge de 82 ans à Bône dont l'œuvre considérable trouva son couronnement avec la réalisation de ce barrage l'ouvrage situé à 340 mètres d'altitude qui fut commencé le 4 octobre 1960 comportait une digue de 640 mètres de longueur et d'une hauteur de 51 mètres la capacité de la retenue d'eau s'élevait à 158 millions de mètres cube dont 70 millions étaient prévus pour l'agriculture. [14]

II.4.1 Historique des travaux :

La première reconnaissance géologique a été entreprise en 1927 par J. SAVORIN. Ce n'est qu'en 1946 que la campagne d'étude hydrologique a été lancée, avec l'installation d'une station de jaugeage un peu en aval du site du barrage actuel.

En 1947, on a commencé à parler de construction du barrage de la Cheffia dans le cadre du plan décennal de développement de l'Algérie (1947-1957). Quatre années plus tard, c'est-à-dire en 1951, l'étude géologique a enfin été lancée. L'ouvrage a été réalisé entre Octobre 1960 et Octobre 1964 par les entreprises suivantes :

- ✓ La Société des Travaux Souterrains (Entreprise Pilote) ;

- ✓ La Compagnie Industrielle de Travaux (C.I.T.R.A.) ;
- ✓ La Société Générale d'Entreprises (S.G.E.A.) ;
- ✓ Les Entreprises Brun, Botella et Sotudéf ;
- ✓ Le Bureau d'Etudes : SOFRETEN.

La mise en eau a commencé au mois de Février 1965 et s'est poursuivie jusqu'en 1969. Les allocations en eau pour l'AEP ont débuté en 1970. L'allocation en eau pour l'industrie a débuté en Juin 1979. L'allocation pour l'irrigation a quant à elle débuté sérieusement à partir de juin 1977.[2]

II.5.Destination ;

Le barrage a ainsi été entrepris dans un quadruple but :

- Irriguer les bonnes terres de la partie orientale de la plaine d'Annaba autour d'Asfour, Zerizer, et Ben Mhidi (actuellement, le périmètre irrigué est celui de la plaine de la Bounamousa : 16000 ha) par une conduite de diamètre Ø1500 mm.
- Fournir l'eau nécessaire à l'industrie et en premier lieu à la sidérurgie d'El Hadjar.
- Alimenter en eau la ville d'Annaba, ce qui permettra de déclasser les installations anciennes peu sûres fournissant une eau médiocre tout en satisfaisant les besoins à long terme par une conduite de diamètre Ø930 mm de Zerizer jusqu'à Bou-Hadjar. (22.5Km);
- Limiter en partie les inondations du marais de N'Krada à l'aval du barrage. [10]

II. 6.Les ouvrages :

II.6.1.Digue :

L'ouvrage est constitué d'une digue en terre compactée avec masque amont d'étanchéité en argile. De l'amont vers l'aval, la digue est constituée de : rip-rap en enrochement, filtre sous rip-rap, recharge amont en alluvions. Volume total des remblais : 1.3 million de m³.



Figure II. 2 : la digue de cheffia.

II.7. Les ouvrages annexes :

II.7. 1. Evacuateur de crue :

En puits avec seuil déversant et galerie de fuite, il comprend une vanne de type cylindrique d'un diamètre de **16.50 m** et une hauteur de **7.90 m**, le débit d'évacuation **1800m³/s**. Niveau du seuil déversant **159.50 m**, position de la vanne en position de fermeture complète Niveau **165.732 m**, siège de la vanne sur la corolle circulaire **157.832 m** Course totale de la vanne **5.40 m**.



Figure II.3: *Evacuateur de crues.*

II.7.2. Vidange de fond :

Deux pertuis incorporés dans le socle de la tour de l'évacuateur et débouchant dans la galerie de fuite. Cette dernière est commune, elle sert pour l'évacuation et pour la vidange de fond. Section rectangulaire ($l = 10.69 \text{ m}$; $h = 11.84 \text{ m}$). Longueur **156.50 m**. Débit d'évacuation **200 m³/s**



Figure II .4 : *Vidange de fond.*

II.7.3.Ouvrage de prise :

Les prises d'eau sont incorporées dans la tour de l'évacuateur de crue, dont **4** prises étagées dans la pile aval, **01** prise dans la pile amont rive gauche, **01** dans la pile amont rive droite. L'eau est véhiculée dans **02** conduites de **1.00 m** de diamètre pour l'une et **1.50 m** pour l'autre. Les niveaux des prises de la pile aval sont : 138.50, 146.00, 153.50 et 161.00 m (prises pour alimentation de la conduite N° 01).

Celles de la pile amont, sont à la côte **133.26 m** (constituant la côte du seuil des prises d'eaux d'irrigation).

Tableau II .1 : Caractéristiques des ouvrages de prise du barrage de la cheffia.

Cotes		Volumes correspondants
Première prise :	138.50 m	1.749 hm ³
Deuxième prise :	146.00m	22.369 hm ³
Troisième prise :	153.50 m	63.41 hm ³
Vanne clapet :	161.00 m	121.063 hm ³
prise d'irrigation	133.26	0.001 hm ³
Vidange de fond :	127.00 m	/
Volume mort :	144.90 m	/

II.8 .Caractéristiques du bassin versant :**II. 8 .1.Aperçu sur le Bassin de Mefragh :**

Le bassin de la Mefragh forme le versant Nord du dernier tronçon de la chaîne septentrionale de l'Atlas Tellien constituée par les monts de Medjerdah en Algérie, et les monts Krounirio en Tunisie.

Il couvre une superficie de 2600 Km² environ, longeant la côte de 70 Km. La Mefragh est constituée par la réunion de deux grands Oueds : L'Oued Bounamoussa à l'Ouest, et l'Oued Kebir à l'Est. Elle se jette dans la méditerranée par un étroit couloir à travers le massif dunaire du littoral : ainsi, en période de crues, la majeure partie des apports inonde la plaine, formant un vaste marécage au pied de la chaîne numéridique de Bone à la Calle .

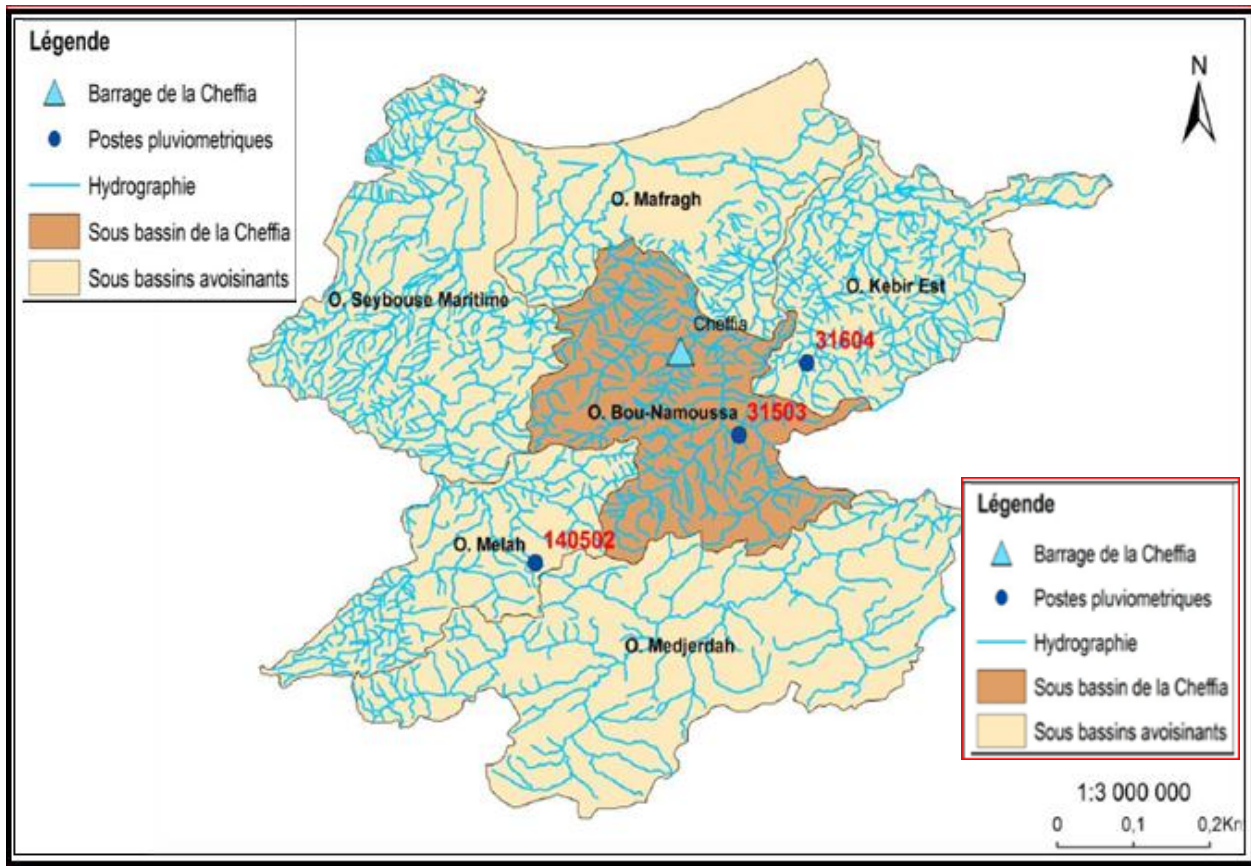


Figure II .5 : présentation du bassin versant.

L'Altitude moyenne est de 340 m, dans l'ensemble, l'altitude ne dépasse pas les 1000 m, sauf en quelques points de la chaîne des monts de la Medjerdah (Djbel M'cid 1406 m).

Entre les chaînons orientaux qui se terminent sur la côte et ceux de l'Ouest qui bordent la vallée de la Seybouse, s'étend la vaste dépression d'Annaba, entre Annaba et la Calle. Cette dépression est parsemée de marécages : marais M'Krada, Lac des oiseaux, Lac Oubeira. Le barrage de la Cheffia est implanté à l'exutoire de l'Oued de Bou-Namoussa qui draine un bassin versant d'environ 2600 Km².

II. 8. 2 Géologie du Bassin Versant :

Les dépressions (cuvette de la Cheffia, cuvette de Lamy...) ont un substratum constitué de schistes argileux et marneux, du Sénonien et de l'Eocène inférieur. Les massifs montagneux quant à eux sont essentiellement constitués d'alternances d'argiles et de grès. Les alluvions occupent d'assez grandes surfaces dans les cuvettes.

II. 8. 3 Couverture végétale :

C'est l'une des rares régions d'Afrique du Nord où se reproduisent biches et cerfs. Les

Vallées sont les terrains de culture. La couverture végétale du bassin versant de la Cheffia (575 Km²) a une couverture végétale dense et constituée par la forêt arbustière en majorité.

II. 8. 4 Neige :

La neige fait son apparition presque chaque année sur le mont de Medjerdah mais il est rare que la durée excède une semaine. La neige n'a donc aucune conséquence sur le régime des Oueds du bassin. [2]

II.9. Caractéristiques climatologiques et hydrométriques du barrage de Cheffia :

Le bassin versant du barrage de Cheffia contient deux stations pluviométriques qui sont la station de Bouhadjar et une station au niveau du site de barrage Stations pluviométriques au niveau du bassin versant.

Tableau II. 2 : les stations barrage cheffia. [17]

Nome de la station	Code	X	Y	Z(m)
Bouhadjer	031503	984.2	369.75	300
Barrage	031501	977.15	381.3	170

II.10. Régime des apports de la Bou-Namoussa au barrage de la Cheffia :

II.10.1. Description de l'Oued :

La Bounamoussa est la réunion de deux Oueds principaux :

- ❖ L'Oued Kebir qui prend sa source au sommet du Koudiat Ben Ahmed (1229 m d'Altitude) ;
- ❖ L'Oued Bouhadjar qui rejoint le Kebir à la hauteur du village Lamy. Le Bouhadjar, issu de Fedj-El-Ahmed à 1140 m d'altitude, draine un bassin versant de 250 Km².

Au confluent avec le Bouhadjar, le Kebir draine un bassin versant de 420 Km² constitué de zones montagneuses de la Medjerdah. En aval de la plaine de la Cheffia, l'Oued Kebir devient : l'Oued Bounamoussa. En aval du site du barrage, jusqu'à la plaine de Asfour, la pente de l'Oued est relativement élevée, 8% en moyenne. Les principaux affluents sont :

- L'Oued Soudan B.V : 25 Km²;

- L'Oued Gerriah B.V : 120 Km²;
- L'Oued Chabel-El-Arag B.V: 50 Km².

II.10.2.Régimes de l'Oued :

Le régime saisonnier des écoulements de la Bou-Namoussa au barrage de la Cheffia comprend deux périodes :

- Une période d'étiage allant de Juin à Septembre ;
- Une période de crues et de débits abondant allant d'Octobre à Mai-Juin.

D'après la figure ci-dessous, le tarissement commence à la fin de la saison des grandes pluies, à savoir entre la fin Mai et début Juin : l'Oued est à sec en général pendant les mois d'Août-Septembre. Les écoulements des cinq mois de Juin à Octobre sont peu importants en volumes. En Octobre, l'Oued commence à nouveau à débiter et les débits augmentent régulièrement jusqu'au mois de Décembre, époque à laquelle le sol de couverture est saturé.

Les apports de Janvier, Février et Mars sont les plus importants et représentent environ 2/3 des apports annuels. [10]

II.10.3.Les précipitations :

Les précipitations moyennes mensuelles sur le site du barrage pour une période allant de 1970/71 à 2012/13, sont récapitulées dans le tableau

Tableau II. 3 : Précipitations moyennes mensuelles.

Mois	Sept	oct	Nov	Déc	Janv	févr	Mars	avr	mai	juin	juil	août
Précipitation moyenne (mm)	44,03	68,32	98,6	114,15	119,96	103,77	89,46	88,69	51,35	18,38	3,44	9,93

II.10.4.La température :

Le barrage de Cheffia est influencé par un climat Méditerranéen, avec des valeurs minimales pendant les mois de Décembre et Janvier, correspond jusqu'à 17 C°. Tandis que les valeurs maximales coïncident avec les mois de Juillet et Août, correspond jusqu'à 35 C°.

Tableau II. 4 : Températures moyennes mensuelles.

Mois	Sept	oct	Nov	Déc	Janv	févr	mars	avr	mai	juin	Juil	août
Température moyen (C°)	32,36	27,72	22,26	18,04	17,03	18,65	21,01	23,16	26,35	31,77	34,75	35,34

II.10.5.Les apports :

Les apports mensuels sont reconstitués à partir de l'équation du bilan hydrique pour une période de 1996/97 à 2015/16. Les apports moyens mensuels sont récapitulés dans le tableau II.5.

Tableau II. 5 : Apports moyennes mensuels

Mois	Sept	oct	Nov	Déc	janv	févr	mars	avr	mai	juin	Juil	août
Apports moyens (Hm ³)	1	1	9	21	34	39	26	19	5	1	0,12	0,21

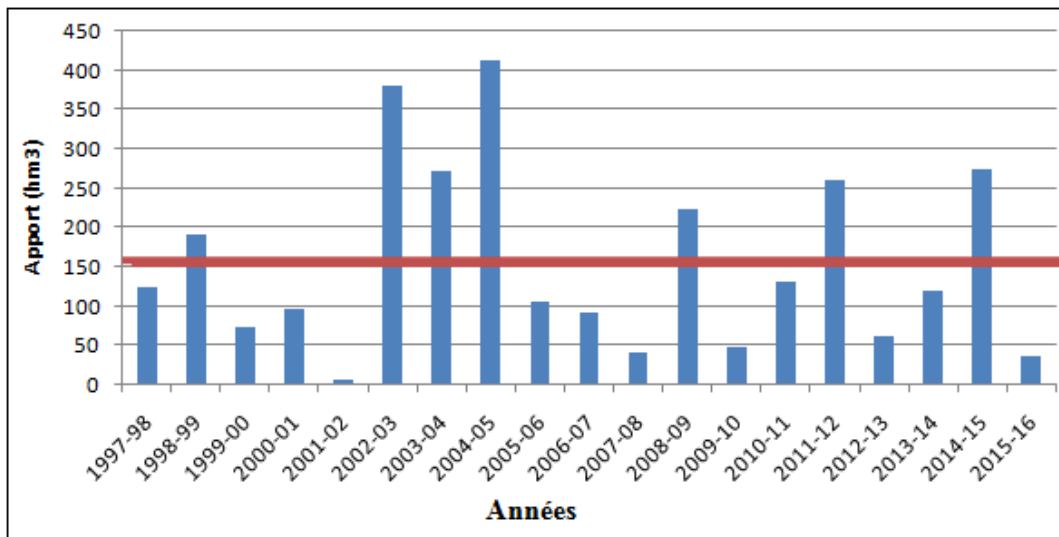


Figure II .6: Apports moyennes annuels.

L'analyse des apports annuels du barrage de Cheffia a montré une grande variation des apports annuels, ainsi, où les apports peuvent passer d'une valeur très faible à une valeur relativement élevée d'une année à l'autre, comme nous l'avons constaté entre les années 2001/02 et 2002/03.

Nous constatons ainsi, une hausse énorme des apports entre les années 2002/03 et 2004/05, avec une valeur qui dépassent largement l'apport moyen annuel, soit 155 Mm³.

Ainsi, en prenant en compte la moyenne des apports annuels, nous remarquons que le nombre d'années sèches s'élève à 12, alors que le nombre d'années humides est de 7.

II.10.6.Evaporation :

L'évaporation à partir de la surface du barrage de Cheffia est très intense. La lame évaporée est mesurée à partir d'un bac Colorado avec un coefficient de (0.78). Le volume maximal évaporé est enregistré au mois de juillet avec 1.03hm³. Alors qu'au mois de Janvier le volume évaporé atteint le minimum avec 0.18 hm³.

Tableau II.6 : Volumes évaporés moyennes mensuelles.

Mois	Sept	Oct	nov	Déc	janv	Févr	Mars	Avr	Mai	juin	juil	août
Volume évaporé (Hm³)	0,66	0,43	0,26	0,20	0,18	0,21	0,33	0,44	0,60	0,84	1,03	0,93

Le volume net moyen annuel perdu par évaporation est estimé à 6,12 hm³, qui représentant 4% de l'apport moyen annuel.

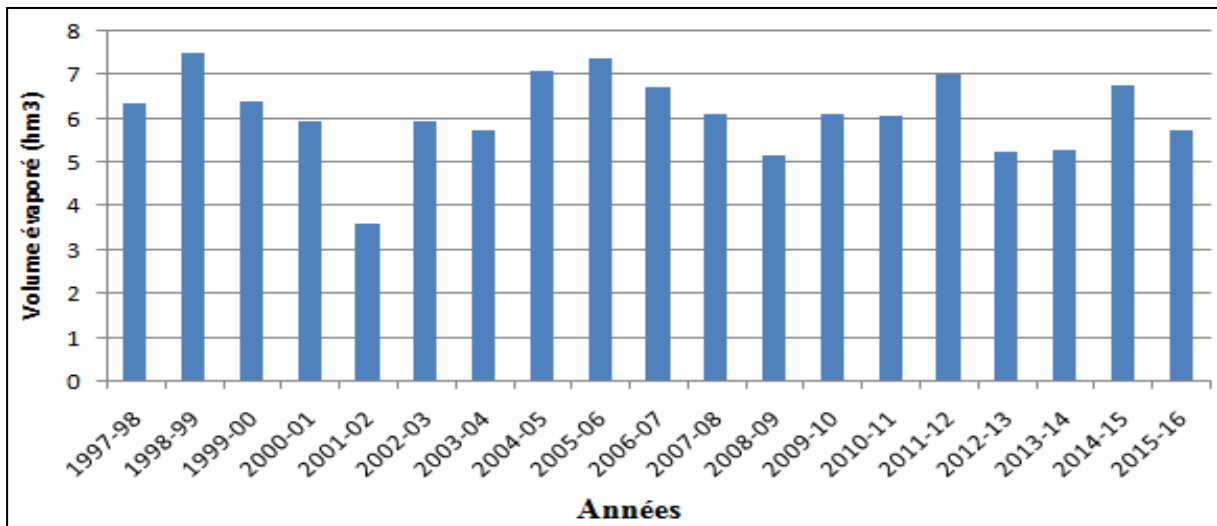


Figure II. 7 : Volumes moyens annuels évaporés. . [17]

II.10.7. Fréquence des crues :

Les fréquences des crues instantanées pour la Bounamoussa au barrage de la Cheffia sont représentées dans le tableau ci-dessous :

Tableau II.7:Fréquence des crues

Période de retour	Débit de pointe	Apport de 24 heures
Crue décennale	800 m ³ /s	31 Hm ³
Crue centennale	1500 m ³ /s	56 Hm ³
Crue millénale	3000 m ³ /s	/

La crue de 2.000 m³/s est la valeur adoptée pour le calcul des ouvrages d'évacuation ; pour une crue supérieure à 2.000 m³/s, les débits excédentaires seront évacués par le déversoir de la digue du col d'El Karmat.

II.11.Fonction du barrage :

La ville d'Annaba était alimentée (avant la construction du barrage) par les forages de Blandan et de Salines. Blandan fournissait 7 à 8 hm³ d'eau de bonne qualité à Annaba et à Certaines communes situées à proximité de la conduite. Les Salines fournissaient 6 hm³ d'eau onéreuse et de mauvaise qualité car salée. Les conduites de Blandan et de Salines sont en très mauvais état.

De nos jours, la ville d'Annaba est alimentée par des ressources souterraines, au nombre de cinq (Nappe des Salines, nappe dunaire et alluviale de Bouteldja, nappe de Guerbes et enfin celle du Pont Bouchet destinée à l'alimentation en eau de la ville d'Annaba).

Ajouté à cela les ressources superficielles des barrages de la Cheffia, de Mexa, et de Bougous.

Actuellement l'alimentation en eau de la wilaya d'Annaba est assurée par deux systèmes de transfert différents. Le premier démarre du barrage de la Cheffia par une conduite en béton armé de DN1500 mm d'une longueur de 23 km, allant jusqu'à la station de pompage O.P.I. (Zerizer). De la station de pompage commence une conduite en béton précontraint de DN 930 mm d'une longueur de 22 km, amenant l'eau jusqu'à la station de traitement de Chaiba.

