



MICROFICHE N°

07952

République Tunisienne

MINISTÈRE DE L'AGRICULTURE

CENTRE NATIONAL DE

DOCUMENTATION AGRICOLE

TUNIS

الجمهورية التونسية  
وزارة الزراعة

المركز القومي  
للتوثيق الفلاحي  
تونس

F 1

REPUBLICQUE TUNISIENNE  
MINISTERE DE L'AGRICULTURE

DGPOIA/MH/930301/

PREVISIONS ECONOMIQUES PAR L'UTILISATION DES METHODES  
D'ANALYSE DES SERIES CHRONOLOGIQUES.

Stage effectué à l'Institut Arabe de Planification au Kuwait  
du 6 Février au 18 février 1993

HAJJEM MANSOUR

## SOMMAIRE

|                                                                        |         |
|------------------------------------------------------------------------|---------|
| I) INTRODUCTION                                                        |         |
| II) LES METHODES DE PREVISION                                          | page 2  |
| 1) Méthodes élémentaires                                               | page 2  |
| 2) Moyenne mobile                                                      | page 2  |
| 3) Lissage exponentiel                                                 | page 2  |
| 4) Modèle Autoregressifs de Moyenne Mobile                             | page 3  |
| 5) Regression multiple                                                 | page 3  |
| 6) Méthodes économétriques                                             | page 3  |
| III) METHODE DE BOX ET JENKINS                                         | page 4  |
| 1) La méthode de Box et Jenkins                                        | page 4  |
| 2) Etapes de la procédure                                              | page 4  |
| 3) Les modèles ARMA                                                    | page 5  |
| 4) Les modèles ARIMA                                                   | page 7  |
| 5) La démarche itérative pour construire un modèle                     | page 8  |
| 6) La fonction d'autocorrelation empirique                             | page 11 |
| 7) Choix d'un type de modèle ARMA                                      | page 12 |
| 8) Conclusion                                                          | page 13 |
| IV) PRESENTATION DES LOGICIELS ECONOMETRIQUES ET STATISTIQUES          | page 14 |
| 1) Statistics and Econometrics Software for the IBM PC and Compatibles | page 14 |
| 2) Présentation sommaire du MINITAB                                    | page 15 |
| V) ANNEXE                                                              | page 17 |

## 1) INTRODUCTION

La prévision est une opération d'anticipation et d'estimation d'un événement ou d'une valeur spécifique de l'événement à prévoir, en d'autres termes une tentative de connaissance de l'avenir.

L'opération de prévision est dite scientifique si elle vérifie les conditions suivantes:

- L'opération de prévision doit se baser sur une étude scientifique et une analyse logique des données concernant l'événement.

- La prévision se fait à travers des hypothèses bien déterminées tirées de l'expérience et de la connaissance disponible concernant l'événement en soi même ou l'environnement qui l'entoure.

- envisager la probabilité de réalisation de l'événement avec un degré de confiance déterminé.

Il existe une forte relation entre la prévision et la planification. Cette relation se traduit par l'existence d'un point commun qui est la notion de futur.

La planification s'appuie entre autre sur les prévisions, ainsi que la prévision s'appuie de sa part sur les plans connus.

Le planificateur établit par exemple son plan de production en se basant sur plusieurs acteurs parmi les quels on cite la prévision de la demande extérieure des produits exportables. Et l'homme de prévision de sa part prévoit le PIB de la nation pour l'année prochaine en tenant compte des plans et programmes de développement de la production fixés par le gouvernement.

Donc, à partir de ce qui précède on en déduit l'interrelation qui existe entre la prévision et la planification et par conséquent l'importance de la prévision dans toutes actions de planification.

Alors dans ce présent travail, je présenterai quelques méthodes d'analyse et de prévision des séries chronologiques et essentiellement celle de BOX et JENKINS.

## II) LES METHODES DE PREVISIONS

Les méthodes de prévision dites d'analyse de séries chronologiques sont fondées, pour les plus usuelles, sur la notion de pondération qu'on affecte à des observations récentes de l'événement à prévoir. On prend alors pour prévision la somme pondérée des valeurs observées.

La plupart des différences entre ces méthodes tiennent simplement à ce qu'il existe un grand nombre de façon de déterminer les diverses pondérations à mettre en œuvre.

### 1) Méthodes élémentaires.

La première de ces méthodes (une des plus simples des méthodes chronologiques) utilise, pour prévision la valeur observée la plus récente.

#### 2) Moyenne mobile

Lorsque l'horizon temporel d'une prévision est relativement court, le facteur critique est en général l'élément aléatoire. Pour en minimiser l'influence sur telle prévision particulière, on peut calculer la moyenne de plusieurs observations passées, plutôt que d'en utiliser une seule.

La méthode de la moyenne mobile est une des façon les plus simple de réduire l'influence de l'aléa.

Au fur et à mesure que de nouvelles observations deviennent disponibles elles peuvent être intégrées dans la moyenne, ce qui la rend mobile dans le temps.

#### 3) Lissage exponentiel

Cette approche de la prévision chronologique est fort semblable à celle de la moyenne mobile, mais n'utilise pas une série constante de pondérations pour les  $N$  observations les plus récentes. On prend plutôt une série de pondérations décroissant exponentiellement de sorte que les valeurs les plus récentes reçoivent un poids plus élevé que les anciennes.