Le deuxième système de transfert quant à lui démarre du barrage de Mexa et des nappes Bouteldja, des Salines et du Pont Bouchet. La station de pompage Bouteldja refoule les eaux des nappes Bouteldja dans un réservoir- tampon d'une capacité de 2000 m³ ; ces eaux sont en suite amenées par une conduite gravitaire en acier de DN=1066 mm d'une longueur de 22 km jusqu'à la station de pompage des Salines. L'eau est en suite refoulée à travers une conduite en acier de DN=1066 mm et de longueur : 9,4 km jusqu'à la station de traitement d'eau de Chaiba.

II.11.1.Industrie :

Le complexe d'El Hadjar s'étend sur une superficie de 800 ha ; il est alimenté gravitairement par le barrage de la Cheffia. Les besoins de la sidérurgie ont été évalués à 5 hm³ vers 1972, et ces derniers ont augmenté jusqu'à atteindre les 12 hm³ par an (ce qui donne une moyenne de 1 hm³ par mois). Toutefois, il est important de signaler que cette consommation reste faible grâce aux efforts techniques entrepris pour diminuer la consommation en eau des installations. Ils sont même prévus de diminuer la consommation en eau, en recyclant l'eau de la station d'épuration. Aussi, aucune extension du complexe n'est prévue durant les 5 prochaines années, ce qui garanti une constance au niveau de la demande.

Toutefois, une priorité a été donnée pour l'industrie d'El Hadjar en raison des multiples procès de la coquerie, utilisant la ressource en eau. L'arrêt des procédés compromettrait la production, ainsi que les installations, ce qui engendrerait de graves répercussions financières et sociales.

II.11.2.Périmètre de la Bounamoussa :

Le périmètre de la Bou-Namoussa, situé dans la wilaya d'El Taraf couvre une superficie totale brute de 16 500 ha, dont une superficie nette irrigable de 14 800 ha répartis comme suit :

Tableau II.8: Répartition des superficies nettes irrigables du périmètre de la Bounamoussa.

Secteurs	Superficies (ha)
Asfour	920
Bouzeitoune BZ	230
Bounamoussa Ouest BNO	1990
Baounamoussa Est BNE	900

Boualallah Nord BAN	707
Zerizer /Besbes Z.B	1713
Boukharina Ouest BK.O	2287
Seybouse Nord SN	2256
Seybouse Sud SS	2475
Total	16351

Le périmètre qui occupe la partie Sud-Est de la plaine d'Annaba est rattaché administrativement aux Wilayas d'Annaba (20%), d'El Taref (80%) et aux daïras de : El Hadjar, Besbes, Drean, Ben M'hidi. Il s'étend sur une longueur de 12 km de part et d'autre de la route reliant Bouhadjar à Annaba. Les limites géographiques du périmètre sont :

- ✓ Au Nord : la ville de Ben M'hidi et la route Annaba – El Kala ;
- ✓ Au Sud : les villages de Asfour et Zerizer ;
- ✓ A l'Ouest : la route de Annaba – Tebessa ;
- ✓ A l'Est : le village de Sidi Kassi et les montagnes de la Medjerda.

Malheureusement, un constat déplorable est fait concernant les superficies irriguées qui sont en constante diminution : ceci pouvant s'expliquer par l'augmentation des superficies de céréales (elles atteignent actuellement 70%). En outre, les superficies de la tomate industrielle sont passées de 2000 ha à 350 ha en raison de la fermeture des conserveries, ajoutées à ces deux raisons le prix exorbitant de l'eau du barrage qui atteint 2.5 Da le m³.

Toutefois, les objectifs suivants ont été fixés :

- Accroître la superficie irriguée de 2000 ha à 8000 ha (en sachant que la superficie irrigable est de 13000 ha) ;
- Revenir à la vocation initiale de la région en terme de :
 - Culture : Tomate industrielle, fourrages (à condition d'avoir une irrigation de complément), et arboriculture. En effet, avant 1987, il y avait trois zones bien distinctes selon leur drainage. Il faudrait donc optimiser le plan cultural en fonction de ces trois zones.
 - Découpage : Actuellement, le découpage est fait en petites surfaces, et la pression de service d'aspersion est insuffisante. Ils veulent donc revenir à la notion d'îlots, avec

une borne sur 20 ha.

Le calcul des besoins du périmètre se fait par la détermination d'un volume nécessaire pour chaque culture en additionnant les pertes, et ce, après recensement des superficies. [2]

II.12. Conclusion :

Ce chapitre, nous a permis de récolter les caractéristiques générales de notre zone d'étude ainsi que les données relatives à la situation hydraulique actuelle qui vont nous servir pour la modélisation dans les chapitres suivants

CHAPITRE III : METHODE DE BOX ET JENKINS**III. 1. Introduction :**

L'étude des séries chronologiques ou temporelles correspond à l'analyse statistique d'observations régulièrement espacées dans le temps, dans le but de présenter des phénomènes aléatoires qui évoluent dans le temps, le modèle obtenu sera par la suite utilisé selon les objectifs désirés, tels que la prévision ou le contrôle.

Une démarche générale de prévision a été popularisée par Box et Jenkins (1976), c'est une méthode extrapolative du fait que seul le passé de la variable étudiée est utilisé.

Cette méthode est fondée sur la notion des modèles ARMA, et utilise des concepts et résultats de la théorie des processus aléatoires. Pour cela nous allons donner les définitions et les concepts de base. [13]

III. 2 .Historique :

La fonction de Box et Cox (1964) est une généralisation astucieuse de la transformation logarithmique qui permet, dans des situations favorables, de justifier objectivement de l'utilisation d'icelle. Dans des situations moins favorables elle permet a minima de proposer une transformation qui permet de mieux appréhender la variabilité des données. [8]

Box et Jenkins ont proposé une procédure unifiée de traitement des processus stochastiques stationnaires et ergodiques qui sert toujours de référence. La méthodologie qu'ils ont promue consiste à modéliser les séries temporelles uni-variées au moyen des processus ARMA . Ces processus sont parcimonieux et constituent une bonne approximation de processus plus généraux pourvu que l'on se restreigne au cadre linéaire.

Cette méthode de Box-Jenkins vise à formuler un modèle permettant de représenter une série chronologique. Son idée principale est le concept de parcimonie ou de la minimisation du nombre de paramètres .En pratique, ces derniers étant inconnus, ils sont remplacés par leur valeur estimée sachant que plus il y a de paramètres plus nombreuses sont

les chances de se tromper .Dans cette approche une hypothèse et quatre étapes sont considérées. [8]

III. 3. La méthodologie de Box & Jenkins :

La méthode de Box et Jenkins permet en plusieurs étapes de trouver un modèle.

ARMA susceptible de représenter une série chronologique Il s'agit d'une méthode de prévision extrapolative puisque seul le passé de la variable est utilisé à cette fin, sans apport d'informations extérieures).

La méthode de prévision de Box-Jenkins est particulièrement bien adaptée au traitement de séries chronologiques complexes et en général aux situations dans lesquelles la loi de base n'est pas immédiatement apparente. Comme elle traite des situations beaucoup plus compliquées, il est bien plus difficile de saisir les principes de cette technique, d'autant plus que son application présente certaines limites.

En décrivant leur méthode de prévision George Box et Gwilym Jenkins ont établi le diagramme présenté par la figure : III .1 . [9]

Cette démarche divise le problème de prévision en 5 étapes pour pouvoir trouver le modèle ARMA susceptible de représenter la série chronologique, et la dernière étape c'est l'étape de prévision :

1. Analyse préliminaire-(Stationnarisation).
2. Identification.
3. Estimation.
4. Tests de diagnostic (validation du modèle).
5. Prévision.

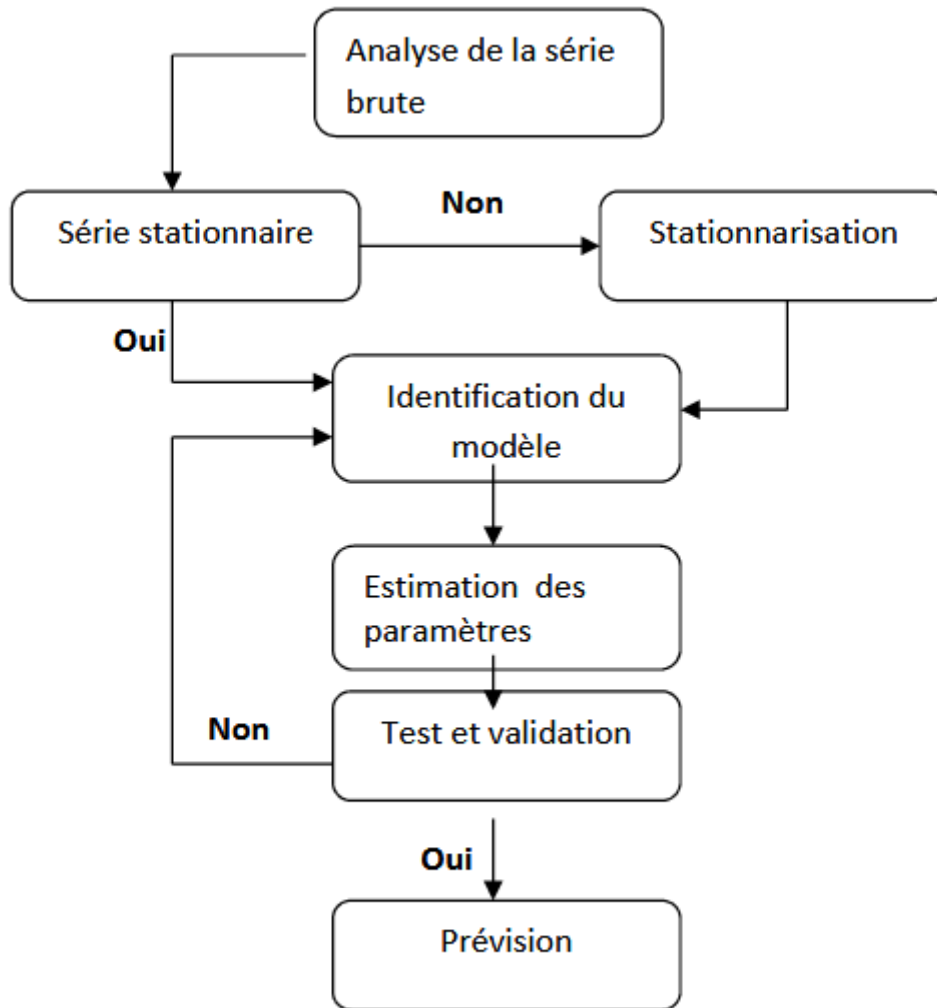


Figure III .1 : *procédure itérative de Box-Jenkins.* [9]

III. 4. Notions sur la méthode de Box et Jenkins :

C'est une approche itérative qui consiste à identifier le modèle susceptible de représenter le phénomène étudié, elle se réfère à deux types de modèles autorégressifs et une moyenne mobile ou à une combinaison des deux, cependant ; la modélisation d'une chronique nécessite au préalable une stationnarisation.

La méthode de prévision de Box-Jenkins est particulièrement bien adaptée au traitement de séries chronologiques complexes et à d'autres situations où la loi de base est difficile à appréhender. Cependant, il est bien plus difficile de cerner les principes de la technique, ainsi que les limites de son application.

Dans la méthode de Box-Jenkins, il n'y a pas besoin de faire dès le départ l'hypothèse d'une loi rigide mais au lieu de cela, on commence par une loi expérimentale adaptée au donnée en vue de minimiser l'erreur. Ensuite, la méthode prend un aspect subjectif puisqu'elle fournit aux personnes qui appliquent cette méthode des informations explicites qui leur donnent la possibilité de juger si la loi adoptée est correcte ou non pour la situation considérée.

III. 4.1. Stabiliser les processus aléatoires non stationnaires :

Les processus stochastiques non stationnaires sont caractérisés par des propriétés stochastiques qui évoluent en fonction du temps. On distingue deux types de processus stochastiques non stationnaires : une non stationnarité de nature déterministe (TS) et une non stationnarité de nature stochastique (DS).

III 4.2 : Stabiliser des processus TS :

Un processus présente une non stationnarité de type déterministe TS (Trend Stationary), s'il peut se décomposer en une somme de deux fonctions :

$$X_t = f(t) + a_t \dots\dots\dots (III. 1)$$

Tel a_t : Est un processus stationnaire de type ARMA.

$f(t)$: Est une fonction polynomiale du temps.

La non stationnarité de ce processus est dû au fait que son espérance dépend du temps. La méthode pour stationnariser un processus TS est d'estimer les coefficients a_0, a_1, \dots par MCO (Moindre Carrés Ordinaires) et de retrancher de la valeur de X_t en t la valeur estimée de sa moyenne.

Il faut transformer la série observée de manière à

- enlever la tendance,
- enlever la saisonnalité,
- stabiliser la variance.

III. 5. Test des composantes saisonnières et tendancielle :

III. 5.1. Test de Fisher :

Avant toute étude d'une chronique, il convient d'élaborer un test permettant de détecter l'existence d'une saisonnalité. Le test le plus communément employé est celui de Fisher par analyse de la variance du facteur période (mensuel, trimestriel...).

On considère :

n: Le nombre d'années,

P: Le nombre d'observations dans l'année

X_{ij} : La valeur de la série pour la $i^{ème}$ année et la $j^{ème}$ période

La moyenne générale \bar{X} la moyenne de l'année i \bar{X}_i , la moyenne de la période j \bar{X}_j

La variance année et la variance période sont définies respectivement par :

$$\text{var}_A = \frac{p \sum_{i=1}^n (\bar{X}_i - \bar{X} \dots)^2}{n-1} \dots \dots \dots (III.2)$$

$$\text{var}_p = \frac{n \sum_{j=1}^p (\bar{X}_j - \bar{X} \dots)^2}{j-1} \dots \dots \dots (III.3)$$

La variance résiduelle : $\text{var}_R = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (X_{ij} - \bar{X}_i - \bar{X}_j - \bar{X} \dots)^2}{(n-1)(j-1)} \dots \dots \dots (III.4)$

L'équation de la variance totale

$$\text{var}_T = \text{var}_A + \text{var}_p + \text{var}_R = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (X_{ij} - \bar{X} \dots)^2}{n-1} \dots \dots \dots (III.5)$$

L'hypothèse est :

H0: « pas de saisonnalité »

H1: « il existe une saisonnalité »

La valeur calculée $F_0 = \frac{\text{var}_P}{\text{var}_R}$ (III.6)

que l'on compare à la valeur tabulée $F^{\alpha}_{v_1 v_2}$

Avec : $v_1 = (p-1), v_2 = (n-1)(p-1)$ (III.7) degré de liberté

❖ Si $F_0 > F^{\alpha}_{v_1 v_2}$ on rejette H_0 : la série est saisonnière.

Soient les hypothèses :

H_0 : « La série n'est pas affectée d'une tendance »

H_1 : « La série est affectée d'une tendance »

On calcule $F_1 = \frac{\text{var}_A}{\text{var}_R}$ (III.8)

que l'on compare avec $F^{\alpha}_{v_2 v_3}$

Avec $v_3 = (p-1), v_2 = (n-1)(p-1)$ (III.9) degré de liberté

❖ Si $F_0 > F^{\alpha}_{v_2 v_3}$ on rejette l'hypothèse, la série est affectée d'une tendance.

Concernant l'existence de la tendance, le test de Fisher s'avère faible, il convient d'effectuer un autre test. [15]

III.5. 2. Test de Dickey-Fuller :

Il permet de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique.

Pour la construction de ce test, Dickey et Fuller ont proposé trois modèles de base

$(1 - \phi_1 B)X_t = \varepsilon_t$: Modèle autorégressif d'ordre 1.....Modèle(1)...

$(1 - \phi_1 B)(X_t - c) = \varepsilon_t$: Modèle autorégressif d'ordre 1 avec constante.....Modèle(2)

$(1 - \phi_1 B)(X_t - c - bt) = \varepsilon_t$ Modèle autorégressif d'ordre 1 avec tendance....Modèle (3)

Les hypothèses à tester sont : $H_0 : \phi_1 = 1$

$$H_1 : \phi_1 < 1$$

C'est un test itératif qui se déroule comme suit :

- Si Dans l'un des modèles la statistique relative à ϕ_1 et supérieure aux valeurs tabulées $t_{0,05}$, on déduit qu'il existe une racine unitaire. On estime en premier le modèle (3) ; on commence par tester la significativité de la tendance :

- o Si la tendance n'est pas significative alors on teste la significativité de la constante
- o Si elle est significative le processus est de type DS avec dérive, pour stationnariser la chronique on applique le filtre aux différences et recommencer la procédure.
- o Si elle n'est pas significative, le processus est donc une marche aléatoire dit DS sans dérive, on différencie la série une fois et on recommence jusqu'à ce que la série soit stationnaire.

-Sinon, le processus est déterministe ; pour le stationnariser on e- Sinon Si dans le modèle (3), le coefficient de la tendance est significativement différent de 0 alors le processus est TS ;

-Sinon la série est stationnaire Effectue une régression sur le temps et on recommence le test

- Sinon Si dans le modèle (3), le coefficient de la tendance est significativement différent de 0 alors le processus est TS ;

- Sinon la série est stationnaire. [15]

III.6. La stratégie de test de Dickey Fuller :

Le test de Dickey Fuller (1979) est un test de racine unitaire (ou de non stationnarité) dont l'hypothèse nulle est la non stationnarité d'un processus autorégressif d'ordre 1.

Considérons un processus $(X_t, t \in \mathbb{Z})$ satisfaisant la représentation AR(1) suivante :

$$X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \text{ Avec } \varepsilon_t \text{ i.i.d, } (0, \sigma_\varepsilon^2) \text{ et } \rho \in \mathbb{R} \dots \dots \dots \text{(III.10)}$$

Le principe général du test de Dickey Fuller consiste à tester l'hypothèse nulle aléatoire (Randon Walk Process). L'hypothèse nulle testée correspond ainsi à une hypothèse de non stationnarité stochastique. Ce test, comme tout test non symétrique, peut être réalisé de différentes façons. La plus simple consiste à utiliser une statistique de Student associée à l'hypothèse H_0 . En cela, le test de Dickey Fuller ne se distingue pas d'un test quelconque d'une hypothèse non symétrique. Là où l'application du test de Dickey Fuller diffère de celle

d'un test standard, c'est dans la distribution asymptotique de la statistique de Student associée au test H_0 .

En effet, la distribution asymptotique de l'estimateur des moindres carrés du paramètre ρ , sous l'hypothèse de non stationnarité, est non standard. On n'a plus dans ce cas une distribution asymptotique normale, comme en économétrie de base. De la même façon, la statistique de

Student associée au test $\rho = 1$, n'a pas une distribution asymptotique standard (distribution de Student approximée par une distribution normale). C'est pourquoi, l'application du test de Dickey Fuller nécessite que l'on utilise des seuils différents de ceux que l'on utilise traditionnellement pour des statistiques de Student.

Aussi la distribution asymptotique de la statistique de Student associée au test H_0 . N'est pas la même suivant que dans le modèle on inclut ou non, une constante et un trend déterministe.

Dès lors, puisque a priori, on ne sait pas si l'on doit inclure cette constante et ce trend, il convient d'appliquer non pas un test simple, mais une stratégie de tests de Dickey Fuller.

On considère les trois modèles définis comme suit :

✚ Modèle 1 : $\Delta X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (III.11)$

✚ Modèle 2 : $\Delta X_t = \rho X_{t-1} + c + \varepsilon_t \dots \dots \dots (III.12)$

✚ Modèle 3 : $\Delta X_t = \rho X_{t-1} + \beta t + c + \varepsilon_t \dots \dots \dots (III.13)$

Avec ε_t i.i.d. $(0, \sigma_\varepsilon^2)$. on cherche à tester l'hypothèse de racine unitaire :

$$H_0: \rho = 0 \text{ contre } H_1: \rho < 0$$

III.6.1 .Procédure :

Le principe général de la stratégie de test est illustré par la figure : III. 3 Il s'agit de partir du modèle le plus général, d'appliquer le test de racine unitaire en utilisant les seuils correspondant à ce modèle, puis de vérifier par un test approprié que le modèle retenu était le bon. En effet, si le modèle n'était pas le bon, les seuils utilisés pour le test de racine unitaire ne sont pas valables. On risque alors de commettre une erreur de diagnostic quant à la stationnarité de la série.

Il convient dans ce cas, de recommencer le test de racine unitaire dans un autre modèle, plus contraint. Et ainsi de suite, jusqu'à trouver le bon modèle, les bons seuils et bien entendu les bons résultats. [3]

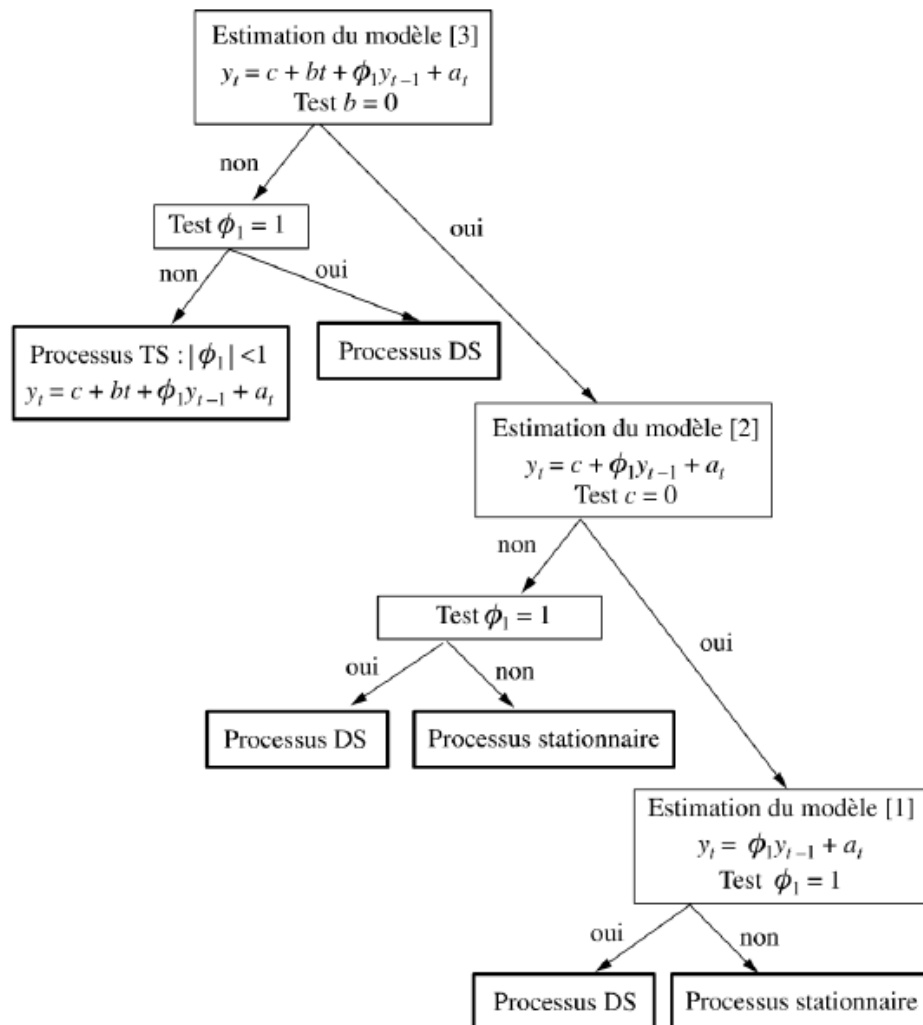


Figure III.2 : Résumé de la stratégie de test de Dickey-Fuller. [15]

III. 7. Les étapes de Box et Jenkins :

III. 7. 1 Identification du modèle :

Cette étape consiste à identifier le modèle ARMA susceptible de représenter la série, c'est pour cela qu'il est important de se familiariser avec les données en examinant le graphe de la série chronologique (présence de saisonnalité, stationnarité,...) qui permet de faire une analyse préliminaire qui consiste par exemple à corriger les données aberrantes, transformer

les données (transformation logarithmique, inverse, racine carrée,...) puisqu'il faut se ramener à une série stationnaire, le recours aux différences premières ordinaires, différences premières saisonnières, différences ordinaires et saisonnières. Le choix de la transformation est dicté par l'allure graphique de la série.