#### 4) Modèles Autoregressifs de Moyenne Mobile

Les plus sophistiquées des méthodes d'analyse de séries chronologiques sont connues sous le nom de modèles "ARMA" (Auto-Regressive Moving Average). Partant de la même philosophie que les méthodes mentionnées ci-dessus, ces modèles utilisent un procédé différent pour déterminer combien d'observations passées doivent être prises en compte pour le calcul de la prévision et quelles pondérations on doit affecter à ces observations. Box et Jenkins ont été au point un modèle de ce type qui se trouve être le plus couramment utilisé. Il s'agit d'une série de règles permettant d'identifier le modèle ARMA le plus adéquat (c'est à dire de déterminer le nombre d'observations à inclure dans le modèle et de spécifier les poids, ou valeurs de paramètres qu'il convient d'appliquer). On choisit ces paramètres selon des techniques statistiques de telle sorte que l'erreur (ou la différence entre la valeur réelle et la valeur prévue) pour n'importe quelle période soit réduite au minimum.

#### 5) Regression multiple

Dans sa forme la plus simple, cette méthode de prévision peut être considérée comme façon différente de déterminer les poids à affecter aux valeurs passées d'une variable. Dans ce cas, la prévision est basée non seulement sur les valeurs passées de l'événement à prévoir, mais aussi sur d'autres variables dont on pense qu'elles ont une relation causale avec la première.

#### 6) Méthodes économétriques

En technique stricte, les équations de régressions comme celles décrites ci-dessus font partie de l'économétrie. Toutefois, lorsqu'ils parlent d'économétrie la plupart des responsables et des praticiens évoquent des systèmes de deux équations de régressions ou plus, plutôt que des équations uniques. Ainsi une société qui développerait un modèle économétrique censé représenter sa branche d'activité le construirait sur un système de plusieurs équations simultanées.

Un des avantages des modèles économétriques est que les inter-relations entre des variables indépendantes dans n'importe quelle équation unique peuvent être intégrées dans d'autres équations, et leurs valeurs déterminées simultanément.

Ceci peut permettre une bien meilleure représentation de la réalité.

La complexité des modèles économétriques pèse lourdement sur leur coût et ne les rend accessibles, en général, que pour les grands agrégats (prévisions globales de sociétés d'industries ou prévisions nationales) ou pour des projections à long terme.

### III) METHODE DE BOX ET JENKINS

Dans ce qui suit Je vais essayer de présenter avec un peu de détail les Méthodes de Box et Jenkins, et puis donner une idée globale sur l'utilisation du logiciel "MINITAB" qui traite entre autre les prévisions économiques par l'utilisation des méthodes des séries chronologiques.

#### 1) La Méthode de Box et Jenkins

La méthode de Box et Jenkins n'est pas seulement une technique mais est aussi une méthodologie pour guider l'analyse en prévision dans le choix d'un modèle adéquat par rapport aux données en sa possession (historiques de séries chronologiques).

De plus à l'opposé des autres méthodes de prévision la procédure Box et Jenkins ne spécifie pas a priori la forme du modèle qui sera utilisé pour effectuer des prévisions. Le choix du modèle résulte d'une procédure itérative.

A travers cette démarche itérative, la méthode Box et Jenkins cherche en s'appuyant sur le processus stochastiques à décomposer une chronique en une partie aléatoire appelée bruit blanc et en une autre partie structurée sous la forme d'un modèle stochastique connu.

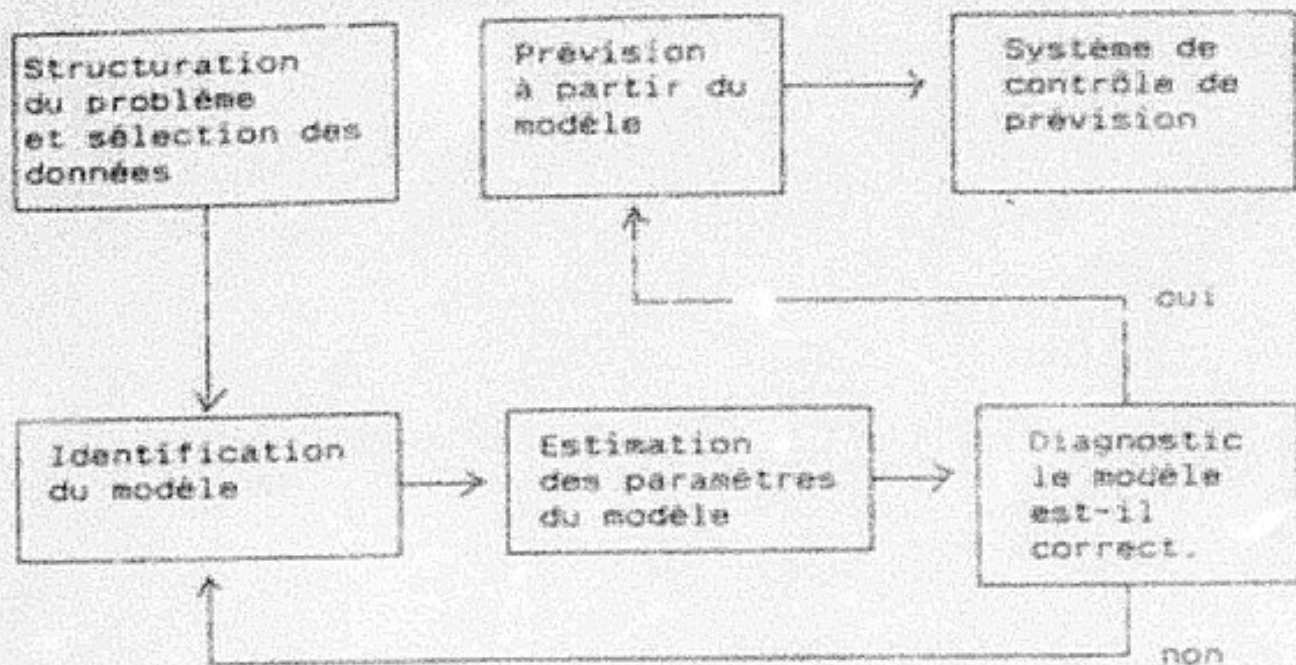
#### 2) Étapes de la procédure

La méthode Box et Jenkins part de modèles stochastiques les plus généraux appelés ARMA (Autoregressif-Moving-Average) et l'utilisateur va sélectionner dans l'étape appelée identification une classe de modèles qui peuvent décrire la procédure de génération de ses données. L'étape suivante estime les paramètres optimaux du modèle dans la classe sélectionnée et effectue un diagnostic sur les erreurs d'ajustement (Valeur observée-Valeur calculée par le modèle). Ce contrôle permet de s'assurer que le modèle est adéquat.

Si le contrôle est positif, le modèle est utilisé pour générer des prévisions. Sinon il faut revenir à la phase d'identification.

Le diagramme suivant montre les différentes étapes de la procédure pour un problème de prévision.

## Diagramme de la procédure Box et Jenkins



## 3) Les modèles ARMA

La démarche Box et Jenkins cherche à identifier un processus stochastique qui approxime au mieux les données disponibles d'une chronique. En d'autres termes, il s'agit de rechercher un modèle qui décrira aussi bien que possible en terme de probabilités la suite d'observations disponibles.

Pour développer leur méthodologie, Box et Jenkins se sont appuyés sur les travaux de Wold (1954) qui a démontré que tout processus stochastique stationnaire peut s'exprimer à l'aide d'un modèle ARMA mélange d'un modèle autoregressif et d'un modèle de moyennes mobiles.

La stationnarité d'une chronique signifie de façon intuitive que la série oscille autour d'une constante (donc pas de tendance) et qu'il n'y a pas de perturbations saisonnières.

Si l'on se réfère au processus stochastique du quel est issue la chronique, on dira que celui-ci est un processus stationnaire si l'on constate une invariance dans le temps des moments d'ordre 1 et 2 et si la covariance de deux variables aléatoires aux périodes  $t$  et  $t+k$  ne dépend que du décalage  $k$ .

c'est à dire que pour tout  $t$  on a :

$$E(Z_t) = m$$

$$\text{Var}(Z_t) = \sigma^2$$

$$= E(Z_t - m)(Z_{t+k} - m); \quad k=0, \pm 1, \dots$$

Dans la réalité. On n'est presque jamais confronté à des séries stationnaires.

Aussi la première démarche Box et Jenkins consistera à stationnariser la chronique que l'on cherche à analyser et à partir de là quelle on désire effectuer des prévisions.

a) le modèle autoregressif d'ordre p : AR(p)

Ce modèle explique la valeur de la chronique à la période t comme la somme d'un terme aléatoire  $A_t$  et d'une combinaison linéaire des p valeurs antérieures de la chronique. Ce modèle apparaît comme une régression multiple où l'on cherche à expliquer la valeur prise par la chronique aux périodes décalées  $t-1, \dots, t-p$ . C'est en ce sens que l'on dit que le modèle est autoregressif d'ordre p et on le note AR(p).

$$I_t = \delta + \alpha_1 I_{t-1} + \alpha_2 I_{t-2} + \alpha_3 I_{t-3} + \dots + \alpha_p I_{t-p} + A_t$$

où  $(A_t)$  est un processus purement aléatoire appelé encore bruit blanc tel que :

$$E(A_t) = 0$$

$$E(A_t A_{t-k}) = \begin{cases} 0 & \text{pour } k \text{ différent de } 0 \\ \sigma^2 & \text{pour } k = 0 \end{cases}$$

b) le modèle de moyenne mobile d'ordre q

Ce modèle explique la valeur de la chronique à la période t comme la somme d'un terme aléatoire  $A_t$  et d'une combinaison linéaire des erreurs (ou résidus) sur les q dernières observations.

$$A_{t-1} = I_{t-1} - I_{t-1}, \dots, A_{t-q} = I_{t-q} - I_{t-q}$$

Ainsi le modèle noté MA(q) s'écrit :

$$I_t = \mu + A_t + \theta_1 A_{t-1} + \theta_2 A_{t-2} + \dots + \theta_q A_{t-q}$$

où  $(A_t)$  est un processus purement aléatoire appelé comme dans le cas précédent bruit blanc.

### c) Modèle mélange ARMA(p,q)

Les représentations d'un processus sous la forme AR(p) ou MA(q) peuvent contenir une infinité de paramètres  $\phi_i$  et  $\theta_i$ .

Aussi pour restreindre le nombre de paramètres à estimer, Box et Jenkins proposent de mélanger les modèles AR et MA, ce qui permet d'avoir d'une part le minimum de paramètres à estimer et d'autre part d'assurer une grande flexibilité sur la forme du modèle.

Toute série stationnaire  $\{Z_t\}$  pourra se représenter sous la forme d'un ARMA (p,q):

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + A_t - \theta_1 A_{t-1} - \dots - \theta_q A_{t-q}$$

### 4) Les modèles ARIMA (Autoregressif Integrated-Moving Average)

Box et Jenkins ont généralisé la classe des modèles ARMA pour couvrir le cas des séries non stationnaires qui ne fluctuent pas autour d'un niveau fixe et qui possédant une composante conjoncturelle (trend) et/ou une périodicité.