D'ailleurs le choix de la transformation des données est plus Facile après avoir appliqué les opérateurs de différence adéquats. Il est conseillé de comparer les variances des différentes séries. Comme l'inspection des autocorrélations partielles (PAC) donne une idée sur l'ordre du modèle autoregressif et celle des autocorrélations simples (AC) donne une idée sur l'ordre du modèle moyenne mobile. Plus précisément si la fonction d'autocorrélations simple décroît rapidement vers zéro et la fonction d'autocorrélations partielle présente un cut-off_ après p retard, on peut conclure que la série provient d'un processus autorégressif d'ordre p (AR(p)).

Par contre si la fonction d'autocorrection simple présente un cut-off_ après un q retards et que la fonction d'autocorrelation partielle décroît rapidement vers zéro, alors on peu déduire que la série est générée à partir d'un model moyenne mobile d'ordre q (MA(q)). Evidement il se peut aussi que les fonctions d'autocorrélations simple et d'autocorrélations partielle présentent une forme exponentielle ou sinusoidal, on constate dans ce cas qu'on est en présence d'un processus autorégressif moyenne b mobile ARMA ($p ; q$).

Le tableau qui suit synthétise les caractéristiques en termes de corrélogramme des processus AR, MA et ARMA.

Tableau III. 1. : Tableau résumant les propriétés des AR(p), MA(q) et ARMA (p, q).

Processus	FAC	FAP
AR(p)	Décroissance exponentielle et /ou sinusoidale	Pic significatifs pour les p premiers retards, les autres coefficients sont nuls pour des retards $> p$
MA(q)	Pics significatifs pour les q premiers retards, les autres coefficients sont nuls pour des retards $> q$	Décroissance exponentielle et /ou Sinusoidale

<p>ARMA (p,q)</p>	<p>Décroissance exponentielle ou sinusoïdale amortie tronquée après (q- p) retards</p>	<p>Décroissance exponentielle ou sinusoïdale amortie tronquée après (q- p) retards</p>
--------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------

A priori, n'est pas une tâche aisée tant et demande beaucoup d'expertise ce qui révèle une part de subjectives. Il existe cependant des méthodes d'identification automatiques, basée sur le critère d'information.

▪ **Familiarisation avec les données :**

Cette étape consiste à s'informer sur le domaine dont relèvent les données, les objectifs poursuivis (prévision ponctuelle ou par intervalle, et la détection d'un changement de comportement etc.), examiner les représentations graphiques des données.

▪ **Analyse préliminaire:**

Dans cette étape, on est amené à faire les changements écessaires sur notre série, par exemple : abandonner une partie des données au début de cette dernière, corriger les données aberrantes, suppléer les données manquantes.

On doit aussi choisir de travailler :

_ En différences premières ordinaires (opérateur ∇) en présence de la tendance de variation de niveau.

_ En différences premières saisonnières (opérateur $\nabla_{\{s\}}$), en présence d'un com- portement périodique de période s.

_ En différences premières ordinaires et saisonnières (opérateur $\nabla \nabla_{\{s\}}$), voire en différences secondes (opérateur ∇^2).

Pour se ramener à un modèle ARMA. D' ailleurs le choix de la transformation des données est plus facile après avoir appliqué les opérateurs de différences adéquates.

▪ **Spécification du modèle :**

Cette étape consiste à déterminer les paramètres p, d,q du modèle ARIMA en se basant sur les représentations graphiques de l'autocorrélation simple et l'autocorrélation partielle de la série stationnaire étudiée.

L'idée sous-jacente est que chaque modèle ARMA possède des fonctions d'autocorrélations théoriques et estimées. On peut alors choisir un ou plusieurs modèles théoriques. Cette étape est la partie la plus difficile car dans la pratique les corrélogrammes observés n'engendrent pas toujours un choix évident.

Le tableau suivant résume les différents cas possibles :

Tableau III.2 : spécification du modèle.

Modèles	Autocorrélation simple	Autocorrélation partielle
AR(p)	Décroit vers zéro	Tronqué après un retard p
MA(q)	Tronqué après un retard q	Décroit vers zéro
ARMA (p; q)	Décroit vers zéro	Décroit vers zéro

III.7. 2. Estimation:

Les paramètres sont les coefficients des polynômes AR et MA ainsi que des polynômes saisonniers éventuels SAR et SMA.

La méthode d'estimation des paramètres du modèle identifié dépend du type de processus diagnostiqué:

- Dans le cas d'un modèle AR(p), on peut appliquer la méthode des moindres carrés ordinaires MCO, pourvu que les résidus résultant soit non corrélés, on peut aussi exploiter les équations Yule-Walker. [6]
- Dans le cas d'un MA(q), l'estimation s'avère plus complexe, plusieurs méthodes itératives ont été mises au point, nous citons, à titre d'exemple: la procédure itérative de balayage, proposée par Box et Jenkins. Mais cette méthode n'est applicable que si le nombre de paramètres à estimer n'est pas trop important, en plus la plage de variation de ces paramètres est difficile à déterminer.

Cependant, il existe une procédure itérative de deux étapes pour l'estimation des $(p + q)$ paramètres du modèle ARMA (p; q), ces étapes sont:

Etape 1 : Pour obtenir les estimateurs des paramètres autorégressifs, on résout le système de Yule-Walker suivant:

$$\hat{\rho}(h) - \sum_{i=1}^p \hat{\varphi}_i \rho(h-i) = 0 \text{ pour } h = 1, \dots, p; \hat{\rho}(0) = 1 \dots \dots \dots \text{(III.14)}$$

On obtient alors la solution $\hat{\varphi} = (\hat{\varphi}_1, \hat{\varphi}_2, \dots, \hat{\varphi}_p) \dots \dots \dots \text{(III.15)}$

Pour estimer les paramètres moyens mobiles, on utilise l’algorithme de Newton- Raphson:

Etape 2 : Une fois l’estimation initiale obtenue, on utilise l’algorithme de Mar-Quard t pour les (p + q) paramètres définitifs.

III. 7.3. Validation du modèle (Adéquation):

Après la phase précédente, si on dispose de plusieurs modèles candidats, il est nécessaire d’effectuer des tests sur les paramètres et sur les résidus afin de les départager.

III. 7. 3.1. Test sur les paramètres :

C’est un test classique de Student qui permet de tester la significativité de chaque paramètre du processus en utilisant les hypothèses :

$$H_0 : \text{« Le coefficient } = 0 \text{ » contre}$$

$$H_1 : \text{« Le coefficient est significativement différent de zéro »}$$

La statistique de Student représente le ratio du coefficient à estimer sur son écart type :

$$\frac{\hat{B}_p}{\hat{\sigma} \hat{B}_p}$$

$\frac{\hat{B}_p}{\hat{\sigma} \hat{B}_p} > \sigma$ On accepte H_1 , dans le cas contraire on rejette le modèle et on envisage une

nouvelle spécification (retour à l’étape identification). Après avoir validé plusieurs modèles, il convient de choisir le modèle optimal en se basant sur une comparaison de leur qualité en utilisant les critères d’informations et /ou le principe de Parcimonie.

✓ **Critères d’informations :**

Ce sont des statistiques aidant à décider de l'ordre d'un modèle dans le cas où il en existerait plusieurs. Entre autres ; on peut citer :

✓ **Critère d'information d'Akaike (AIC) :**

En anglais **Akaike information criterion** est une mesure de la qualité d'un modèle statistique proposée par Hirotugu Akaike en 1973.

Lorsque l'on estime un modèle statistique, il est possible d'augmenter la vraisemblance du modèle en ajoutant un paramètre. Le critère d'information d'Akaike, tout comme le critère d'information bayésien, permet de pénaliser les modèles en fonction du nombre de paramètres afin de satisfaire le critère de parcimonie. On choisit alors le modèle avec le critère d'information d'Akaike le plus faible

Il tient compte de la qualité d'ajustement du modèle à la série observée et du nombre de paramètres utilisés dans l'ajustement.)

$$AIC(p, q) = n \log \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + 2(p + q) \dots \dots \dots (III.16)$$

✓ **Critère de Schwartz (1978):**

$$SC(p, q) = n \log \hat{\sigma}_s^2 + (p + q) \log n \dots \dots \dots (III.17)$$

III. 7. 3. 2. Tests sur les résidus:

Lorsque le modèle est bien estimé, les résidus entre les valeurs observées et les valeurs estimées doivent se comporter comme un bruit blanc (gaussien ou pas). Les résidus (ou erreurs de prévision) sont notés $\varepsilon_t, t \in Z$.

III.7.3. 3. Test de Box-Ljung :

Appelé aussi test de « porte manteau », il permet de vérifier l'hypothèse de bruit blanc des résidus, ce qui signifie qu'il n'existe aucune autocorrélation significativement non nulle, il se base sur la fonction d'autocorrélation en utilisant deux hypothèses :

$$H_0 : \rho_1 = 0, \rho_2 = 0, \dots, \rho_k = 0$$

H_1 : Il existe au moins unip significativement différent de zéro.

Sa statistique est $Q = n(n+1) \sum_{h=1}^K \frac{r^2_h(\varepsilon_t)}{n-h} \dots \dots \dots (III.18)$

avec :

K= nombre de retards choisis et

n= nombre d'observations

En l'absence d'autocorrélation la statistique q obéit à une χ^2 (K-p-q-P-Q) degrés de liberté.

L'hypothèse H_0 est rejetée au seuil de 5% si Q est supérieure au quantile 0.95 de la loi de χ^2 .

III. 7. 3. 4. Test de normalité:

Le test le plus fréquent qui permet de vérifier la normalité d'une distribution statistique est celui de Jarque et Bera(1984), ce dernier est fondé sur la notion de Skewness(asymétrie) et de Kurtosis (queue de distribution), par ailleurs il existe un autre test celui de Kolmogorov-Smirnov.

Ces deux tests permettent par la suite de calculer les intervalles de prévisions

Soit : $u_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\varepsilon_t - \bar{\varepsilon})^k$ le moment centré d'ordre k du processus $\{\varepsilon_t, t \in Z\}$

✚ Le coefficient de Skewness est défini par :

$$B^{1/2}_1 = \frac{u_3}{u_2^{3/2}} \dots \dots \dots (III.19)$$

✚ Le coefficient de Kurtosis est défini par :

$$B_2 = \frac{u_4}{u_2^2} \dots \dots \dots (III.20)$$

Si le nombre d'observation grand (n > 30) on suit alors la loi normale

$$B^{1/2}_1 \rightarrow N(0; \sqrt{\frac{6}{n}}) \text{ et } B_2 \rightarrow N(3; \sqrt{\frac{24}{n}}) \dots \dots \dots (III.21)$$

On construit alors les statistiques centrées réduites correspondantes à $B^{1/2}_1$ et B_2

$$v_1 = \frac{|B^{1/2}_1 - 0|}{\sqrt{\frac{6}{n}}} \quad \text{et} \quad v_2 = \frac{|B_2 - 3|}{\sqrt{\frac{24}{n}}} \dots\dots\dots(III.22)$$

Que l'on compare à 1.96 (valeur de la loi normale au seuil de 5%) Soient les hypothèses :

$H_0 : v_1 = 0$ (symétrie) et $v_2 = 0$ (aplatissement normal) On acceptera l'hypothèse H_0 Si $v_1 \leq 1.96$ et $v_2 \leq 1.96$; dans le cas contraire, L'hypothèse de normalité est rejetée.

Le test de Jarque et Bera synthétise les résultats précédents

- Si $B^{1/2}_1$ et B_2 obéissent à des lois normales alors la statistique :

$$JB = \frac{n}{6} B_1 + \frac{n}{24} (B_2 - 3)^2 \dots\dots\dots(III.23)$$

Suit une χ^2 à deux degrés de liberté.

- Si $JB > \chi^2_{1-\alpha}$ on rejette l'hypothèse de normalité des résidus au seuil α .

III. 7. 3. 5. Test de Durbin et Watson:

Les modèles ajustés à des séries chronologiques manifestent parfois un certain degré de corrélation entre les valeurs successives des erreurs. En terme probabiliste, cela signifie que les erreurs sont autocorrélées, ou encore qu'une erreur produite en t-1 à une influence sur l'erreur en t. Le test de Durbin et Watson(1951) permet de détecter l'autocorrélation des résidus pour un ordre un (corrélation entre ε_t et ε_{t-1}) sous la forme :

$$\varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + v_t \text{ ou } v_t \rightarrow N(0; \sigma^2_v)$$

On teste $H_0 : \rho = 0$ (absence d'autocorrélation à l'ordre 1 des résidus).

Contre : $H_1 : \rho \neq 0$ (présence d'autocorrélation à l'ordre 1 des résidus).

La statistique de Durbin et Watson, notée DW, est donnée par :

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2} \dots\dots\dots(III.24) \text{ avec}$$

ε_t : sont les résidus de l'estimation du modèle.

De par sa construction, cette statistique varie entre 0 et 4 et nous avons $DW=2$ lorsque ($\hat{\rho}$ Est l'estimateur de ρ) on a : $DW=0$, il existe une autocorrélation positive ; $DW=4$, il existe une autocorrélation négative ; $DW \approx 2$, indique l'absence d'autocorrélation. [15]

III. 7. 4 .la prévision :

Lorsque pour identifier le processus étudié à un processus ARMA, on a appliqué différentes transformations (exemple différenciation dans le cas d'une série I (1)), il est nécessaire lors de la phase de prévision de prendre en compte la transformation retenue et de recolorer la prévision. Plusieurs cas sont possibles :

- Si le processus contient une tendance déterministe, on extrait cette dernière par régression afin d'obtenir une série stationnaire lors de la phase d'estimation. Ensuite, lors de la phase de prévision, on adjoint aux prévisions réalisées sur la composante ARMA stationnaire, la projection de la tendance.
- Si la transformation résulte de l'application d'un filtre linéaire (de type par exemple différences premières), on réalise les prévisions sur les séries filtrées stationnaires et l'on reconstruit ensuite par inversion du filtre les prévisions sur la série initiale.

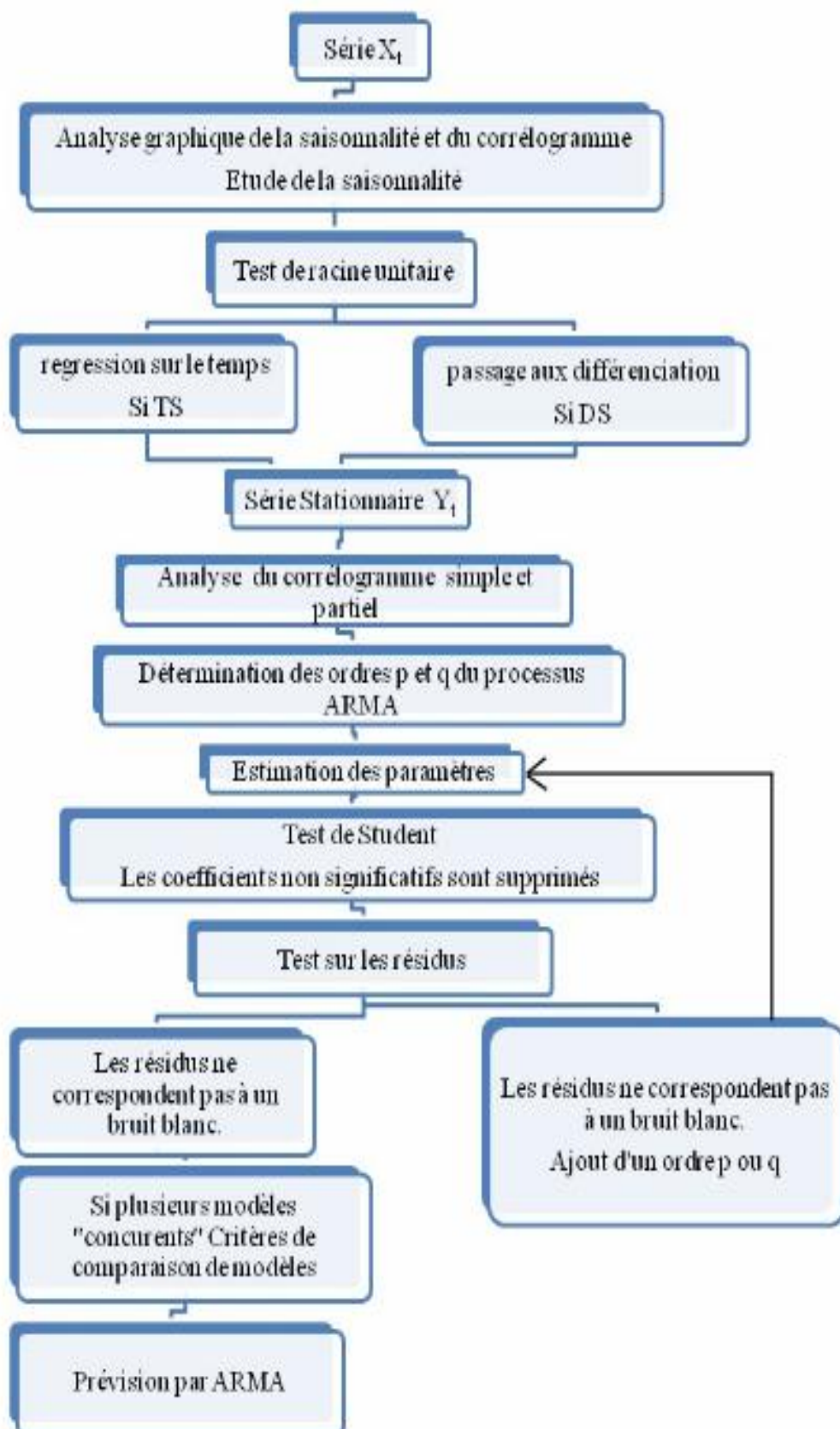


Figure III. 3 : Synthèse de Box et Jenkins. [5]

III.8. L'interprétation des résultats:

Elle n'est pas toujours aisée. Les éléments les plus importants, pour les quels il faudra trouver une explication, sont les opérations de différence utilisés et éventuellement les constantes.

Ceux-ci déterminent en effet le comportement de la prévision à long terme. Le polynôme autorégressif joue également un rôle essentiel sur la fonction de prévision .En effet, pour celui-ci les racines réelles induisent une composante amortie dans n la fonction de prévision. Mais, les racines complexes donnent lieu à une composante pseudopériodique amortie. [5]

III.9 Conclusion :

Ce chapitre constitue un arrière plan théorique de la méthode de modélisation stochastique de Box-Jenkins et sachant que la procédure est valable pour tout autre domaine.

Et nous pouvons dire pour cette méthode, qu'en dépit de sa simplicité dans son principe de base, elle semble complexe dans sa mise en œuvre, d'autant plus qu'elle ne prend pas en compte les informations externes. Néanmoins, elle permet non seulement de traiter et d'analyser les processus stationnaires mais également les processus qui ne le sont pas.

CHAPITRE IV : APPLICATION DE MÉTHODE BOX-JENKINS**IV.1.Introduction :**

Dans ce chapitre, nous entamons une phase directement consacrée à l'étude prévisionnelle des apports de barrage cheffia pour Septembre 2015 jusqu'à Aout 2016. L'étude de la série à travers la démarche de la méthode de Box-Jenkins nous permet de mieux capter le meilleur modèle qui sera utilisé pour effectuer ces prévisions

IV.2.Création de la série :

La première étape va consister à créer un nouvel espace de travail sous EVIEWS, puis de créer une nouvelle série que l'on nomme APPORT

La série (APPORT) contient 456 observations (09/1977;08/2015), données mensuelles

IV.3.Analyse graphique :

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

Pour illustre cette première phase de modélisation, nous examinons le graphique des apports de barrage cheffia « apport ».

La représentation graphique (Figure IV.1) est la première étape de l'analyse des séries temporelles, elle nous fournit une idée globale sur la nature et les caractéristiques du processus.