Pour stationnariser les séries initiales, ils proposent d'utiliser la méthode des différences finies.

Si l'on appelle  $\{Z_t\}$  la série initiale, les différences d'ordre un et deux seront représentées respectivement par

$$W_t = Z_t - Z_{t-1}$$

$$W_{t-1} = Z_{t-1} - Z_{t-2}$$

$$\begin{aligned} z_t &= W_t - W_{t-1} = (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2}) = \\ &= Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \end{aligned}$$

La différence d'ordre 1 s'applique à des séries présentant des variations par palier, la différence d'ordre 2 est utilisée pour des séries présentant des paliers et une tendance.

Cependant, sachant que la caractéristique fondamentale d'une série saisonnière de période  $s$  est la similarité des observations qui sont séparées par  $s$  intervalles. On peut s'attendre à ce que la différence  $Z_t - Z_{t-s}$  joue un rôle important pour stationnariser une série saisonnière.

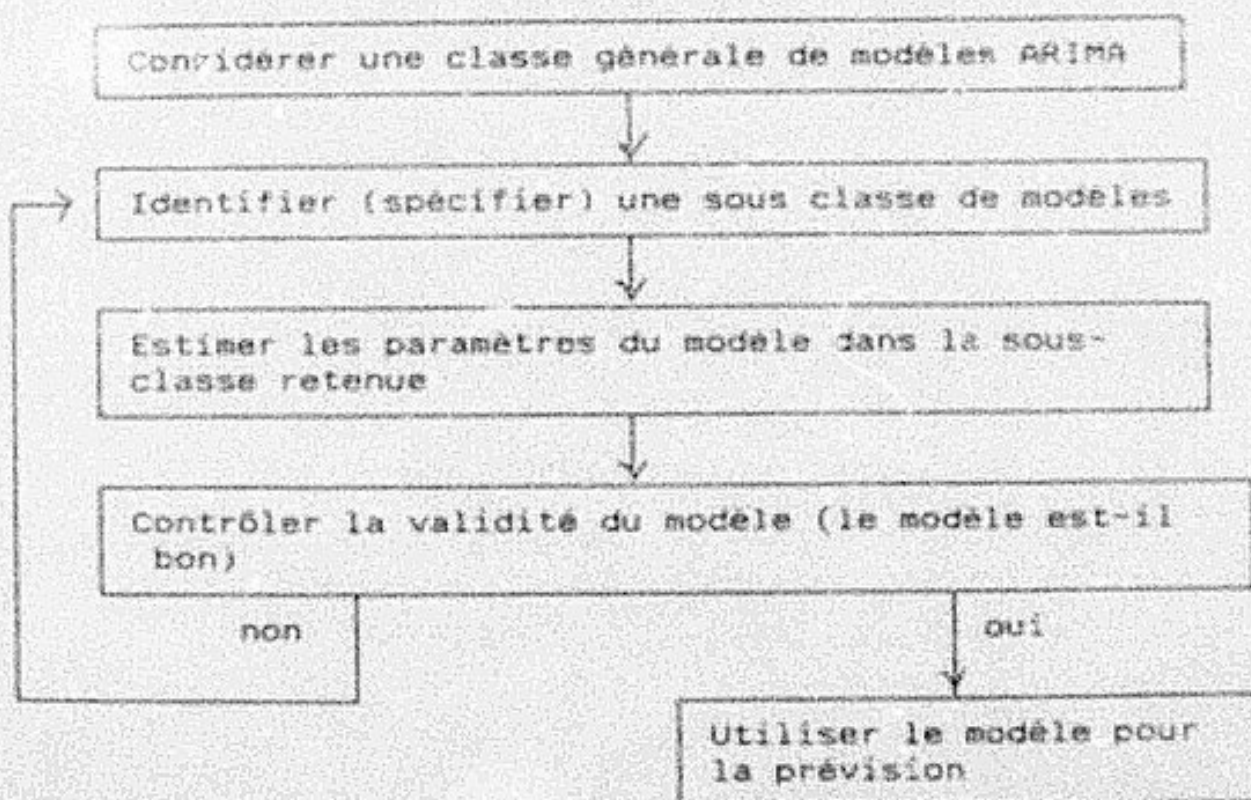
Très souvent le "prévisionniste" est confronté à des séries présentant à la fois une tendance et une saisonnalité (cette dernière est souvent masquée par la tendance). Aussi il est généralement nécessaire de combiner ces deux types de différenciation..

On reviendra ensuite à la série initiale en effectuant une suite d'additions successives (d'où l'introduction du terme "integrated" dans ARIMA).

#### 5) La démarche itérative pour construire un modèle

La démarche développée par Box et Jenkins est une procédure itérative décomposée en 3 phases "identification-estimation-contrôle de validité" pour sélectionner le modèle adéquat décrivant la structure des corrélations entre les données disponibles.

Cette procédure est décrite dans le diagramme de la figure suivante:



## Description des phases de la méthode Box et Jenkins

### i) Identification

Au cours de cette phase, et comme les modèles ARMA ne s'appliquent qu'à des séries stationnaires, il faut au préalable "stationnariser" les séries. Une fois la stationnarité assurée, la procédure consiste à choisir les ordres  $p$  et  $q$  d'un modèle ARMA qui describe convenablement la série transformée.

Dans cette phase l'outil de base est la fonction d'autocorrélation empirique (cette fonction sera traitée au paragraphe suivant).

### ii) Estimation

Cette deuxième phase va permettre d'estimer les coefficients du modèle ARMA sélectionné dans la phase d'identification à condition que le processus bruit blanc  $\{a_t\}$  ait une distribution normale N(0,1). Il est possible d'estimer les paramètres du modèle en cherchant à minimiser la somme des carrés des erreurs (MSE).

### iii) Contrôle-Validation

La phase précédente a permis d'estimer de façon optimale (au sens MSE) les coefficients du modèle ARMA sélectionné dans la phase d'identification.

Si l'analyse statistique des résidus (Valeur réelle - valeur estimée par le modèle) porte à croire qu'il y a une mauvaise adéquation entre les valeurs estimées et les valeurs réelles de la série, il faut remettre en cause le choix des paramètres du modèle et non l'estimation des coefficients  $\hat{a}_1$  et  $\hat{a}_2$ .

C'est par l'inspection de la fonction d'autocorrélation estimée des résidus qu'il est possible d'affirmer si le modèle est correct ou non.

Dans l'affirmative, les coefficients d'autocorrélation estimés doivent présenter le même comportement que les coefficients d'autocorrélation d'un bruit blanc, c'est à dire significativement nuls oscillant autour de 0 de façon aléatoire et ne faisant apparaître aucune structure. Si tel n'est pas le cas, il faut rejeter le modèle en tenant compte de la structure détectée entre les résidus.

Deux tests statistiques sont utilisés. L'un permet de tester si chaque coefficient d'autocorrélation des résidus est significativement différent de zéro à l'aide de l'écart type estimé (1/racine carré de  $n$ ) avec  $n$ : nombre de termes de la série différentiel.

L'autre test permet de tester globalement la non significativité de  $k$  coefficients d'autocorrélation.

$$Q_k = n \sum_{i=1}^k r^2_{k(i)} \leq \chi^2_p(\alpha)$$

avec  $r_{k(i)}$  est le coefficient d'autocorrélation empirique d'ordre  $k$  des résidus estimés  $\{a_i\}$ .

La statistique  $Q_k$  suit approximativement  $\chi^2$  à  $(k-m)$  degrés de liberté où  $m$  est le nombre total de paramètres à estimer dans le modèle identifié.

#### iv) Prédiction

Cette dernière phase consiste à générer des prévisions à partir d'une fonction basée sur les valeurs observées de la série étudiée. Cette fonction est appelée fonction de prédiction.

Généralement, on cherche une fonction de prédiction qui rende minimum l'espérance mathématique du carré de l'erreur de prédiction.

De façon plus précise et compte tenu de ce critère on cherche la prévision  $\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_n$  faite à l'époque  $n$  pour la valeur future  $z_{n+1}$  qui minimise  $E(z_{n+1} - \hat{z}_1)^2 + \dots + (z_{n+1} - \hat{z}_n)^2$  ou  $z_1, \dots, z_n$  sont des valeurs observées jusqu'à l'époque  $n$ .

Pour plus de commodité d'écriture, on note cette prévision finale  $Z_n(h)$ . On montre en théorie de la prédiction que la vision  $Z_n(h)$  est donnée par l'espérance de l'observation  $Z_{n+h}$  conditionnellement aux valeurs observées  $Z_1, \dots, Z_n$ .

donc  $Z_n(h) = E(Z_{n+h} / Z_1, \dots, Z_n) \quad (h \geq 1)$ .

Box et Jenkins ont montré que chaque prévision  $Z_n(h)$  peut mettre sous la forme d'une combinaison linéaire des observations à l'époque  $n$

$$Z_n(h) = c_1 Z_n + c_2 Z_{n-1} + c_3 Z_{n-2} + \dots$$

ou les coefficients  $c_i$  sont estimés à partir des coefficients du modèle sélectionné.

Cette constatation permet dans la pratique d'automatiser les calculs de prévision.

Compte tenu de l'hypothèse de normalité du bruit blanc (A1), il est possible d'associer à chaque prévision  $Z_n(h)$  un intervalle de prévision qui a la probabilité (1- $\alpha$ ) de recouvrir la vraie valeur  $Z_{n+h}$  (inconnue à l'époque  $n$ ). Les limites de cet intervalle se calculent à partir des coefficients du modèle et de l'écart type estimé du bruit blanc.

## 6) La fonction d'autocorrélation empirique

La fonction d'autocorrélation empirique ( $\hat{\rho}$ ) d'une série est un outil essentiel pour s'assurer de la stationnarité de la série.

Cette fonction empirique  $\hat{\rho}$  de la série initiale ou d'une série différenciée s'exprime par:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\text{Somme}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\text{Somme}(Z_t - \bar{Z})^2} \quad \text{avec } t=1, \dots, n-k \text{ et } k=1, 2, \dots, n/4$$

où  $\bar{Z}$  est la moyenne des  $n$  données disponibles.

Ainsi le coefficient d'autocorrélation empirique  $\hat{\rho}_k$  apparaît comme un coefficient de corrélation linéaire entre la variable  $Z_t$  et la variable décalée  $Z_{t+k}$ .

On démontre que le coefficient d'autocorrélation empirique  $r_k$  pour tout processus stationnaire est un estimateur sans biais du coefficient d'autocorrélation théorique  $\rho_k$

$$\rho_k = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] / E[(Z_t - \mu)^2]$$

$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu$ : Quelque soit  $k$  entier positif.

La propriété importante de la fonction d'autocorrélation est d'un processus stationnaire est de décroître rapidement vers 0 en fluctuant autour de cette valeur lorsque le décalage  $k$  augmente.

Ainsi, en traçant la fonction d'autocorrélation empirique  $r_k$ , il sera possible de juger de la stationnarité de la série.