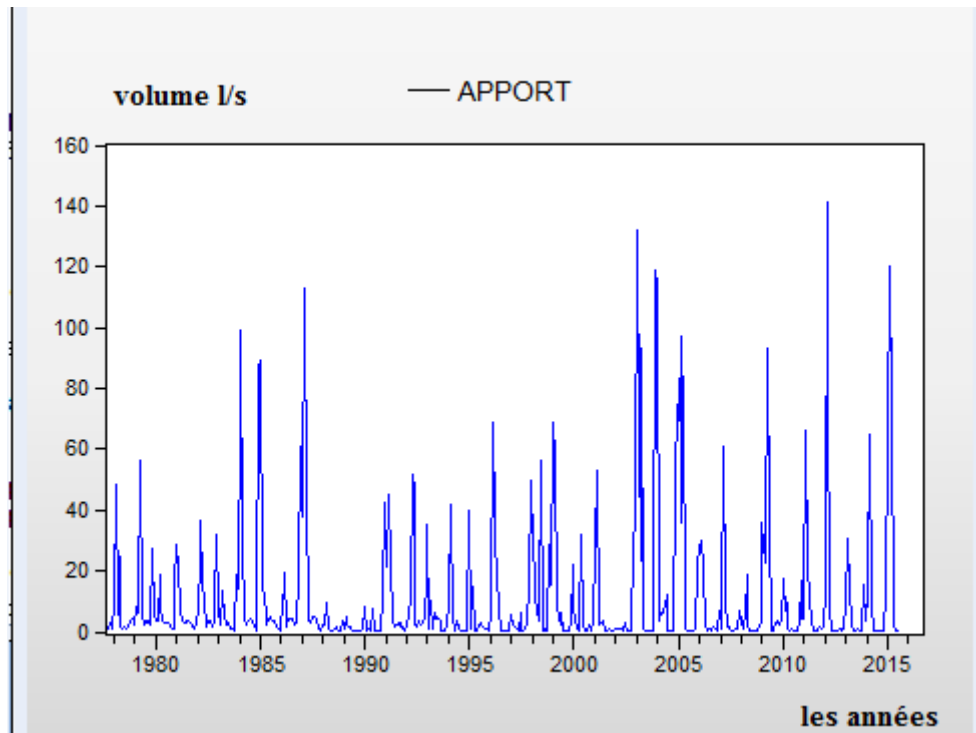


Figure IV.1 : *Représentation graphique de la série APPORT.*

La représentation graphique (Figure IV.1) montre que les données ont une tendance associée à une variation saisonnière qui est plus ou moins constante et les pics de façon périodique donc la série non stationnaire.

IV.4. Analyse des autocorrélations :

Le graphique de la fonction d'auto-corrélation présente une régression lente et linéaire, typique des séries non stationnaires, on remarque que les autocorrélations sont toutes significativement différentes de zéro et diminuent progressivement (de façon heuristique, une série à mémoire longue : caractérisée par une fonction d'autocorrélation qui décroît lentement lors que le retard h augmente). La première autocorrélation partielle est très significativement différente de zéro. Cette structure est celle d'une série non stationnaire. Cette forme de série doit être stabilisée avant l'estimation des paramètres du processus aléatoire choisi : enlever la tendance, la saisonnalité et stabiliser est la variance.

On va tester les hypothèses suivantes :

$$H_0: \rho_i = 0 \quad H_1: \rho_i \neq 0 \text{ avec } i = 1, \dots, 36$$

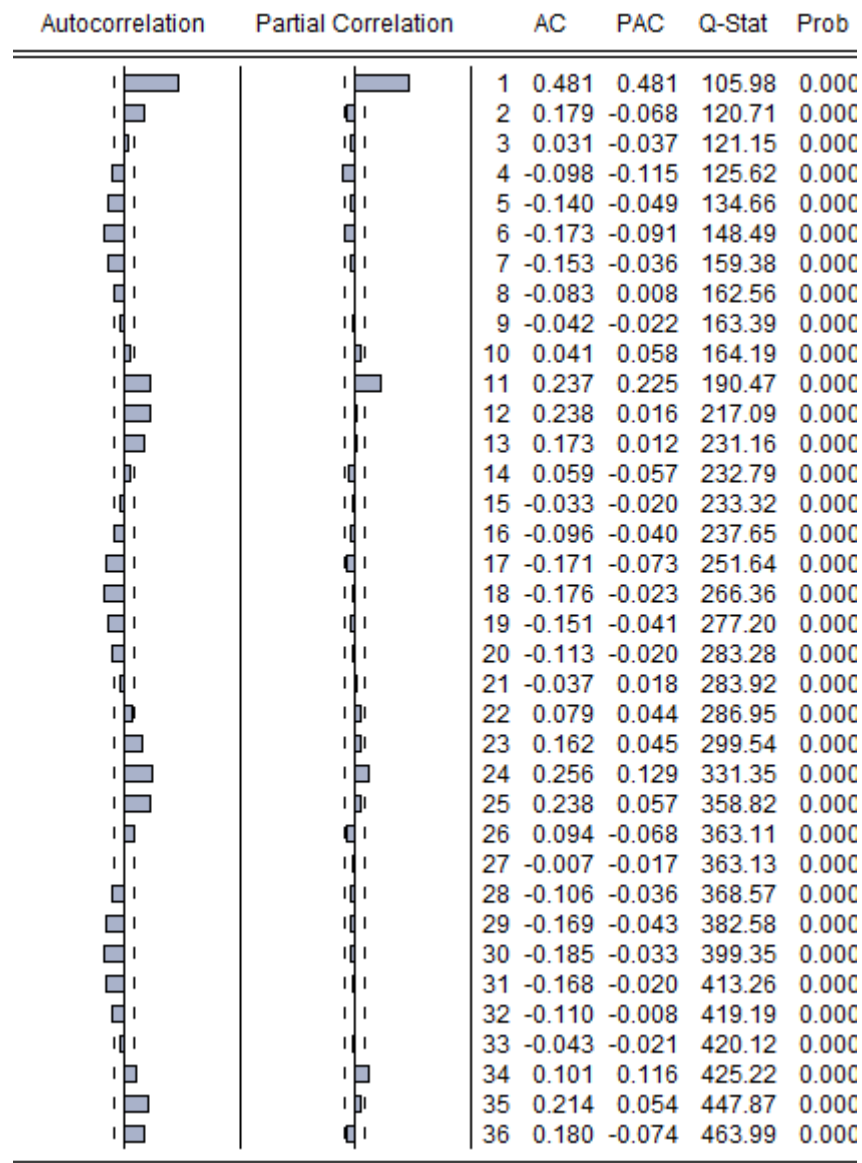


Figure IV.2 : Corrélogramme de la série APPORT

Ce corrélogramme est calculée à l’aide du logiciel EVIEWS 8 et sur 36 retards.

L'analyse du Corrélogramme simple et Corrélogramme partiel de la série APPORT nous indique préalablement que la série est non stationnaire, puisque la fonction d'autocorrelations (visible sur la colonne AC) ne décroît pas de manière rapide.

On y trouve les autocorrelations simples (AC) et les autocorrelations partielles (PAC) qui sont fournies par le logiciel Econometric views (Eviews).

Les bornes de l’intervalle de confiance sont stylisée par des pointillés, chaque terme sortant de cet intervalle est donc significativement différent de zéro au seuil 5%. Eviews fournit

CHAPITRE IV : APPLICATION DE MÉTHODE BOX-JENKINS

aussi la statistique (Q-stat) de Ljung et Box de chaque retard, il spécifie dans la première colonne des valeurs numériques munies de sa probabilité critique (Prob).

Nous observons des corrélogramme typiques d'une série chronologique affectée d'une tendance : un corrélogramme simple dont les valeurs diminuent, alors que le corrélogramme partiel a uniquement le premier terme différent de zéro (0.481). Nous pouvons ainsi conclure que la série n'est pas stationnaire.

IV.5. Test de l'ANOVA:

An de vérifier les hypothèses ci-dessous, il convient d'appliquer le test d'ANOVA le test classique en cette matière est le test de Fisher.

- **Test d'influence du facteur ligne (mois):**

H0 : Pas d'influence du facteur mois: pas de saisonnalité.

H1 : Il y d'influence du facteur mois : existence de la saisonnalité.

- **Test d'influence du facteur colonne (années):**

H0 : La série n'est pas affectée d'une tendance.

H1 : La série est tendancielle.

Nous avons utilisé le logiciel Excel pour l'analyse de variance à partir le test de l'ANOVA, les résultats résumé dans le tableau suivant :

Tableau IV .1: analyse de la variance de la série APPORT.

ANALYSE DE VARIANCE						
Source de variation	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne de carré	F	Probabilité	Valeur critique de F
Lignes	33106,590	37	894,772	2,555	4,05E -22	1,440
Colonnes	52101 ,415	11	4736,492	13,528	4,05E -22	1,812
Erreur	142499,665	455	350,122			

- **Test d'influence de facteur ligne (mois):**

$F_{stat} = 2,555 > F_{theo} = 1,440$ donc (on rejette l'hypothèse nulle) la série est affectée d'une saisonnalité.

- **Test d'influence de facteur colonne (années):**

$F_{stat} = 13,528 > F_{theo} = 1,812$ donc (on rejette l'hypothèse nulle) la série est peut être affectée d'une tendance.

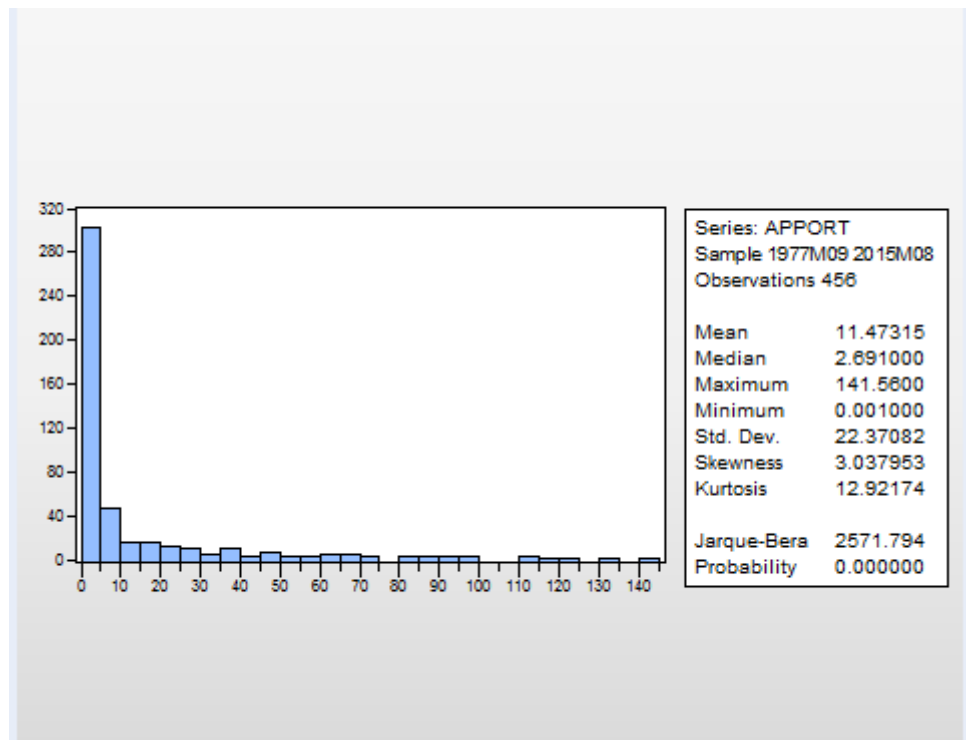
IV.6 Test de Buys-Ballot:

Le test est fondé sur les résultats du tableau ci-dessous

Tableau IV. 2 : test de buys ballot

	Coefficients	Erreur-type	Statistique t	Probabilité
Constante	0,559	0,843	0,662	0,511
Variable X_1	0,626	0,039	16,023	$5,804 * 10^{-18}$

La probabilité de variable X_1 égale $5,804 * 10^{-18} < 0,05$ donc la série multiplicative.

IV.7.Statistiques descriptive :**Figure IV.3 : histogramme de série APPORT.**

EViews fournit de nombreux éléments afin d'étudier notre série. Nous pouvons tout d'abord observer qu'ici la valeur minimale de notre série est : $0,001 \text{ m}^3 / \text{s}$, et la valeur maximale est $141,56 \text{ m}^3 / \text{s}$. On voit que la moyenne : $11,473 \text{ m}^3 / \text{s}$, est médian $2,691$ et on observe un écart type assez forte $22,370 \text{ m}^3 / \text{s}$.

IV.8.Etude de la stationnarité de la série APPORT :

Avant de procéder au test de DICKEY et FULLER, nous devons tout d'abord vérifier si la série ne possède pas de saisonnalité.

Après examen, nous avons pu remarquer l'existence d'une saisonnalité.

IV.8.1 Estimation des coefficients saisonniers :

Les coefficients saisonniers sont calculés et présentés sur le tableau suivant :

Scaling Factors:	
1	3.696986
2	4.013598
3	3.366429
4	2.279295
5	1.190363
6	0.620349
7	0.300161
8	0.273237
9	0.297586
10	0.250678
11	0.870187
12	2.234075

Figure IV.4 : *table des coefficients saisonniers de la série APPORT*

IV.8.2.Série désaisonnalisée ou série (CVS) :

La série corrigée des variations saisonnières (CVS) notée (APPORTSA) est la série à laquelle nous avons enlevé les variations saisonnières, elle exprime ce qu'aurait été la réalité du phénomène s'il n'y avait pas eu de saisons.

A travers le tableau et le graphe de la série désaisonnalisée qui sont affichés ci-après, nous remarquons que l'effet saisonnier a disparu

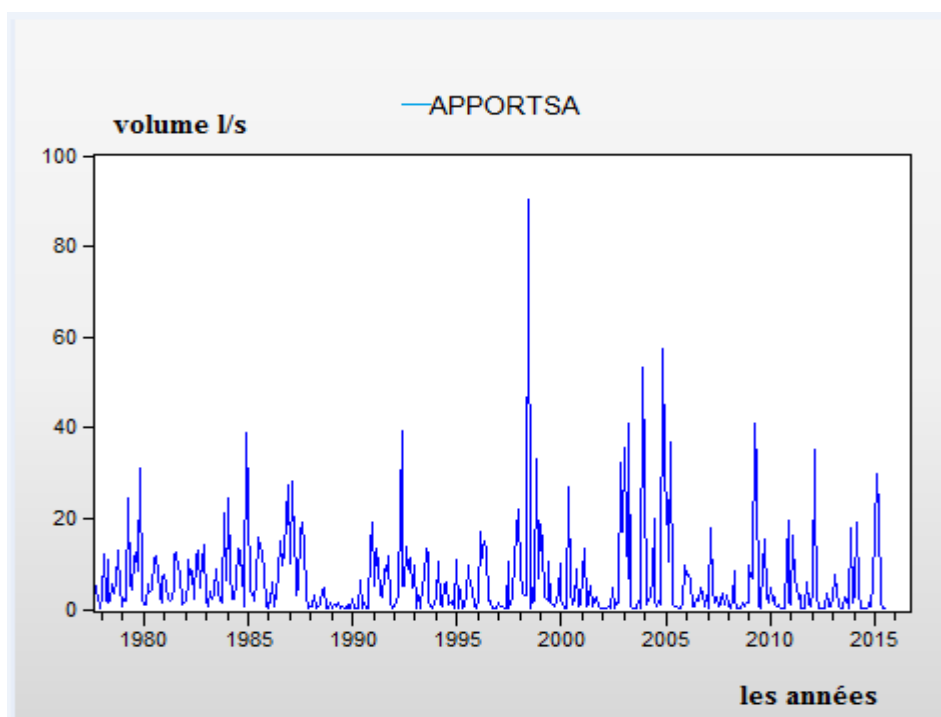


Figure IV. 5: *Le graphe de la série APPORTSA.*

D'après le graphe, la série est bien sans saisonnalité

A partir de graphe comparatif des 2 séries APPORT et APPORTSA on constate que notre série est désaisonnalisée cela est confirme parle corrélogramme(FAC) :

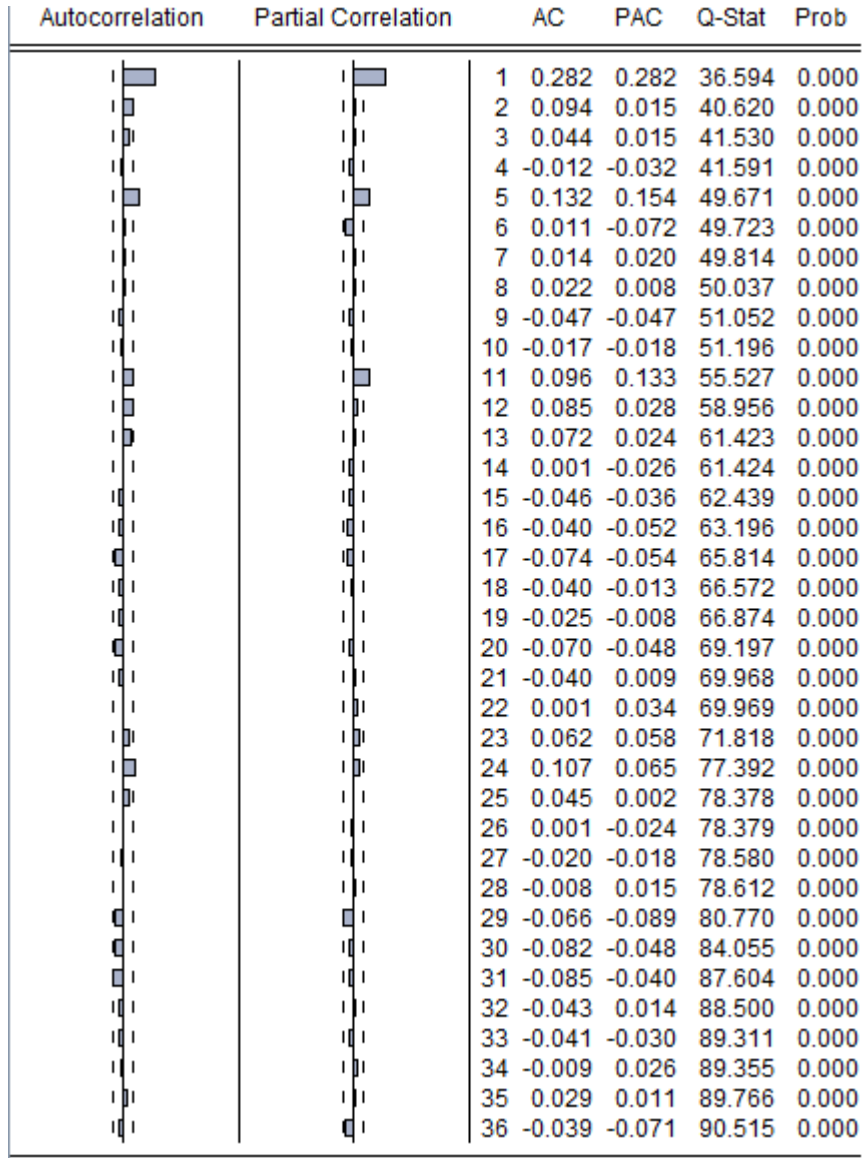


Figure IV.6 : corrélogramme de la série APPORTSA.

IV.9. Etude de la stationnarité de la série dessaisonnalisée APPORTSA :

Afin d'étudier la stationnarité de cette série, nous allons y procéder par les différents tests suivants :

IV.9.1 .Test de Dickey Fuller Augmented:

Avec le test de DICKEY - FULLER Augmenté, on va pouvoir tester la stationnarité de notre série en prenant en compte l'autocorrélation des perturbations ε_t . La procédure va d'abord consister à choisir le nombre de retards optimal.

On va déterminer le nombre de retards optimal par le biais de la méthode de minimisation des critères d'information. Pour ce faire, avec EVIEWS, nous allons pratiquer le test de racine unitaire pour les trois modèles spécifiés par DICKEY - FULLER et pour les différents retards allant de $p = 0$ à p_{\max} . On prendra comme référence $p_{\max} = 5$ en référence au nombre d'observations disponibles.

Choix du nombre de retard optimal, déterminer le nombre de retard P qui minimise les critères d'Akaike et Schwarz pour les trois modèles (avec tendance et constante, avec constante, sans tendance et sans constante)

Tableau .IV. 3 : Choix du nombre de retard optimal.

	Modèle 1 : NON		Modèle 2 : intercepte		Modèle3 : trend and intercepte	
	AIC	SCHWARZ	AIC	SCHWARZ	AIC	SCHWARZ
p = 0	7,383	7,392	7,227	7,245	7,230	7,257
p = 1	7,363	7,381	7,234	7,261	7,237	7,273
p = 2	7,350	7,377	7,240	7,276	7,243	7,288
p = 3	7,350	7,386	7,245	7,290	7,302	7,269
p = 4	7,296	7,341	7,227	7,249	7,230	7,294
p = 5	7,300	7,355	7,227	7,291	7,230	7,303

Nous choisissons P=0 car c'est celui qui minimise les critères d'Akaike et Schwarz. Après avoir choisi le retard P=0, nous passons alors à l'estimation des différents modèles. A savoir ; le modèle 3 (avec tendance et constante), le modèle 2 (sans tendance mais avec constante) et le modèle 1 (sans tendance et sans constante)

IV.9.2 .Estimation du modèle 3 :

Dans ce modèle nous testons les deux hypothèses :

H0: absence de la tendance,

H1:l'existence d'une tendance.

Null Hypothesis: APPORTSA has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Fixed)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-15.92482	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.978355	
5% level	-3.419729	
10% level	-3.132483	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(APPORTSA)
Method: Least Squares
Date: 06/16/19 Time: 17:53
Sample (adjusted): 1977M10 2015M08
Included observations: 455 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
APPORTSA(-1)	-0.719157	0.045160	-15.92482	0.0000
C	5.111739	0.900107	5.679034	0.0000
@TREND("1977M09")	-0.002655	0.003203	-0.828843	0.4076

R-squared	0.359414	Mean dependent var	-0.011454
Adjusted R-squared	0.356580	S.D. dependent var	11.17444
S.E. of regression	8.963411	Akaike info criterion	7.230750
Sum squared resid	36314.92	Schwarz criterion	7.257917
Log likelihood	-1641.996	Hannan-Quinn criter.	7.241453
F-statistic	126.8021	Durbin-Watson stat	2.007486
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figure IV.7 : Estimation du modèle 3 de la série APPORTSA.

Nous comparons les probabilités liées à la tendance avec 5%.

Probabilité de tendance=0,407>0,05 nous acceptons l'hypothèse H0:l'absence de la tendance. Nous passons alors à l'étude du modèle(2) avec constante seulement.

IV.9.3 .Estimation du modèle 2 :

Dans ce modèle nous testons les hypothèses suivantes :

H0: absence de la constante.

H1 :l'existence de la constante.