### 2) Choix d'un type de modèle ARMA

Dès que l'on a l'assurance que la série est stationnaire, il reste à déterminer à partir de la fonction d'autocorrélation empirique de la série différenciée, les ordres  $p$  et  $q$  du modèle autoregressif et du modèle moyenne mobile. On peut montrer que la fonction  $\rho_k$  d'un MA(1) a ses  $q$  premiers coefficients d'autocorrélation non nuls, tandis que les coefficients d'ordre plus élevés (supérieurs à  $q$ ) sont nuls.

Ainsi, pour une série stationnaire non saisonnière il sera possible d'identifier un modèle, de trouver un jeu de paramètres  $p$  et  $q$  tel que la fonction d'autocorrélation empirique de la série stationnaire présente une similarité avec la fonction d'autocorrélation théorique d'un modèle ARMA( $p, q$ ).

Cette identification n'est pas toujours aisée, car la fonction empirique  $\rho_k$  est perturbée par le bruit blanc blanc que l'on cherche précisément à isoler. Aussi Box et Jenkins proposent d'utiliser la fonction d'autocorrélation partielle  $\rho_{kk}$ . Cet outil permet de distinguer l'ordre  $p$  de la partie autoregressive du modèle. De façon plus précise, ces deux fonctions font apparaître la dualité existant entre un AR et un MA. Ainsi la fonction  $\rho_{kk}$  d'un processus AR s'étudie de la même façon que la fonction  $\rho_k$  d'un MA de même ordre et réciproquement.

On démontre que le coefficient d'autocorrélation empirique  $r_k$  pour tout processus stationnaire éte est un estimateur sans biais du coefficient d'autocorrélation théorique  $\rho_k$

$$\rho_k = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] / E(Z_t - \mu)^2$$

$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu$ : Quelque soit  $k$  entier positif.

La propriété importante de la fonction d'autocorrélation éte d'un processus stationnaire est de décroître l'augmentant vers 0 en fluctuant autour de cette valeur lorsque le décalage  $k$  augmente.

Ainsi, en traçant la fonction d'autocorrélation empirique  $r_k$ , il sera possible de juger de la stationnarité de la série.

### 2) Choix d'un type de modèle ARMA

Dès que l'on a l'assurance que la série est stationnaire, il reste à déterminer à partir de la fonction d'autocorrélation empirique de la série différenciée, les ordres  $p$  et  $q$  du modèle autoregressif et du modèle moyenne mobile. On peut montrer que la fonction  $\rho_k$  d'un MA( $q$ ) a ses  $q$  premiers coefficients d'autocorrélation non nuls, tandis que les coefficients d'ordre plus élevés (supérieurs à  $q$ ) sont nuls.

Ainsi, pour une série stationnaire non saisonnière il sera possible d'identifier un modèle, de trouver un jeu de paramètres  $p$  et  $q$  tel que la fonction d'autocorrélation empirique de la série stationnaire présente une similarité avec la fonction d'autocorrélation théorique d'un modèle ARMA( $p, q$ ).

Cette identification n'est pas toujours aisée, car la fonction empirique  $\rho_k$  est perturbée par le bruit blanc éte que l'on cherche précisément à isoler. Aussi Box et Jenkins proposent d'utiliser la fonction d'autocorrélation partielle éte. Cet outil permet de distinguer l'ordre  $p$  de la partie autoregressive du modèle. De façon plus précise, ces deux fonctions font apparaître la dualité existant entre un AR et un MA. Ainsi la fonction  $\rho_k$  d'un processus AR s'étudie de la même façon que la fonction  $\rho_k$  d'un MA de même ordre et réciproquement.

Comme les séries que l'on rencontre peuvent être influencées par des facteurs saisonniers, Box et Jenkins utilisent un modèle général intégrant l'effet saisonnier. La compréhension de la construction de ce modèle peut être favorisée par la remarque suivante. Lorsque on analyse une série qui présente un comportement saisonnier dont la périodicité  $s$  est connue,  $s=12$  par exemple, il faut s'attendre à trouver des relations

- entre les observations d'un même mois au cours de années successives

- entre les observations du mois successifs d'une même année. Ainsi l'analyste en prévision doit simultanément chercher les relations éventuelles entre les données successives et entre les données successives et entre les données  $t-1, t-12, t-24, \dots$

(si la périodicité  $s = 12$ ). Box et Jenkins proposent de relier ces dernières données à l'aide d'un modèle ARMA  $(p, q)$  (s pour saisonnier). Le problème reviendra alors à sélectionner les paramètres  $p$  et  $q$  les mieux adaptés aux données. La combinaison (multiplicative) du modèle défini par le point (1) et le point (2) aboutira au modèle multiplicatif ARMA  $(p, q) \times$  ARMA  $(p, q)$ .

#### 9) Conclusion

La méthode Box et Jenkins est une procédure qui tend à s'implanter de plus en plus au détriment des techniques ou des systèmes de prévision plus classiques. De ce fait, cette méthode s'est avérée très efficace dans nombre de cas pratiques, ce qui explique son utilisation croissante par les analystes en prévision appartenant à des sociétés de conseil ou des entreprises étrangères. De plus cette situation tend à s'accroître depuis que les derniers programmes informatiques disposent de la version la plus élaborée de la procédure Box et Jenkins.

Cependant, de par sa généralité, sa complexité, cette approche n'est pas sans présenter certains inconvénients.

Bien que l'utilisateur soit guidé dans le système, cette procédure nécessite des connaissances en statistique mathématique.