Null Hypothesis: APPORTSA has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-15.90887	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.444499	
	5% level		-2.867672	
	10% level		-2.570100	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(APPORTSA)				
Method: Least Squares				
Date: 06/16/19 Time: 17:52				
Sample (adjusted): 1977M10 2015M08				
Included observations: 455 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
APPORTSA(-1)	-0.717365	0.045092	-15.90887	0.0000
C	4.495205	0.506658	8.872258	0.0000
R-squared	0.358441	Mean dependent var		-0.011454
Adjusted R-squared	0.357024	S.D. dependent var		11.17444
S.E. of regression	8.960314	Akaike info criterion		7.227873
Sum squared resid	36370.11	Schwarz criterion		7.245985
Log likelihood	-1642.341	Hannan-Quinn criter.		7.235008
F-statistic	253.0921	Durbin-Watson stat		2.008074
Prob(F-statistic)	0.000000			

Figure IV.8 : Estimation du modèle 2 de la série APPORTSA.

Nous remarquons que le coefficient de la constante égale zéro car nous avons la probabilité liée égale zéro on accepte H1.

La série et existé le constante et sans tendance.

Nous passons alors au modèle (1) sans constante et sans tendance.

IV.9.4 .Estimation du modèle 1 :

Dans ce modèle nous testons les deux hypothèses suivantes :

- H0: le processus est non stationnaire.
- H1: le processus est stationnaire

Null Hypothesis: APPORTSA has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 0 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-12.20200	0.0000
Test critical values:				
	1% level		-2.570054	
	5% level		-1.941521	
	10% level		-1.616232	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(APPORTSA)				
Method: Least Squares				
Date: 06/16/19 Time: 17:51				
Sample (adjusted): 1977M10 2015M08				
Included observations: 455 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
APPORTSA(-1)	-0.493681	0.040459	-12.20200	0.0000
R-squared	0.246958	Mean dependent var		-0.011454
Adjusted R-squared	0.246958	S.D. dependent var		11.17444
S.E. of regression	9.696959	Akaike info criterion		7.383697
Sum squared resid	42690.08	Schwarz criterion		7.392753
Log likelihood	-1678.791	Hannan-Quinn criter.		7.387265
Durbin-Watson stat	2.164207			

Figure IV.9: Estimation du modèle 1 de la série APPORTSA.

Nous avons $-12,202 < -1.941$ pour le risque de 5%, on accepte l'hypothèse H1, la série est donc stationnaire.

Nous passons maintenant à l'étape du choix du modèle adéquat.

IV.10.Méthode box et Jenkins :

IV.10.1 Identification des ordres p et q de ARMA :

Notre série est stationnaire, nous allons lui rechercher un modèle ARMA (p,q).

Pour connaître les ordres du modèle ARMA (p,q), on regarde le corrélogramme de la série stationnaire APPORTSA. Le corrélogramme simple permet d'identifier un modèle MA(q), tandis que le corrélogramme partiel permet d'identifier un modèle AR(p).

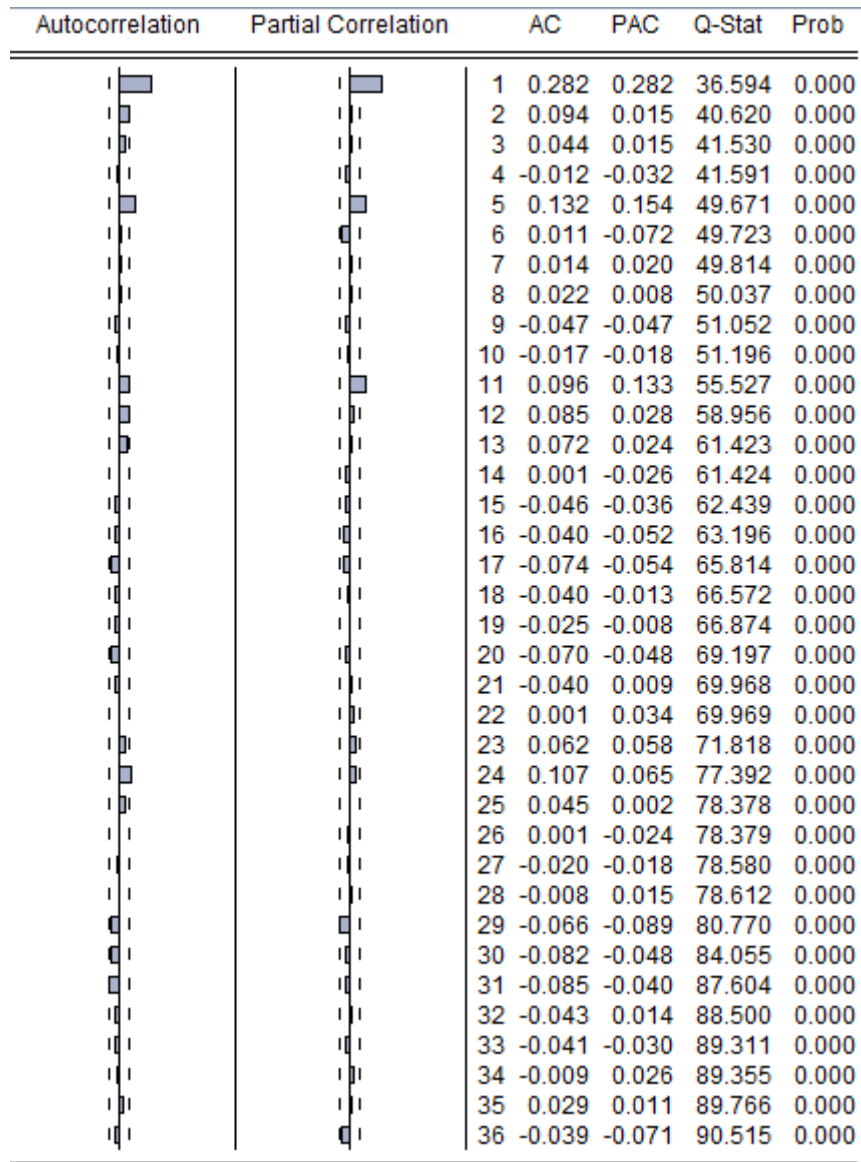


Figure IV.10: *corrélogramme de la série APPORTSA stationnaire.*

Nous remarquons que la première autocorrélation simple montre que la première autocorrélation est différente de zéro nous en déduisons que $q=1$ et $q=5$ et $q=11$

Le corrélogramme de la fonction d'autocorrélation partielle montre que les deux premières autocorrélations partielles sont significativement différentes de zéro.

Nous en déduisons que la première autocorrélation partielle $p=1$ et la deuxième autocorrélation partielle $P=5$. Nous pouvons donc proposer onze modèles afin de prévoir la série:

-Un AR(1)

-Un AR(5)

- Un AR(11)
- UN MA(1)
- UN MA(5)
- Un ARMA (1.1)
- Un ARMA (1.5)
- Un ARMA (5.1)
- Un ARMA (5.5)
- Un ARMA (11.1)
- Un ARMA (11.5)

Nous allons donc procéder à l'estimation des paramètres pour les différents modèles ARMA.

IV.10.2 .Estimation des modèles :

IV.10.2 .1.Estimation du Modèle AR(1) excite constante :

Eviews nous donne les estimations suivantes :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.266273	0.585569	10.70117	0.0000
AR(1)	0.282635	0.045092	6.267946	0.0000
R-squared	0.079805	Mean dependent var		6.270786
Adjusted R-squared	0.077774	S.D. dependent var		9.330492
S.E. of regression	8.960314	Akaike info criterion		7.227873
Sum squared resid	36370.11	Schwarz criterion		7.245985
Log likelihood	-1642.341	Hannan-Quinn criter.		7.235008
F-statistic	39.28715	Durbin-Watson stat		2.008074
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.28			

Figure .IV.11: Estimation du Modèle AR(1) excite constante.

Les probabilités liées sont inférieures à 5%. Nous gardons alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2 .2.Estimation du Modèle AR(5) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.299541	0.504454	12.48783	0.0000
AR(5)	0.132614	0.046836	2.831428	0.0048
R-squared	0.017542	Mean dependent var		6.303712
Adjusted R-squared	0.015354	S.D. dependent var		9.364401
S.E. of regression	9.292233	Akaike info criterion		7.300660
Sum squared resid	38769.17	Schwarz criterion		7.318892
Log likelihood	-1644.299	Hannan-Quinn criter.		7.307845
F-statistic	8.016986	Durbin-Watson stat		1.412454
Prob(F-statistic)	0.004842			
Inverted AR Roots	.67	.21-.63i	.21+.63i	-.54-.39i
				-.54+.39i

Figure .IV .12 : *Estimation du Modèle AR(5) excite constante.*

Les probabilités liées sont inférieurs à 5%. Nous gardons alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2 .3.Estimation du Modèle AR(11) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.321507	0.493427	12.81143	0.0000
AR(11)	0.098923	0.047867	2.066607	0.0394
R-squared	0.009549	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.007313	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	9.378858	Akaike info criterion		7.319277
Sum squared resid	38967.60	Schwarz criterion		7.337696
Log likelihood	-1626.539	Hannan-Quinn criter.		7.326540
F-statistic	4.270865	Durbin-Watson stat		1.433719
Prob(F-statistic)	0.039352			
Inverted AR Roots	.81	.68-.44i	.68+.44i	.34-.74i
				.34+.74i
		-.12-.80i	-.12+.80i	-.53-.61i
				-.53+.61i
		-.78-.23i	-.78+.23i	

Figure .IV.12 : *Estimation du Modèle AR(11) excite constante.*

Les probabilités liées sont inférieurs à 5%. Nous gardons alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2.4. Estimation du Modèle MA(1) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.265331	0.532151	11.77359	0.0000
MA(1)	0.265831	0.045254	5.874175	0.0000
R-squared	0.073605	Mean dependent var		6.268472
Adjusted R-squared	0.071564	S.D. dependent var		9.320364
S.E. of regression	8.980671	Akaike info criterion		7.232403
Sum squared resid	36616.22	Schwarz criterion		7.250484
Log likelihood	-1646.988	Hannan-Quinn criter.		7.239525
F-statistic	36.07157	Durbin-Watson stat		1.966066
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted MA Roots	-0.27			

Figure .IV.13 : *Estimation du Modèle MA(1) excite constante.*

Les probabilités liées sont inférieurs à 5%. Nous gardons alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2.5. Estimation du Modèle MA(5) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.253910	0.492589	12.69600	0.0000
MA(5)	0.139246	0.046728	2.979941	0.0030
R-squared	0.018427	Mean dependent var		6.268472
Adjusted R-squared	0.016265	S.D. dependent var		9.320364
S.E. of regression	9.244254	Akaike info criterion		7.290258
Sum squared resid	38797.13	Schwarz criterion		7.308339
Log likelihood	-1660.179	Hannan-Quinn criter.		7.297380
F-statistic	8.523062	Durbin-Watson stat		1.409053
Prob(F-statistic)	0.003681			
Inverted MA Roots	.55-.40i -.67	.55+.40i	-.21+.64i	-.21-.64i

Figure. IV.14 : *Estimation du Modèle MA(5) excite constante.*

Les probabilités liées sont inférieurs à 5%. Nous gardons alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2 .6.Estimation du Modèle ARMA (1,1) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.266248	0.597052	10.49532	0.0000
AR(1)	0.338295	0.156247	2.165132	0.0309
MA(1)	-0.060554	0.165684	-0.365478	0.7149
R-squared	0.080050	Mean dependent var		6.270786
Adjusted R-squared	0.075980	S.D. dependent var		9.330492
S.E. of regression	8.969027	Akaike info criterion		7.232003
Sum squared resid	36360.43	Schwarz criterion		7.259170
Log likelihood	-1642.281	Hannan-Quinn criter.		7.242706
F-statistic	19.66557	Durbin-Watson stat		1.998791
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.34			
Inverted MA Roots	.06			

Figure .IV.15 : *Estimation du Modèle ARMA (1,1) excite constante.*

La probabilité liée à MA(1) est supérieur à 5%. Nous ne gardons pas alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2 .7Estimation du Modèle ARMA (1,5) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.246572	0.693729	9.004346	0.0000
AR(1)	0.298784	0.044970	6.644041	0.0000
MA(5)	0.174517	0.046587	3.746015	0.0002
R-squared	0.104867	Mean dependent var		6.270786
Adjusted R-squared	0.100906	S.D. dependent var		9.330492
S.E. of regression	8.847223	Akaike info criterion		7.204656
Sum squared resid	35379.56	Schwarz criterion		7.231823
Log likelihood	-1636.059	Hannan-Quinn criter.		7.215358
F-statistic	26.47651	Durbin-Watson stat		2.000753
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.30			
Inverted MA Roots	.57-.41i -.71	.57+.41i	-.22+.67i	-.22-.67i

Figure .IV.16 : *Estimation du Modèle ARMA (1,5) excite constante.*

Les probabilités liées sont inférieurs à 5%. Nous gardons alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2 .8.Estimation du Modèle ARMA (5,1) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.297415	0.638217	9.867202	0.0000
AR(5)	0.158137	0.046781	3.380395	0.0008
MA(1)	0.279626	0.045436	6.154272	0.0000
R-squared	0.096613	Mean dependent var		6.303712
Adjusted R-squared	0.092580	S.D. dependent var		9.364401
S.E. of regression	8.920399	Akaike info criterion		7.221188
Sum squared resid	35648.94	Schwarz criterion		7.248537
Log likelihood	-1625.378	Hannan-Quinn criter.		7.231966
F-statistic	23.95562	Durbin-Watson stat		1.962387
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.69 -56+.41i	.21+.66i	.21-.66i	-.56-.41i
Inverted MA Roots	-.28			

Figure .IV.17 : *Estimation du Modèle ARMA (5,1) excite constante.*

Les probabilités liée est inférieur à 5%. On gade alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2 .9.Estimation du Modèle ARMA (5,5) excite constante.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.286021	0.489787	12.83420	0.0000
AR(5)	-0.136193	0.325919	-0.417875	0.6762
MA(5)	0.273220	0.317415	0.860765	0.3898
R-squared	0.018405	Mean dependent var		6.303712
Adjusted R-squared	0.014023	S.D. dependent var		9.364401
S.E. of regression	9.298510	Akaike info criterion		7.304215
Sum squared resid	38735.10	Schwarz criterion		7.331564
Log likelihood	-1644.100	Hannan-Quinn criter.		7.314993
F-statistic	4.200111	Durbin-Watson stat		1.405759
Prob(F-statistic)	0.015589			
Inverted AR Roots	.54+.39i -.67	.54-.39i	-.21-.64i	-.21+.64i
Inverted MA Roots	.62-.45i -.77	.62+.45i	-.24+.73i	-.24-.73i

Figure .IV.18 : *Estimation du Modèle ARMA (5,5) excite constante.*

La probabilité liée à AR(5) est la probabilité liée à MA(5) supérieur à 5%. Nous ne gardons pas alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2.10. Estimation du Modèle ARMA (11,1) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.317115	0.598890	10.54803	0.0000
AR(11)	0.094327	0.047763	1.974903	0.0489
MA(1)	0.266803	0.045854	5.818533	0.0000
R-squared	0.082808	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.078658	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	9.035542	Akaike info criterion		7.246928
Sum squared resid	36085.33	Schwarz criterion		7.274555
Log likelihood	-1609.441	Hannan-Quinn criter.		7.257822
F-statistic	19.95290	Durbin-Watson stat		1.966502
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.81	.68+.44i	.68-.44i	.34+.73i
	.34-.73i	-.11+.80i	-.11-.80i	-.53-.61i
	-.53+.61i	-.77+.23i	-.77-.23i	
Inverted MA Roots	-.27			

Figure .IV.19 : *Estimation du Modèle ARMA (11,1) excite constante.*

Les probabilités liée est inférieur à 5%. On gade alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.2.11. Estimation du Modèle ARMA (1 1,5) excite constante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.309793	0.572632	11.01892	0.0000
AR(11)	0.113658	0.048172	2.359424	0.0187
MA(5)	0.154047	0.047425	3.248224	0.0012
R-squared	0.030482	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.026095	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	9.289707	Akaike info criterion		7.302410
Sum squared resid	38144.01	Schwarz criterion		7.330037
Log likelihood	-1621.786	Hannan-Quinn criter.		7.313304
F-statistic	6.948392	Durbin-Watson stat		1.407864
Prob(F-statistic)	0.001069			
Inverted AR Roots	.82	.69+.44i	.69-.44i	.34+.75i
	.34-.75i	-.12+.81i	-.12-.81i	-.54-.62i
	-.54+.62i	-.79+.23i	-.79-.23i	
Inverted MA Roots	.56-.40i	.56+.40i	-.21+.65i	-.21-.65i
	-.69			

Figure .IV.20 : *Estimation du Modèle ARMA (1 1,5) excite constante.*

La probabilité liée est inférieur à 5%. On gade alors ce modèle pour les tests sur les résidus.

IV.10.3 .Validation du modèle :

Une fois que la phase d'estimation nous a permis de retenir neuf modèles distincts, nous allons procéder à la validation du modèle à retenir par le biais des tests suivants :

- **Test d'Akaike et Schwarz :**

Tableau .IV.4 : Validation du modèle.

	AR(1)	AR(5)	AR(11)	AR(1)	AR(5)	ARMA(1,5)	ARMA(5,1)	ARMA(11,1)	ARMA(11,5)
Akaike	7,22	7,30	7,31	7,23	7,29	7,20	7,22	7,24	7,30
Schwarz	7,24	7,31	7,33	7,25	7,30	7,23	7,24	7,27	7,33
R^2	0,07	0,01	0,009	0,07	0,018	0,10	0,09	0,08	0,03
$\overline{R^2}$	0,07	0,01	0,007	0,07	0,016	0,1	0,09	0,07	0,02

Les tests de AKAIKE et SHWARZ montrent que le modèle ARMA(1,5) peut être retenu car, il présente de meilleurs critères de pouvoir prédictif que ceux des autres modèles estimés : (R^2 , $\overline{R^2}$, statistique de Fisher : maximum; et AIC, SCH: minimum).

- **Test de Ljung-Box (test d'autocorrélation):**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.001	-0.001	0.0004	
		2	0.002	0.002	0.0028	
		3	0.023	0.023	0.2387	0.625
		4	-0.062	-0.062	2.0025	0.367
		5	-0.006	-0.006	2.0191	0.568
		6	-0.052	-0.053	3.2939	0.510
		7	-0.006	-0.003	3.3099	0.652
		8	0.021	0.018	3.5133	0.742
		9	-0.048	-0.046	4.5714	0.712
		10	-0.032	-0.039	5.0624	0.751
		11	0.103	0.102	10.046	0.347
		12	0.060	0.063	11.721	0.304
		13	0.060	0.057	13.437	0.266
		14	0.003	-0.004	13.443	0.338
		15	-0.025	-0.021	13.737	0.393
		16	-0.021	-0.020	13.943	0.454
		17	-0.072	-0.054	16.434	0.354
		18	-0.033	-0.027	16.952	0.389
		19	-0.012	-0.016	17.018	0.453
		20	-0.064	-0.060	18.959	0.394
		21	-0.023	-0.022	19.205	0.444
		22	0.010	0.004	19.250	0.506
		23	0.042	0.031	20.080	0.516
		24	0.106	0.085	25.507	0.273
		25	0.040	0.032	26.289	0.287
		26	0.008	-0.002	26.318	0.337
		27	-0.023	-0.026	26.570	0.378
		28	0.016	0.044	26.700	0.425
		29	-0.068	-0.052	28.941	0.364
		30	-0.066	-0.056	31.056	0.315
		31	-0.058	-0.053	32.703	0.290
		32	-0.000	0.012	32.703	0.336
		33	-0.024	-0.018	32.994	0.370
		34	0.007	0.006	33.020	0.417
		35	0.071	0.037	35.526	0.350
		36	-0.019	-0.050	35.699	0.388

Figure. IV.21: *corrélogramme de la modèle ARMA (1,5).*

Le Corrélogramme des résidus du modèle retenu ARMA(1,5) la statistique de Ljung Box $Q=35.69$ est inférieur à la valeur tabulée de khi-deux qu'est de 48,60 au seuil de 5%. Donc les résidus forment un bruit blanc.

- **Test de normalité des résidus (test de Jarque-Bera) :**

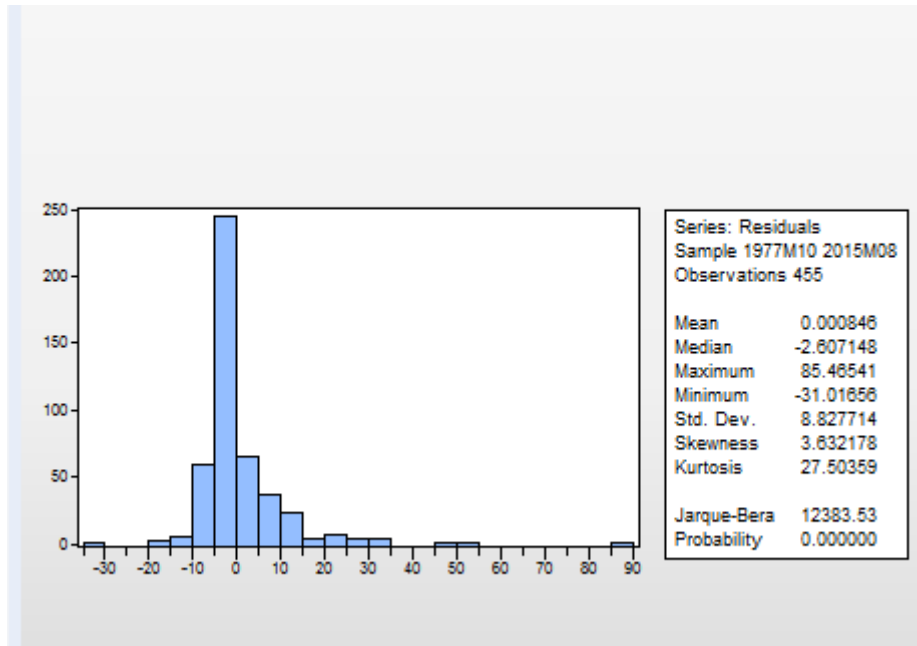


Figure IV .22 : test de normalité.

On a : $sk=3,63$ $(sk)^{\frac{1}{2}} = 1,90$ donc $V_1 = \frac{|sk^{1/2}|}{\sqrt{24/168}} = 5,0 > 1,96$ l'hypothèse non symétrie

$Ku=27,5$ donc $V_2 = \frac{|ku-3|}{\sqrt{24/162}} = 63,25 > 1,96$ l'hypothèse non l'aplatissement

Donc on rejete l'hypothèse de normalité.

IV.10.4 .Prévision :

L'application de la méthode de Box-Jenkins aux données observées au niveau de l'apport de barrage cheffia pour les septembre 1977 jusque à Aout 2015 nous permet d'obtenir Les

Prévisions de Septembre 2015 Jusque à Aout 2016 qui s'établissent comme suit :

Nous avons :

$$APPORTSA_t = 6,2465 + 0,2987APPORTSA_{t-1} + 0,1745\varepsilon_{t-5} + \varepsilon_t \dots\dots(1)$$

$$APPORTSA_t = APPORT_t/CS_t \dots\dots(2)$$

On remplace (2) dans (1) on obtient :

$$APPORT_t = CS_t * (6,2465 + 0,2987 * (APPORT_{t-1}/CS_{t-1}) + 0,1745\varepsilon_{t-5} + \varepsilon_t)$$

$$APPORT_{t+h} = CS_{t+h} * (6,2465 + 0,2987 * (APPORT_{t-1}/CS_{t-1}) + 0,1745\varepsilon_{t-5} + \varepsilon_t)$$

Les prévisions sont calculées pour la période allant de Septembre 2015 jusqu'a Août 2016.

Tableau .IV.5 : Tableau des prévisions :

Moins et année	Prévision(volume l/s)
Septembre 2015	0.843
Octobre 2015	1.162
Novembre 2015	3.946
Décembre 2015	9.689
Janvier 2016	17.166
Février 2016	23.148
Mars2016	20.546
Avril2016	14.140
Mai2016	7.420
Juin2016	3.872
Juillet2016	1.874
Août2016	1.706

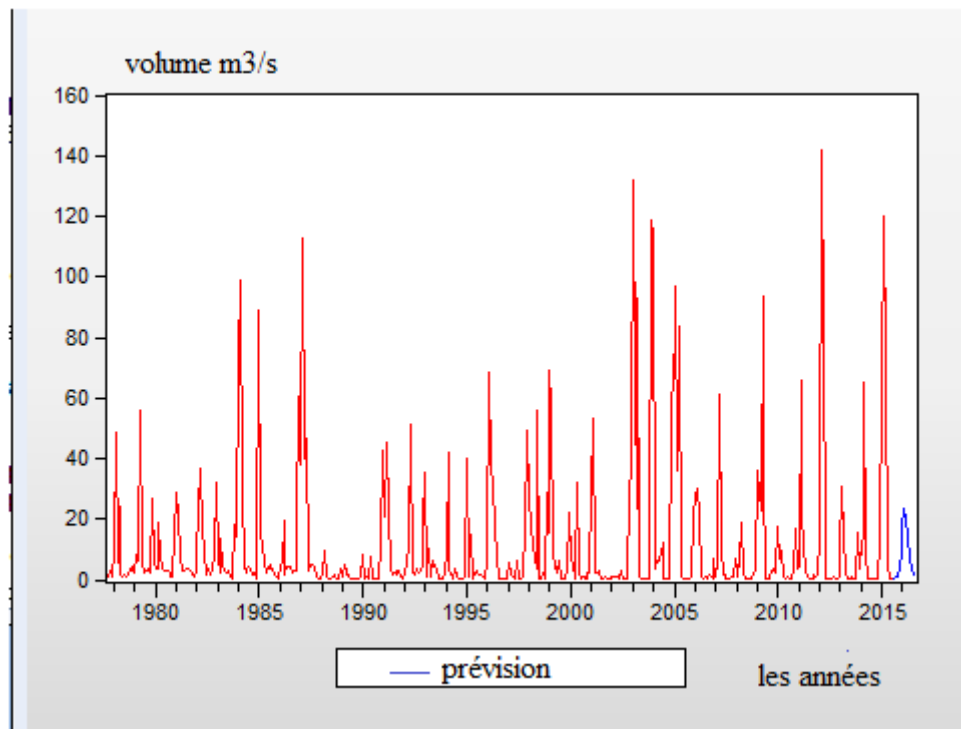
IV.10.5. Graphe de prévision :

Figure .IV.23 : *Graphe de prévision.*

IV.11. Conclusion :

Après l'application de la méthode BOX-Jenkins sur un série des données apports de barrage cheffia pour septembre 1977 Jusqu'à Aout 2015 pour prévision septembre 2015 Jusqu'à Aout 2016 on trouvée le meilleur modèle est ARMA(1,5).

Le modèle ARMA(1,5) est un modèle ARIMA (1, 0,5) avec $d=0$.

CONCLUSION GENERALE :

Dans un pays semi-aride tel que l'Algérie, où la demande en eau prend de plus en plus de l'ampleur au fil des ans, les volumes d'eau véhiculés dans les cours des rivières représentent une composante très importante pour le développement social et économique

Notre travail est la modélisation qui perçoit ces apports liquides comme une variable hydrologique générée par un processus stochastique, ce qui a suscité le recours à des modèles mathématiques prenant en charge la nature stochastique de cette variable ainsi que ses changements dans le temps. Il va sans dire que de tels modèles sont indispensables à toutes les décisions importantes au sujet des ressources hydriques : ils sont utilisés en simulation pour répondre à des questions de conception et mobilisation, et aussi en prévision pour répondre à des questions de gestion.

Dans le cadre de ce travail, nous nous sommes intéressés uniquement à la prévision, des apports en barrage cheffia en septembre 2015 jusqu' à à Aout 2016, pour cela nous avons, tout au long de ce travail concernant la modélisation , essayé d'atteindre notre l'objectif fixé, à savoir, trouver le type de modélisation qui convient pour avoir des prévisions fiables

Par l'application de la méthode de box _jenkins le modèle choisis est celui ARMA (1 , 5) qui a donné les moins valeurs des critères Akaike = 7 ,227 et schwartz = 7 ,245 avec nombre de retard $p=0$

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] : A. Bermad , (1990) « Thèse de magister : Elaboration d'un modèle de gestion d'un barrage réservoir : application au barrage de la Cheffia (Annaba) .
- [2] : A. MARRE 1987, « Le Tell Oriental Algérien de Collo à la Frontière Tunisienne », Etude Géomorphologique, Volume 1, Office Des Publications Universitaires.
- [3] : BOURBONNAIS Régis : « Econométrie », 4ème édition Dunod, Paris 200 2
- [4] : BOURBONNAIS Régis– TERRAZA Michel : « Analyse des séries temporelles », édition Dunod, Paris1998, page149.
- [5] Cf BOURBONNAIS R .et TERRAZA M .chapitre 5, 2010.
- [6] :C.Gourieroux. et A Monfort. "Séries temporelles et modèles dynamiques",Economica,Paris 1995.
- [7]: E. Dor : « Econométrie », Pearson Education France, 2009, Page162.
- [8]: E, Parzen, (1974) Some recent advances in time series modelling. IEEE Transactions on Automatic Control, AC-19, 723–729 .
- [9]: H, Akaike , (1974) A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control. 19(6), 716–723.
- [10] : J.M.Duran et al : Technique des petites barrages en Afrique sahélienne et équatoriale, cemagref éditions –ISBN 2 - 85362 -511-7/1999.
- [11] : kH .Bekai,N.Hammadouche,N .Boukrif : « Etude prévisionnelle des ventes d'huile par la méthode de BOX et JENKINS »,Mémoire de Master ,Université de Bejaia ,Algérie .2013
- [12] : KH. Boukharouba : « Elaboration d'un modèle stochastique de type Box-Jenkins pour la prédiction simple et filtre de kalman pour la prédiction multi-site des apports des oueds au nord d'Algérie », Mémoire de Doctorat, Ecole nationale polytechnique, Algérie.2010.
- [13]: O. D, Anderson, (1976) Time Series Analysis and Forecasting: The BOX JENKINS Approach. Butterworth, London.
- [14] : O. Derdous , 2016 ; Conditions d'écoulement à l'aval d'un barrage en cas de rupture de la digue-Application aux cas Algériens, du diplôme de Doctorat 3ème cycle, Université Badji Mokhtar Annaba .
- [15]: P. G Box. & Jenkins, P. M, (1970) Time Series Analysis. Holden Day, San Francisco, USA.

[16] : R. Bourbonnais– M. Terraza: « Analyse des séries temporelles », édition Dunod, Paris 2004.

[17] : S. Affoune " Ressources en eaux, mobilisation et utilisation dans le bassin versant de la mafragh, mémoire de magister, université mentouri de constantine. Algeria 2006.

[18] : S.Senouci : « Essais d'application des modèles de prévision univariés sur la consommation d'énergie électrique en Algérie », Mémoire de Magister, Université d'Oran, Algérie.2012.

[19] : Wikipédia : site internet

[https : www.edf.fr](https://www.edf.fr) (se site EDF présente les barrages et leurs fonctionnements).

[https://pbil.univ-lyon1 .fr/R/pdf/tdr29.pdf](https://pbil.univ-lyon1.fr/R/pdf/tdr29.pdf).

ANNEXE A :

Tableau .1 : La série des apports

annee/mois	septembre	octobre	novembre	december	janvier	févrie	mars	avril	mai	juin	juille	aout
1977-1978	1,552	1,014	2,757	0,844	9,769	48,671	5,607	24,392	1,641	1,261	1,620	0,955
1978-1979	1,748	3,216	4,262	3,568	2,139	8,358	6,505	55,991	6,420	2,623	3,293	2,930
1979-1980	3,692	2,149	27,008	6,359	3,464	3,337	18,948	8,001	4,568	2,765	3,261	3,179
1980-1981	2,548	0,778	1,149	15,200	28,489	22,054	7,177	4,104	2,694	3,063	3,596	3,474
1981-1982	2,789	2,124	0,735	2,952	7,348	23,736	36,539	16,905	9,891	1,401	3,405	3,546
1982-1983	1,449	2,945	8,817	31,861	7,270	2,431	13,737	5,051	3,480	2,504	2,680	0,951
1983-1984	0,712	0,337	18,466	14,192	72,110	98,973	29,496	5,065	2,612	3,624	4,060	3,498
1984-1985	1,832	2,431	0,566	86,479	89,147	15,109	11,496	5,445	2,320	3,824	4,743	3,897
1985-1986	3,732	2,082	1,013	0,597	5,052	5,506	19,715	1,558	4,406	4,599	4,500	2,604
1986-1987	2,948	3,048	17,747	60,707	37,793	112,628	39,892	46,491	3,661	2,915	5,170	5,264
1987-1988	4,274	0,760	0,599	0,254	2,537	2,594	9,701	0,892	0,641	0,550	1,236	0,911
1988-1989	1,390	0,067	0,183	3,523	1,214	4,930	3,189	1,405	1,803	0,001	0,143	0,027
1989-1990	0,054	0,296	0,172	0,740	8,022	0,614	0,800	0,493	7,415	0,224	0,005	0,434
1990-1991	0,015	0,048	11,844	42,554	24,335	21,144	45,202	22,186	4,297	1,748	2,353	2,650
1991-1992	1,970	2,981	1,612	0,536	1,723	6,123	10,895	51,399	46,956	3,216	1,579	3,768
1992-1993	2,626	2,848	4,113	18,133	35,352	1,308	9,924	0,841	6,378	4,262	4,075	3,317
1993-1994	0,559	0,169	0,061	2,563	9,397	41,939	2,825	2,177	0,552	3,568	1,789	0,253
1994-1995	0,461	0,445	0,097	1,136	39,811	1,051	14,967	0,422	0,499	2,139	2,871	1,981
1995-1996	1,800	1,049	0,854	0,653	6,219	68,696	37,470	31,300	17,815	8,358	0,500	0,493
1996-1997	0,001	0,002	0,001	0,362	5,329	2,984	1,848	0,776	0,346	6,505	0,001	0,260
1997-1998	0,890	2,699	14,960	49,496	27,701	18,258	11,300	6,766	3,727	55,991	0,001	0,637
1998-1999	2,091	0,419	28,901	15,247	69,004	57,628	8,753	5,096	2,346	6,420	0,408	0,245
1999-2000	0,207	0,505	2,927	22,103	6,841	4,963	1,300	0,537	31,947	2,623	0,326	0,837
2000-2001	0,502	2,215	0,445	2,752	28,177	53,086	2,173	2,641	3,068	3,293	0,243	0,474
2001-2002	0,836	0,281	0,313	0,629	0,666	0,749	1,224	1,006	0,039	2,930	0,001	0,099
2002-2003	0,462	0,312	28,249	38,169	131,936	64,926	23,217	92,889	1,419	0,054	0,025	0,009
2003-2004	0,584	0,412	0,084	118,794	114,089	3,564	6,139	6,285	8,797	12,291	0,584	0,166
2004-2005	0,611	0,208	49,846	74,666	69,572	96,967	35,780	83,786	1,178	0,268	0,197	0,011
2005-2006	0,090	0,084	0,744	21,594	27,713	29,951	21,535	1,415	0,978	0,499	0,685	0,502
2006-2007	1,383	0,876	0,461	6,732	1,170	5,251	60,880	10,779	1,806	1,671	0,125	0,289
2007-2008	0,525	0,887	0,779	6,735	3,616	0,679	6,478	19,002	2,688	0,008	0,003	0,001
2008-2009	0,478	0,106	1,367	3,098	35,843	28,606	22,581	93,336	35,822	0,353	0,118	0,033
2009-2010	2,697	3,844	2,260	3,331	17,466	6,909	9,626	1,890	0,513	0,717	0,001	0,023
2010-2011	0,057	2,888	16,999	3,952	4,264	65,993	21,060	12,458	2,850	1,811	0,001	0,001
2011-2012	0,001	1,461	1,301	1,379	14,105	141,560	83,690	7,953	0,186	0,001	0,001	0,001
2012-2013	1,028	0,454	0,659	1,199	8,861	30,728	15,041	2,374	0,355	0,019	0,001	0,719
2013-2014	0,65	0,04	15,48	3,45	12,03	13,85	65,09	9,37	0,08	0,001	0,001	0,001
2014-2015	0,15	0,37	0,62	12,31	63,58	120,11	73,19	3,26	2,03	0,001	0,001	0,001

ANNEXE B :

1 .Etude de non stationnarité d'une série chronologique :

La plupart des résultats et méthodes utilisées dans l'analyse des séries chronologiques sont basés sur l'hypothèse de la stationnarité du second ordre, lorsque cette hypothèse n'est pas satisfaite, ce qui est souvent le cas dans la pratique, des transformations sont appliquées (différence ordinaire, différence saisonnarité, différence mixte, transformation De Box-Cox,...) pour assurer la stationnarité du second ordre.

Pour que ces transformations soient adéquates il faut, à priori, pouvoir détecter correctement la nature des variations de la série. Pour répondre à ce besoin plusieurs techniques ont été mises au point afin de détecter la tendance, la saisonnalité, la rupture.

2 .L'étude de la saisonnalité :

Est un préalable au traitement d'une série chronologique. En effet, lorsque cette composante existe, il convient de l'isoler afin de pouvoir analyser les autres caractéristiques. Une désaisonnalisation systématique, sans tester l'existence de cette composante, peut créer un « bruit » parasite nuisible à l'analyse de la chronique et donc dégrader la qualité de la prévision.

3 .Prévision d'une chronique non saisonnière :

Si une chronique ne possède pas de saisonnalité ou a été désaisonnalisée, il est indispensable de tester la présence ou non d'une tendance. Les tests relatifs à cette détection utilisent la plupart des instruments déjà présentés pour l'existence de la saisonnalité, à savoir :

- la représentation graphique de la série brute ;
- l'analyse de la variance ;
- la fonction d'autocorrélation ;
- le spectre.

4. Utilisation des coefficients saisonniers :

Les coefficients saisonniers en faisant l'hypothèse que la saisonnalité se reproduit à l'identique, ils peuvent être utilisés pour prévoir les valeurs de cette composante. La chronique CVS est alors modélisée par une fonction cinématique¹ ou par une technique de lissage exponentiel.

La prévision de la chronique est ensuite obtenue par agrégation des différentes composantes en fonction du schéma de décomposition retenu.

5. Le processus Bruit Blanc (*White Noise*) :

Soit le processus, $x_t, t \in T$. Si pour tout n -up le du temps $t_1 < t_2 < \dots < t_n$, les variables aléatoires réelles suivantes $x_{t_2} - x_{t_1}, \dots, x_{t_n} - x_{t_{n-1}}$ (différences premières) sont indépendantes, il s'agit d'un processus à accroissements indépendants

.Le processus $x_t, t \in T$ est dit à accroissements indépendants stationnaires si de plus la loi de probabilité de $(x_{t+h} - x_t) \forall h \in T$ ne dépend pas de t .

Un Bruit Blanc est un processus stochastique à accroissements non corrélés. Il est dit Bruit Blanc « fort » si les accroissements sont indépendants. Ils'agit donc d'une suite de variables aléatoires réelles homoscédastiques et indépendantes. On l'appelle aussi processus *i.i.d.* (processus discret formé de variables mutuellement indépendantes et identiquement distribuées). Si la loi de probabilité de x_t est normale alors le Bruit Blanc est nécessairement *i.i.d.* Il est parfois dit Bruit Blanc gaussien et noté alors *n.i.d.* (normalement et identiquement distribuée).

Un Bruit Blanc est donc tel que :

$$E[x_t] = m \forall t \in T$$

$$V[x_t] = \sigma^2 \forall t \in T$$

$$\text{Cov}[x_t, x_{t+\theta}] = \gamma_x(\theta) = 0 \forall t \in T, \forall \theta \in T$$

Si $E[x_t] = 0$, le Bruit Blanc est centré, ce que l'on suppose par la suite.

Un processus *i.i.d.* ou *n.i.d.* est nécessairement stationnaire mais tous les processus stationnaires ne sont pas *i.i.d.* ou *n.i.d.*, dans ce dernier cas le processus stationnaire est dit à mémoire, c'est-à-dire qu'il existe une loi de reproduction interne au processus qui est donc modélisable.

6. Tests de racines unitaires non saisonnières :

Il apparaît évident, à l'issue de la section précédente, que les structures DS et TS jouent un rôle très important dans le traitement statistique d'une chronique. Comment choisir entre l'une ou l'autre des structures ? Les tests de recherche de racine unitaire dans les processus générateurs tentent de répondre à cette question. Les tests de racines unitaires sont maintenant très nombreux, ils peuvent être rassemblés selon l'hypothèse testée.

- Les tests standards pour lesquels l'hypothèse H_0 concerne la présence d'une racine unitaire contre l'hypothèse H_1 de stationnarité du processus.

Ceci concerne les tests de Dickey-Fuller simple (1979), Dickey-Fuller Augmenté (1981) qui sont à l'origine de ce type d'études. Ils ont connu par la suite des extensions comme le test non paramétrique de Phillips-Perron (1988), le test de Seo (1999) qui traite explicitement de l'hétéroscédasticité dans les processus ou encore le test de Dickey et Pantula (1987) pour la recherche de plusieurs racines unitaires.

- Les tests efficaces. Dans les tests précédents l'un des modèles de base prend en compte une tendance déterministe. Plusieurs auteurs ont montré que l'élimination de cette composante peut apporter un gain « efficace » dans la recherche des racines unitaires. Les premiers tests de ce type ont été présentés par Sargan et Bharsava (1983) et Schmidt et Phillips (1992).

Les plus utilisés sont cependant ceux d'Elliot, Rothenberg et Stock (1996) et de Ng et Perron (2001).

- Les tests avec rupture structurelle dans la chronique échantillon. Perron

(1989) montre que la présence d'un changement structurel de tendance dont le processus générateur est stationnaire autour d'une tendance linéaire a pour conséquence d'introduire un biais dans le test de racine unitaire.

L'auteur propose donc un test de racine unitaire avec changement structurel (exogène) de tendance. D'autres tests ont, par la suite, été développés en particulier ceux de Zivot et Andrews (1992) avec estimation des dates de changement structurel (endogène) de tendance et de Perron et Rodriguez (2003) avec estimation de plusieurs changements structurels de tendance.

- *Les tests de stationnarité avec hypothèse H_0 la stationnarité.* Ces tests ont donc pour hypothèse H_1 la non stationnarité.

Nous pouvons citer le test de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt et Shin (1992) souvent utilisé lorsqu'il existe une autocorrélation des résidus des modèles en niveau ou en tendance estimés.

Nous pouvons mentionner aussi les tests de Leybourne et McCabe, (1994), de Xiao (2001) ou encore celui de Paparoditis et Politis (2003).

Dans cet ouvrage nous présentons tout d'abord en introduction le test de Dickey – Fuller Simple, puis le test de Dickey – Fuller Augmenté qui permettent de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique.

Nous décrivons par la suite les tests les plus utilisés en pratique : Phillips et Perron puis le test de Dickey et Pantula. Puis les tests de Elliot, Rothenberg et Stock et de Ng et Perron et enfin le test KPSS (Kwiatkowski *et alii.*).

7. Les tests de Dickey et Fuller augmentés :

✓ **Procédures de tests**

Les tests ADF sont fondés, sous l'hypothèse alternative $|\phi| < 1$, sur l'estimation par les MCO des trois modèles (cf. paragraphe précédent) :

$$\text{Modèle [4]} : \Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=1}^P \phi_j \Delta x_{t-j+1} + a_t$$

$$\text{Modèle [5]} : \Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=1}^P \phi_j \Delta x_{t-j+1} + c + a_{it}$$

$$\text{Modèle [6]} : \Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=1}^P \phi_j \Delta x_{t-j+1} + c + bt + a_t$$

Avec $a_t \rightarrow i.i.d. (0; \sigma_a^2)$

ANNEXE C :

Guide d'utilisation d'EViews 08

1. Introduction :

Eviews est un logiciel d'économétrie moderne et convivial par son interface utilisateur souple et rapide. Il offre toutes les fonctions nécessaires en analyse financière, prévision macro-économique et simulations.

Eviews est équipé notamment de technique d'estimation d'équations pour séries chronologiques et tableaux croisés, d'évaluation de modèles, de prévision et simulation stochastique et enfin de la gestion de bases de données.