#### IV) PRESENTATION DES LOGICIELS ECONOMETRIQUES ET STATISTIQUES

Dans cette partie, je vais présenter les noms et les adresses des vendeurs de quelques logiciels d'analyse statistique et économétrique conçus pour IBM PC et Compatibles. Ainsi, je vais donner les principales commandes de base du logiciel MINITAB pour le traitement et la présentation d'une série chronologique.

1) Statistics and Econometrics Software for the IBM PC and Compatibles:

-AREMO/PC. Wharton Econometric Forecasting Associates.  
3624 Science Center, Philadelphia, PA 19104. (215)-340-9000.

-BASSSTAT. Bass Institute Inc., P.O. Box 349, Chapel Hill,  
NC 27514. (919)-933-7096.

-ESP. Economic Software Package, 76 Bedford St., Suite 32,  
Lexington, MA 02173. (617)-861-8852.

-RATS. VAR Econometrics, P.O. Box 8000, SAS Circle, Cary,  
NC 27511-8000. (919)-467-8000.

-STATA. Computing Resource Center, 10801 National Blvd., 23  
RD Floor, Los Angeles, CA 90064. (800)-STATAPC in  
California. (213)-470-4341.

-SYSTAT. Systat Inc., 1800 Sherman Ave., Evanston, IL  
60201. (312)-864-5670.

-MINITAB. Minitab, 3081 Enterprise Dr., State College, PA  
16801. (814)-238-03280.

## 2) Présentation du MINITAB

Ainsi MINITAB est un logiciel qui s'intéresse aux analyses statistiques, il est puissant et flexible.

MINITAB consiste à une feuille de travail composée des lignes et des colonnes, dans lesquelles les données sont emmagasinées, et une collection de presque 180 commandes.

Les principales commandes utilisées dans l'analyse d'une série chronologique sont:

MTB> READ INTO C1

Lecture des données

DATA>84

DATA>88

DATA>85

DATA>91

DATA>90

DATA>END

5 ROWS READ

MTB> PRINT C1

Ecriture des données

ROW

1

2

88

3

85

4

91

5

90

MTB> ACF C1

Traçer la fonction  
autocorrelation function

Si la série n'est pas stationnaire, on la rend stationnaire en utilisant la fonction suivante

MTB> DIFF C1 C2

C2 présente la nouvelle série  
qui est stationnaire

MTB> ACF C2

Chercher l'ordre p de la  
fonction AR

MTB> PACF C2

Chercher l'ordre q de la  
fonction MA

Une fois ces opérations ont été effectuées, on peut choisir entre différents modèles ARIMA(p,q) et puis on traite de la façon suivante chaque ARIMA à part et on déduit le meilleur modèle.

MTB> ARIMA p 0 q C2 ou.  
MTB> ARIMA p 1 q C1

où 1 indique qu'on a appliqué la formule de stationnarité sur la série principale C1 une seule fois.

La machine nous donne les indications suivantes:

Final Estimates of Parameters  
Type Estimate St.Dev. t-ratio  
AR 2  
MA 2  
Constant  
Mean

No. of obs.:  
Residuals: SS + DF

Modified Box-pierce chi-square statistics  
Lag 12 24 36  
Chi-square (DF= ) (DF= )

Le choix de critère sera l'écart type (MS) le plus petit dans les modèles traités.

Une fois le modèle s'est avéré bon, on peut l'utiliser pour la prévision:

MTB> ARIMA p 0 q C2;  
SUBC> forecast 55 15 C3

Forecasts from period 55  
and for 15 times.