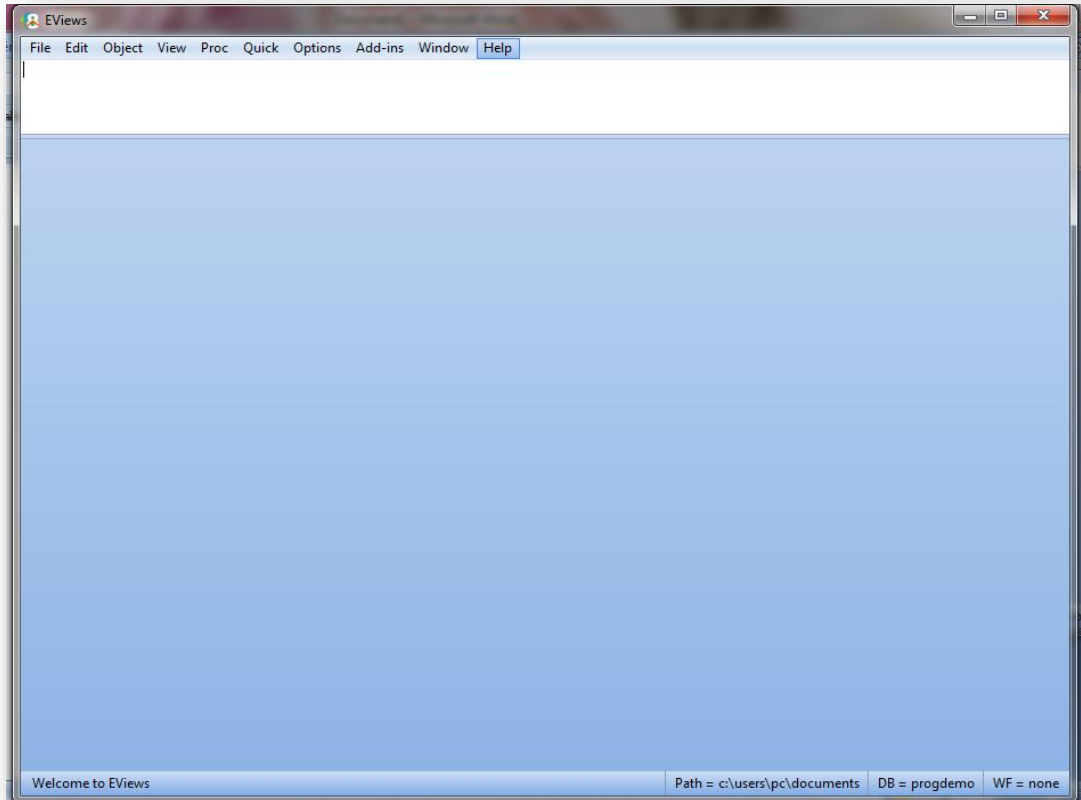
La première version d'Eviews, Eviews 1.0 a été lancé en 1994.

Nous avons utilisé l'Eviews 8.0 qui se présente ainsi

2. Interface du logiciel EViews.8:

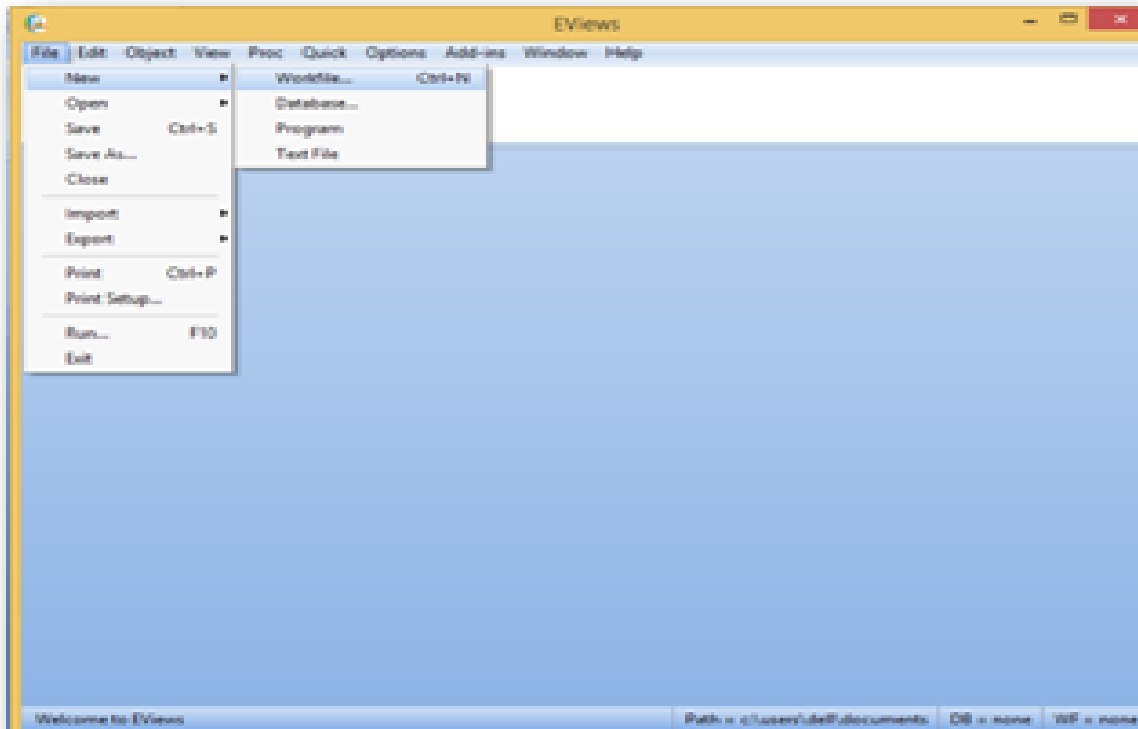
Comme vous avez remarqué l'interface d'Eviews comme toute interface sous Windows possède des menus déroulants. Nous allons illustrer leurs utilités dans le traitement d'une série chronologique.

L'interface d'EViews.8 est représentée par la figure ci-dessous. Le menu principal du logiciel apparaît clairement dans la barre d'outils principale, il contient plusieurs sous-menus opérant sur des fichiers de travail (workfile).



3. Concepts de base d'utilisation du logiciel :

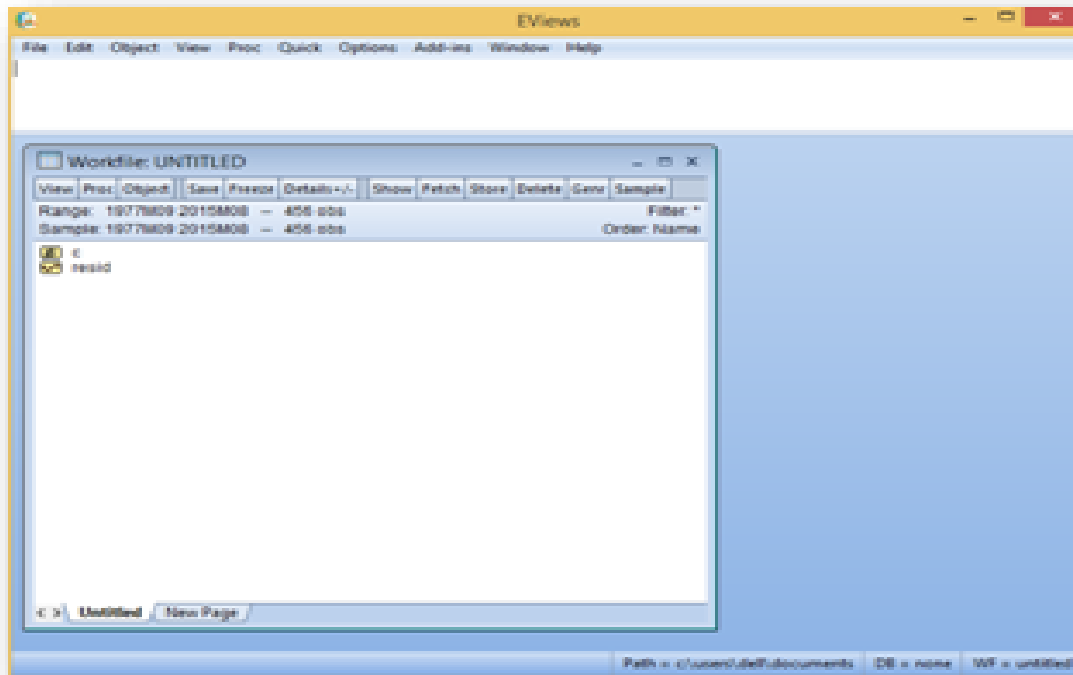
3.1. Création du workfile :



Cliquer sur le chemin File/ New/ Workfile du menu principal, une boîte de dialogue S'intitulant Workfile Range apparaît juste après, demandant d'indiquer :

- La fréquence appropriée (Annuelle, semi-annuelle, mensuelle, journalière.....) dans le champs Workfile frequency.
- La période de la série en étude, le début et la fin de la période respectivement dans les champs Start date et End date.

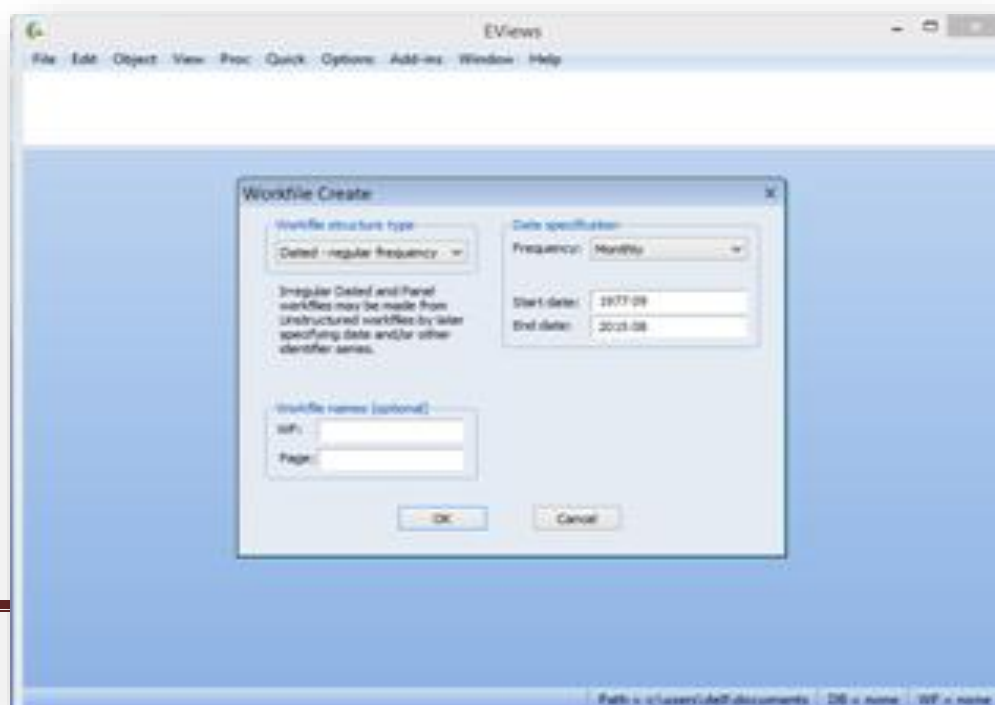
Une fois que les informations ont été bien fournies, cliquez Ok. EViews affiche la fenêtre associée au nouveau fichier de travail sur la fenêtre principale d'Eviews on aura la figure

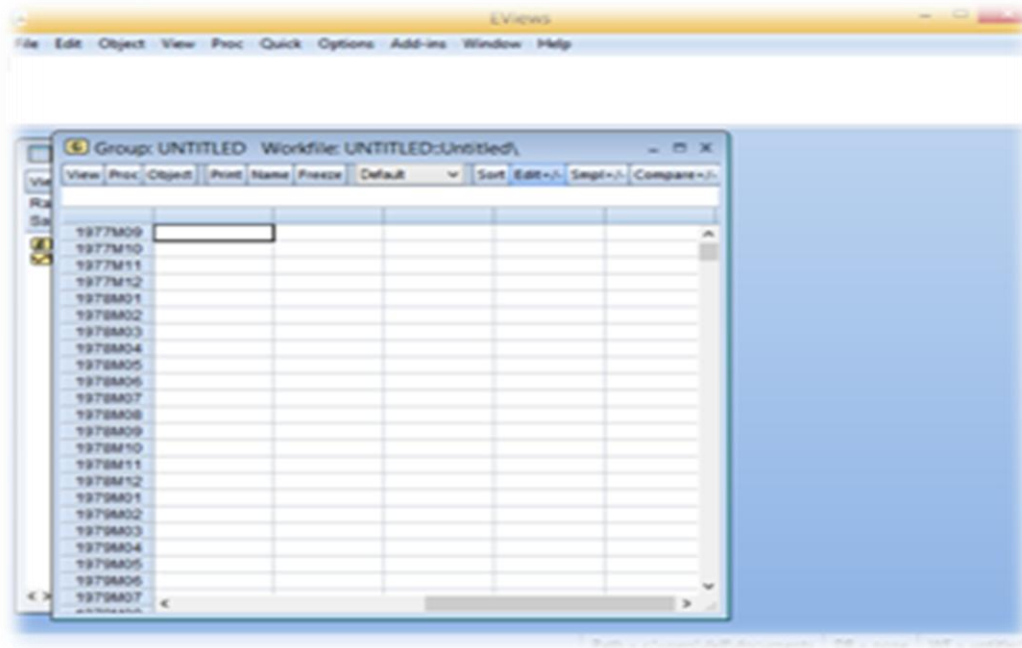


3.2. Editer les données :

La saisie des données se fait de deux manières :

-En utilisant la commande Edit+/-





- en utilisant la commande Import/Read Texte -Lotus-, une fenêtre s'ouvrira pour qu'on choisisse de quel fichier on veut importer la série puis on note le nom de la série dans la quelle on veut mettre les valeurs importées.

3.3. L'enregistrement du workfile

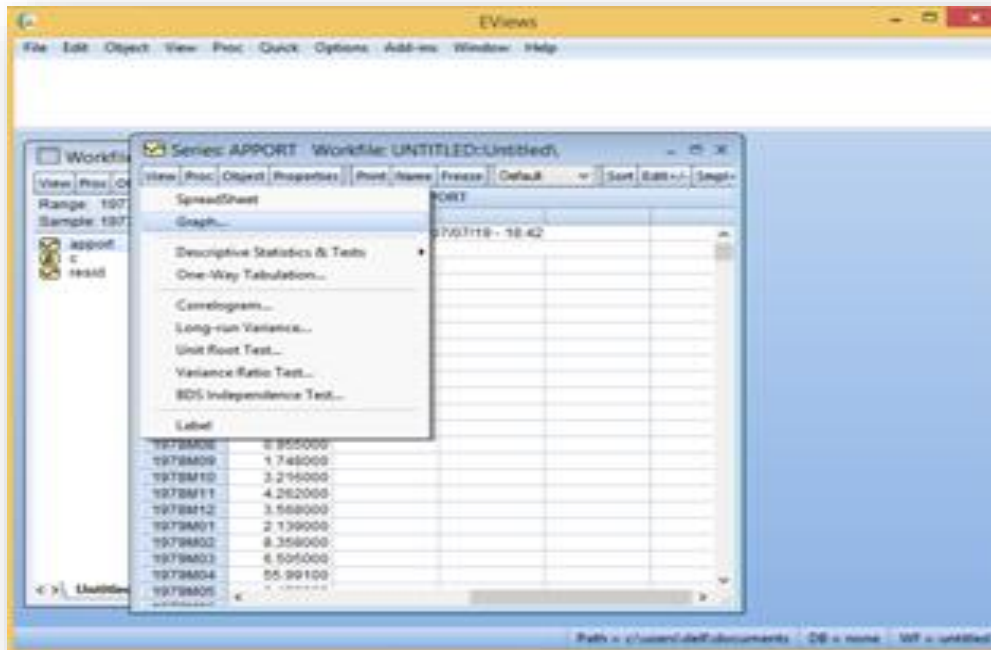
Pour sauvegarder le nouveau .chier de travail, nous procéderons comme toute sauvegarde sur Windows par la commande File/Save ou File/Save As du menu principal toujours en indiquant le nom du fichier et la destination de sauvegarde et cliquant sur Ok pour confirmation.

3.4. Etude d'une série :

✓ Représentation graphique

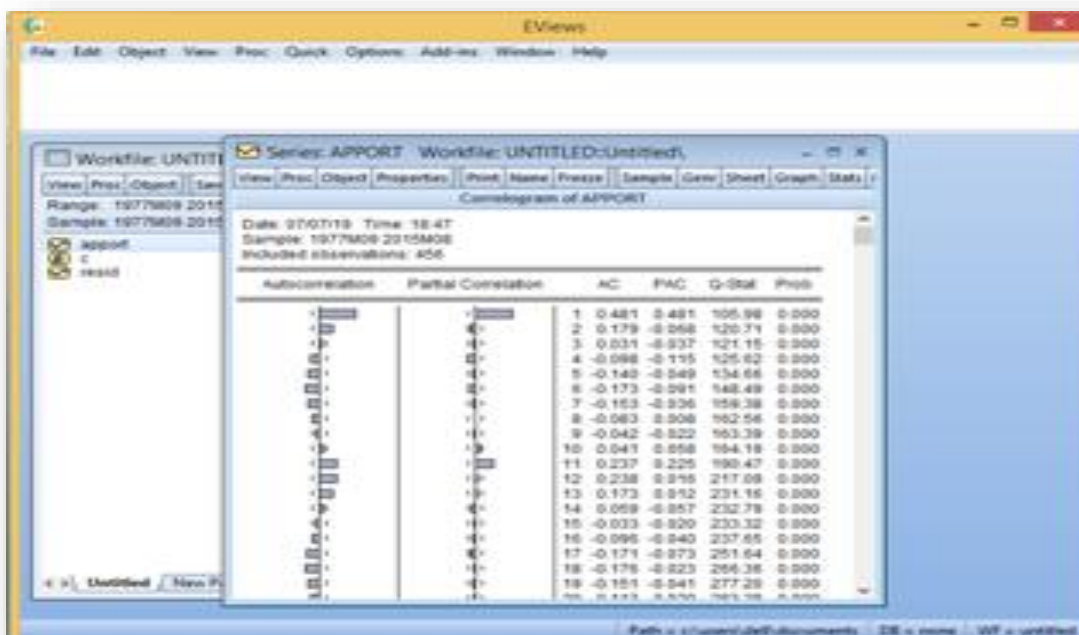
Pour avoir la représentation graphique on a deux possibilités :

-Soit par le chemin : Quick/graphe/line graph.



✓ **Représentation du corrélogramme**

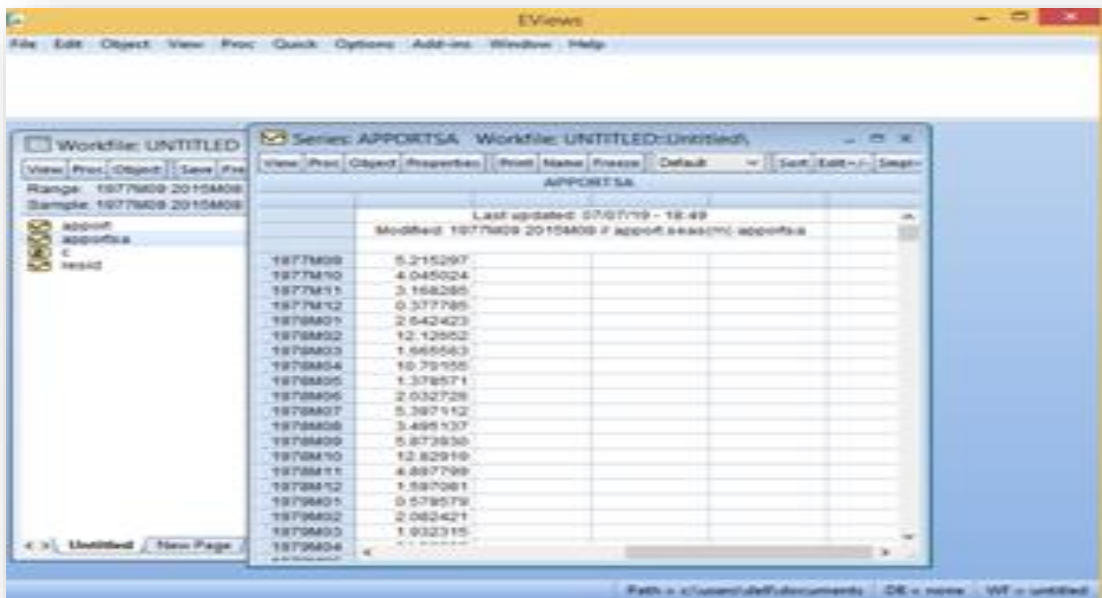
On double clique sur la série puis par le chemin :view /graph/corrélogramme et on aura La figure ci-dessous et une fois qu'on a précisé le type de corrélogramme qu'on désire et le Nombre de retards qu'on veut à ç cher on clique sur Ok.



3.5. Déseasonnalité de la série :

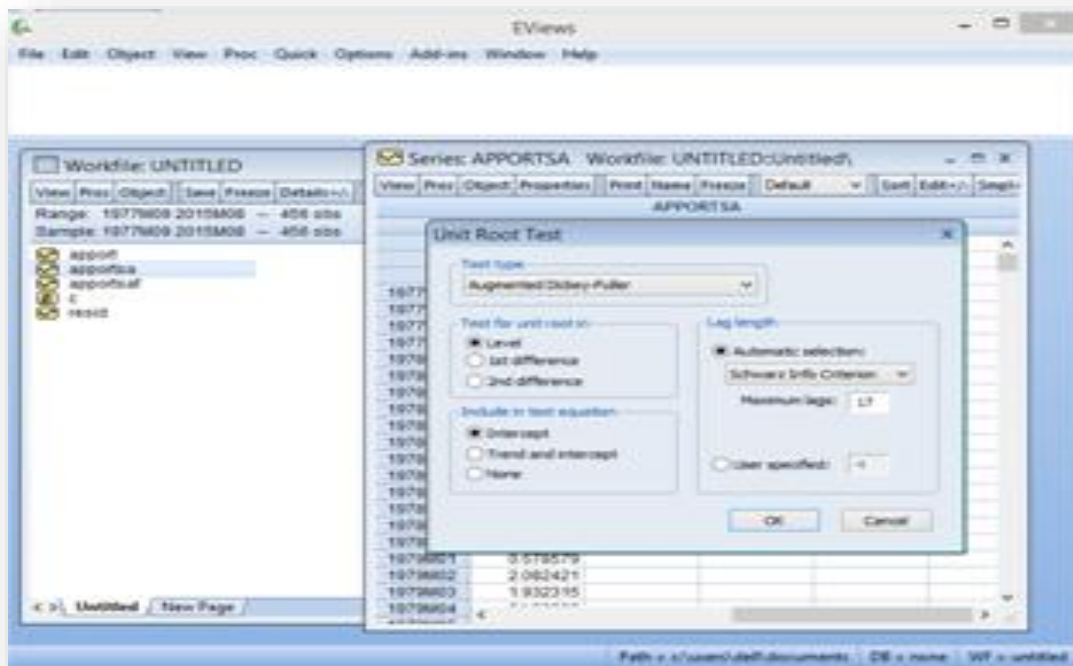
Clique sur la série donnée /proc/Seasonal Adjustment/Moving Average Methode/multiplicative/ok

Le nouvelle donnée de la sérié son nom APPORTSA



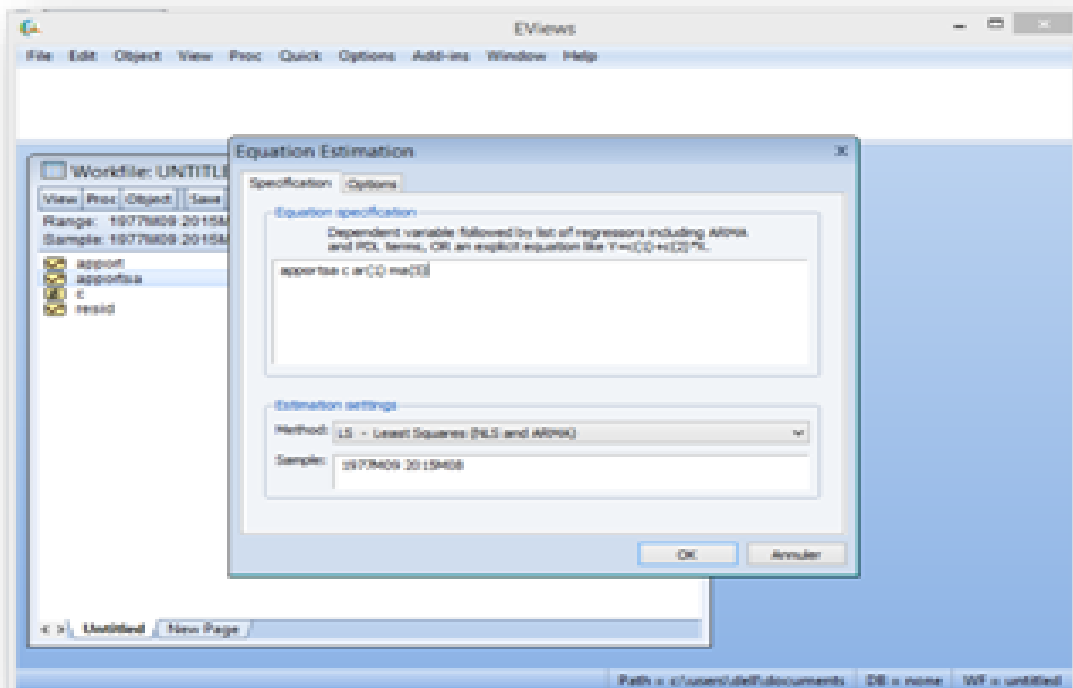
3.6. Test de Dickey-Fuller :

On double clique sur la série puis par le chemin: view/graph/ Unit root test on aura la figure ci dessous dans laquelle on doit préciser le nombre de retard, le type de test (non, intercept....)en suite on clique sur Ok.

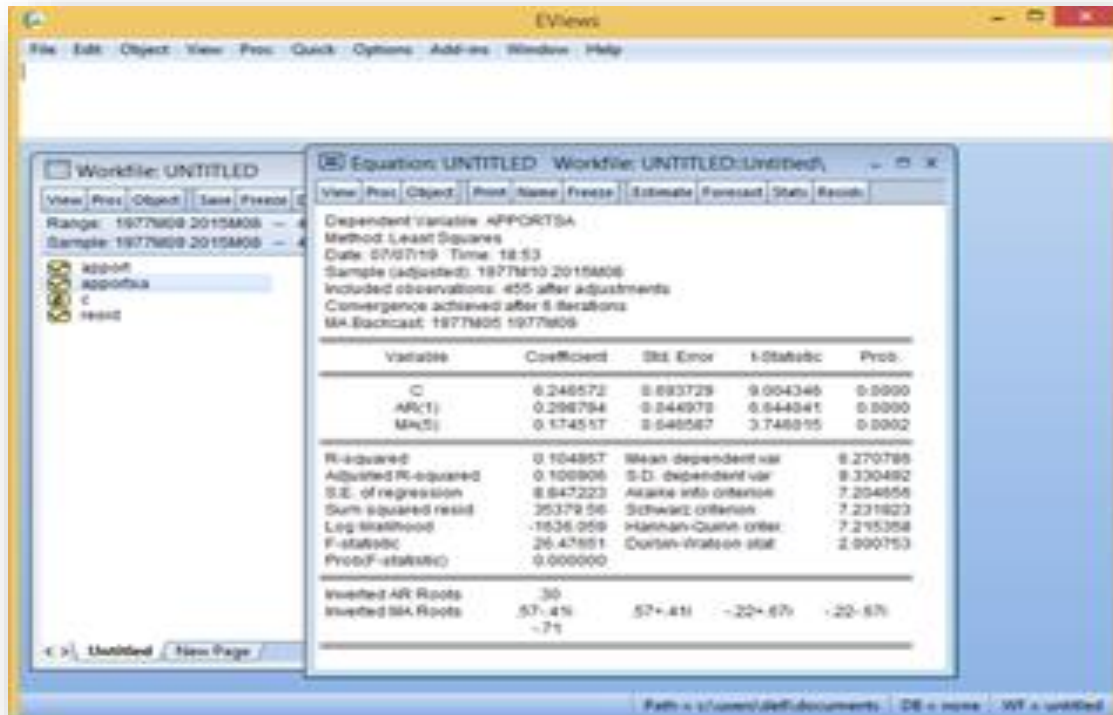


3.7. Estimation d'un modèle :

Eviews dispose d'un outil très avancé et très performants pour l'estimation des modèles. Pour cela il suffit de cliquer sur Quick/Estimates Equation et on aura une fenêtre dans laquelle on saisit le modèle puis on clique sur Ok.



Cliquer ok on trouver le résultat suivante :



4. Autre estimation des modèles:

1. Estimation de modèle AR(1)AR(5) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.294457	0.723178	8.703886	0.0000
AR(1)	0.283426	0.044894	6.313231	0.0000
AR(5)	0.136120	0.044936	3.029201	0.0026
R-squared	0.097807	Mean dependent var	6.303712	
Adjusted R-squared	0.093779	S.D. dependent var	9.364401	
S.E. of regression	8.914501	Akaike info criterion	7.219865	
Sum squared resid	35601.81	Schwarz criterion	7.247214	
Log likelihood	-1625.080	Hannan-Quinn criter.	7.230644	
F-statistic	24.28384	Durbin-Watson stat	1.981431	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.74	.27+.63i	.27-.63i	-.49-.39i
	-.49+.39i			

Figure.1 :Estimation de modèle AR(1) AR(5)

2. Estimation de modèle AR(1) AR(11) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.320083	0.699549	9.034509	0.0000
AR(1)	0.286261	0.045370	6.309463	0.0000
AR(11)	0.104300	0.045907	2.271984	0.0236
R-squared	0.091384	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.087273	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.993200	Akaike info criterion		7.237533
Sum squared resid	35747.92	Schwarz criterion		7.265161
Log likelihood	-1607.351	Hannan-Quinn criter.		7.248427
F-statistic	22.22717	Durbin-Watson stat		2.017038
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.85	.71+.44i	.71-.44i	.37-.74i
	.37+.74i	-.09-.80i	-.09+.80i	-.51-.61i
	-.51+.61i	-.76+.23i	-.76-.23i	

Figure .2 : Estimation de modèle AR(1) AR(11)

3. Estimation de modèle AR(1) AR(5) AR(11) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.310081	0.887995	7.105990	0.0000
AR(1)	0.287792	0.044974	6.399035	0.0000
AR(5)	0.134030	0.044996	2.978735	0.0031
AR(11)	0.102288	0.045508	2.247671	0.0251
R-squared	0.109305	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.103246	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.914161	Akaike info criterion		7.222107
Sum squared resid	35042.86	Schwarz criterion		7.258944
Log likelihood	-1602.919	Hannan-Quinn criter.		7.236633
F-statistic	18.03967	Durbin-Watson stat		1.988000
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.88	.69+.42i	.69-.42i	.37-.77i
	.37+.77i	-.07+.78i	-.07-.78i	-.53-.61i
	-.53+.61i	-.75-.25i	-.75+.25i	

Figure. 3 : Estimation de modèle AR(1) AR(5) AR(11)

4. Estimation de modèle AR(1) AR(5) MA(1):

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.296049	0.694888	9.060523	0.0000
AR(1)	0.183056	0.147207	1.243533	0.2143
AR(5)	0.147600	0.046442	3.178148	0.0016
MA(1)	0.107489	0.150750	0.713030	0.4762
R-squared	0.098568	Mean dependent var		6.303712
Adjusted R-squared	0.092518	S.D. dependent var		9.364401
S.E. of regression	8.920703	Akaike info criterion		7.223456
Sum squared resid	35571.79	Schwarz criterion		7.259922
Log likelihood	-1624.889	Hannan-Quinn criter.		7.237827
F-statistic	16.29248	Durbin-Watson stat		1.991818
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.72 -.52+.40i	.25+.64i	.25-.64i	-.52-.40i
Inverted MA Roots	-.11			

Figure. 4 : Estimation de modèle AR(1) AR(5) MA(1)

5. Estimation de modèle MA(1) MA(5) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.247726	0.606112	10.30787	0.0000
MA(1)	0.281115	0.044232	6.355453	0.0000
MA(5)	0.183231	0.044362	4.130323	0.0000
R-squared	0.101981	Mean dependent var		6.268472
Adjusted R-squared	0.098017	S.D. dependent var		9.320364
S.E. of regression	8.851811	Akaike info criterion		7.205678
Sum squared resid	35494.61	Schwarz criterion		7.232800
Log likelihood	-1639.895	Hannan-Quinn criter.		7.216362
F-statistic	25.72195	Durbin-Watson stat		1.959299
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted MA Roots	.53+.41i -.78	.53-.41i	-.28-.67i	-.28+.67i

Figure .5: Estimation de modèle MA(1) MA(5)

6. Estimation de modèle AR(1) AR(5) MA(1) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.296049	0.694888	9.060523	0.0000
AR(1)	0.183056	0.147207	1.243533	0.2143
AR(5)	0.147600	0.046442	3.178148	0.0016
MA(1)	0.107489	0.150750	0.713030	0.4762
R-squared	0.098568	Mean dependent var		6.303712
Adjusted R-squared	0.092518	S.D. dependent var		9.364401
S.E. of regression	8.920703	Akaike info criterion		7.223456
Sum squared resid	35571.79	Schwarz criterion		7.259922
Log likelihood	-1624.889	Hannan-Quinn criter.		7.237827
F-statistic	16.29248	Durbin-Watson stat		1.991818
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.72	.25+.64i	.25-.64i	-.52-.40i
		-.52+.40i		
Inverted MA Roots	-.11			

Figure .6 : Estimation de modèle AR(1) AR(5) MA(1)

7. Estimation de modèle AR(1) AR(5) AR(11) MA(1) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.308988	0.852268	7.402591	0.0000
AR(1)	0.224074	0.140276	1.597382	0.1109
AR(5)	0.142924	0.046279	3.088323	0.0021
AR(11)	0.102243	0.046489	2.199281	0.0284
MA(1)	0.069569	0.146212	0.475812	0.6344
R-squared	0.109638	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.101544	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.922618	Akaike info criterion		7.226228
Sum squared resid	35029.77	Schwarz criterion		7.272274
Log likelihood	-1602.836	Hannan-Quinn criter.		7.244385
F-statistic	13.54524	Durbin-Watson stat		1.996047
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.87	.68+.42i	.68-.42i	.36-.77i
		.36+.77i	-.08-.78i	-.08+.78i
		-.54+.61i	-.75+.25i	-.75-.25i
Inverted MA Roots	-.07			

Figure.7 : Estimation de modèle AR(1) AR(5) AR(11) MA(1)

8. Estimation de modèle AR(1) AR(5) MA(5) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.277696	0.578120	10.85881	0.0000
AR(1)	0.277492	0.043474	6.383009	0.0000
AR(5)	-0.432474	0.096150	-4.497894	0.0000
MA(5)	0.607498	0.089600	6.780137	0.0000
R-squared	0.114833	Mean dependent var		6.303712
Adjusted R-squared	0.108892	S.D. dependent var		9.364401
S.E. of regression	8.839854	Akaike info criterion		7.205247
Sum squared resid	34929.93	Schwarz criterion		7.241713
Log likelihood	-1620.783	Hannan-Quinn criter.		7.219619
F-statistic	19.32982	Durbin-Watson stat		1.965795
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.75+.49i -.80	.75-.49i	-.21-.80i	-.21+.80i
Inverted MA Roots	.73+.53i -.91	.73-.53i	-.28-.86i	-.28+.86i

Figure .8: Estimation de modèle AR(1) AR(5) MA(5)

9. Estimation de modèle AR(1) AR(5) AR(11) MA(5) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.295766	0.717880	8.769948	0.0000
AR(1)	0.295465	0.044788	6.597015	0.0000
AR(5)	-0.215605	0.120644	-1.787117	0.0746
AR(11)	0.105073	0.048529	2.165153	0.0309
MA(5)	0.398337	0.119375	3.336845	0.0009
R-squared	0.124686	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.116729	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.846894	Akaike info criterion		7.209182
Sum squared resid	34437.71	Schwarz criterion		7.255228
Log likelihood	-1599.043	Hannan-Quinn criter.		7.227339
F-statistic	15.66923	Durbin-Watson stat		2.007344
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.80 .36-.69i -.47-.62i	.76-.47i -.12+.83i -.77-.19i	.76+.47i -.12-.83i -.77+.19i	.36+.69i -.47+.62i
Inverted MA Roots	.67-.49i -.83	.67+.49i	-.26+.79i	-.26-.79i

Figure .9. Estimation de modèle AR(1) AR(5) AR(11) MA(5)

10. Estimation de modèle AR(11) AR(5) MA(1) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.308548	0.733770	8.597449	0.0000
AR(11)	0.099253	0.047239	2.101071	0.0362
AR(5)	0.161162	0.046923	3.434565	0.0006
MA(1)	0.282728	0.045806	6.172362	0.0000
R-squared	0.106524	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.100446	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.928065	Akaike info criterion		7.225225
Sum squared resid	35152.26	Schwarz criterion		7.262061
Log likelihood	-1603.612	Hannan-Quinn criter.		7.239750
F-statistic	17.52602	Durbin-Watson stat		1.961243
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.85	.66+.41i	.66-.41i	.33+.77i
	.33-.77i	-.09-.78i	-.09+.78i	-.56+.60i
	-.56-.60i	-.76-.26i	-.76+.26i	
Inverted MA Roots	-.28			

Figure.10 : Estimation de modèle AR(11) AR(5) MA(1)

11. Estimation de modèle AR(11) AR(5) AR(1) MA(1) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.308988	0.852268	7.402591	0.0000
AR(11)	0.102243	0.046489	2.199281	0.0284
AR(5)	0.142924	0.046279	3.088323	0.0021
AR(1)	0.224074	0.140276	1.597382	0.1109
MA(1)	0.069569	0.146212	0.475812	0.6344
R-squared	0.109638	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.101544	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.922618	Akaike info criterion		7.226228
Sum squared resid	35029.77	Schwarz criterion		7.272274
Log likelihood	-1602.836	Hannan-Quinn criter.		7.244385
F-statistic	13.54524	Durbin-Watson stat		1.996047
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.87	.68+.42i	.68-.42i	.36-.77i
	.36+.77i	-.08-.78i	-.08+.78i	-.54-.61i
	-.54+.61i	-.75+.25i	-.75-.25i	
Inverted MA Roots	-.07			

Figure.11 : Estimation de modèle AR(11) AR(5) AR(1) MA(1)

12. Estimation de modèle AR(11) AR(5) MA(5) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.302300	0.494136	12.75418	0.0000
AR(11)	0.075896	0.035090	2.162907	0.0311
AR(5)	-0.725254	0.076852	-9.437076	0.0000
MA(5)	0.863547	0.055795	15.47704	0.0000
R-squared	0.044156	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.037654	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	9.234417	Akaike info criterion		7.292700
Sum squared resid	37606.04	Schwarz criterion		7.329537
Log likelihood	-1618.626	Hannan-Quinn criter.		7.307226
F-statistic	6.790788	Durbin-Watson stat		1.439615
Prob(F-statistic)	0.000175			
Inverted AR Roots	.78+.55i .32+.59i -.37-.59i	.78-.55i -.26-.90i -.72	.67 -.26+.90i -.90	.32-.59i -.37+.59i
Inverted MA Roots	.79-.57i -.97	.79+.57i	-.30+.92i	-.30-.92i

Figure.12 : Estimation de modèle AR(11) AR(5) MA(5)

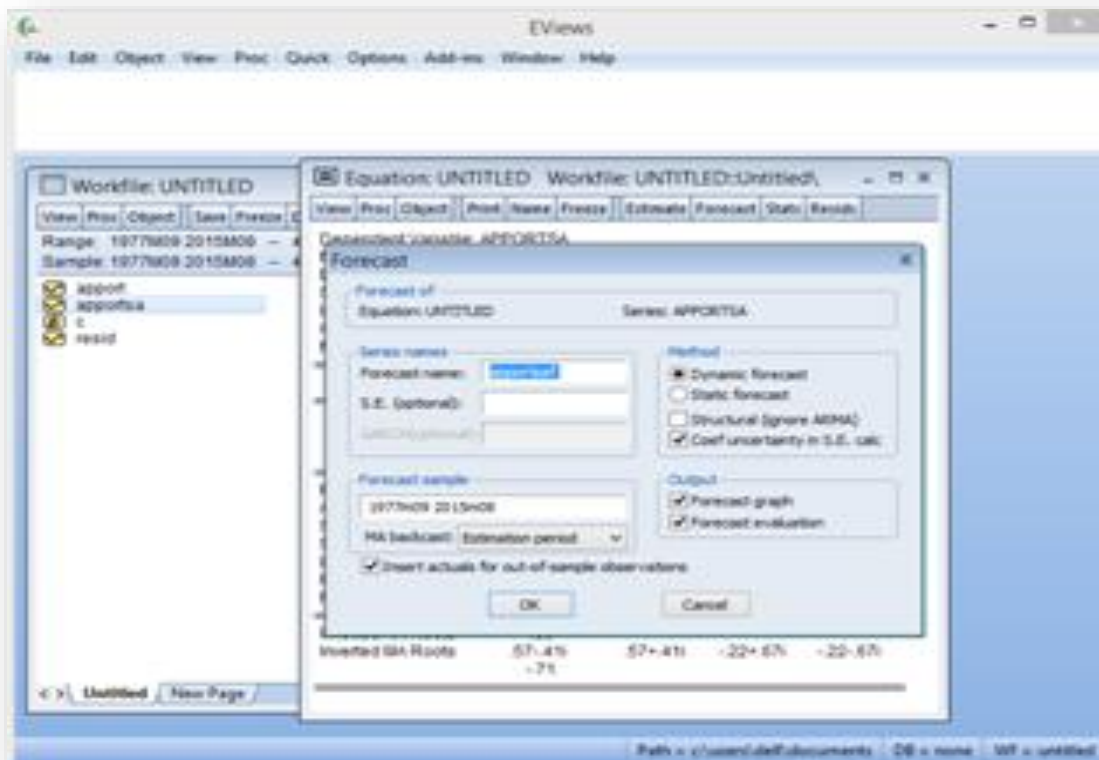
13. Estimation de modèle AR(11) AR(5) AR(1) MA(5) :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.295766	0.717880	8.769948	0.0000
AR(11)	0.105073	0.048529	2.165153	0.0309
AR(5)	-0.215605	0.120644	-1.787117	0.0746
AR(1)	0.295465	0.044788	6.597015	0.0000
MA(5)	0.398337	0.119375	3.336845	0.0009
R-squared	0.124686	Mean dependent var		6.313870
Adjusted R-squared	0.116729	S.D. dependent var		9.413341
S.E. of regression	8.846894	Akaike info criterion		7.209182
Sum squared resid	34437.71	Schwarz criterion		7.255228
Log likelihood	-1599.043	Hannan-Quinn criter.		7.227339
F-statistic	15.66923	Durbin-Watson stat		2.007344
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.80 .36-.69i -.47-.62i	.76-.47i -.12+.83i -.77-.19i	.76+.47i -.12-.83i -.77+.19i	.36+.69i -.47+.62i
Inverted MA Roots	.67-.49i -.83	.67+.49i	-.26+.79i	-.26-.79i

Figure.13 : Estimation de modèle AR(11) AR(5) AR(1) MA(5)

14. Estimation des prévisions :

Une fois le modèle final trouvé, on entamera la phase de prévision en appuyant sur le bouton Forecast ensuite on aura une fenêtre dans laquelle on précisera le nom de la série prévue et la durée des prévisions. Et enfin on aura les prévisions



ANNEXE D :

Table de test khi-deux :

v	P=0,05	V	p=0,05	v	p=0,05
1	3,84145915	13	22,3620325	25	37,6524841
2	5,99146455	14	23,6847913	26	38,8851386
3	7,81472776	15	24,9957901	27	40,1132721
4	9,48772904	16	26,2962276	28	41,3371381
5	11,0704978	17	27,5871116	29	42,5569678
6	12,5915872	18	28,8692994	30	43,7729718
7	14,0671404	19	30,1435272	31	44,9853432
8	15,5073131	20	31,4104329	32	46,1942594
9	16,9189776	21	32,6705734	33	47,3998838
10	18,3070381	22	33,9244385	34	48,6023674
11	19,6751376	23	35,1724616	35	49,8018496
12	21,0260698	24	36,4150285	36	50,9984602

V : nombre de degré de liberté=h-q-p

h =1,2, ...