-11-

ANNELE

تقرير نمطية حول نتائج نماذج بولكن ومكنز

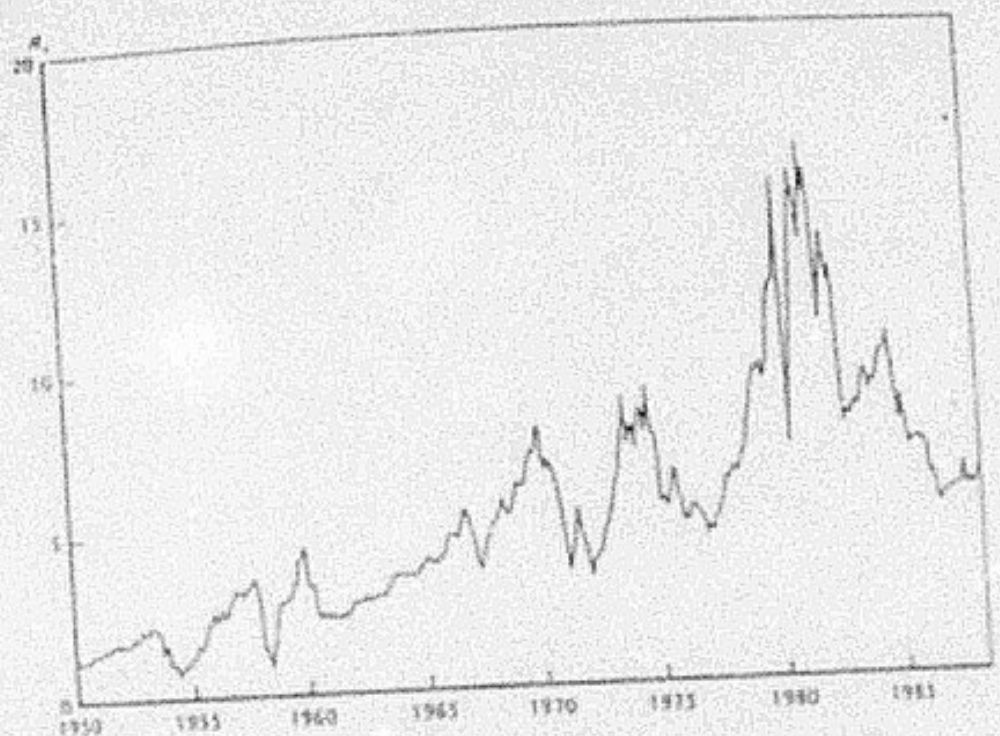
د. عماد الامام

## تقرير تعطي حول نتائج نماذج بوكس وجنكينز

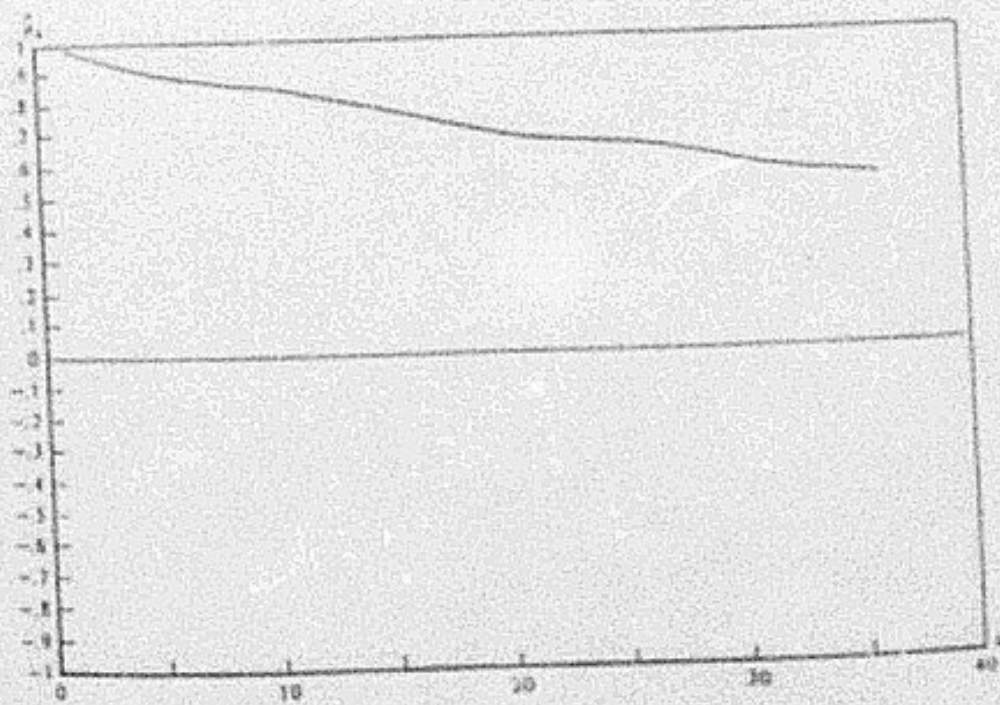
### ملاحظة:

(هذا التقرير يهتم ببيانات سعر الفائدة المقدمة في المصارف المأهولة)  
السلسلة تحت الدراسة تضم بيانات شهرية لسعر الفائدة ابتداءً من  
1950 إلى يونيو 1988. الشكل 1 أو 2 تبين شكل البيانات الخام وشدة  
الارتباط الذاتي لهذه البيانات.

شكل (1)

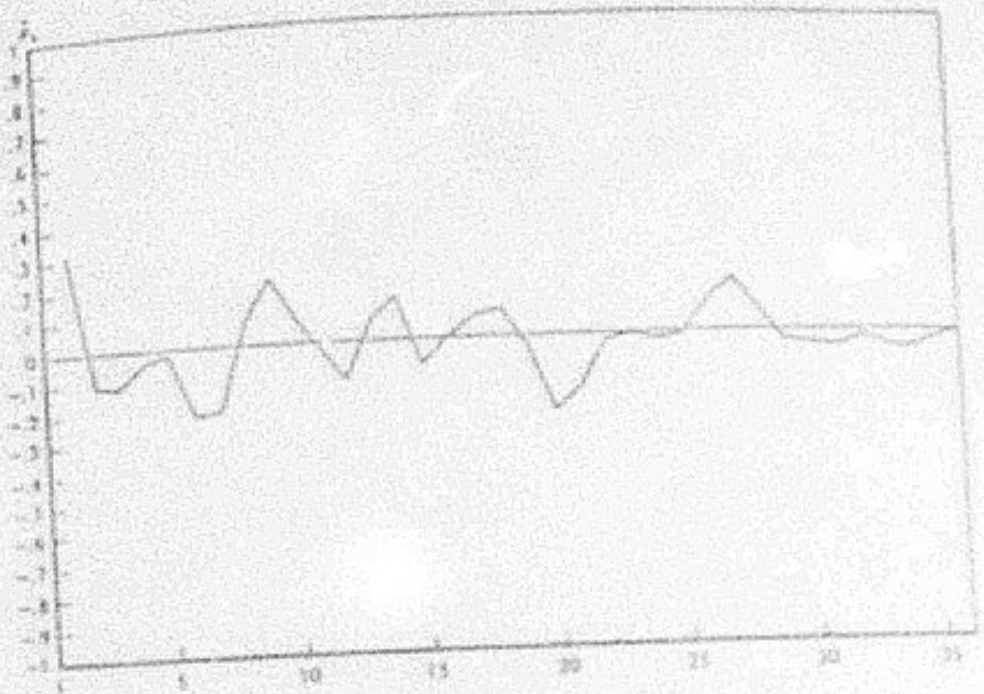


شكل (2)



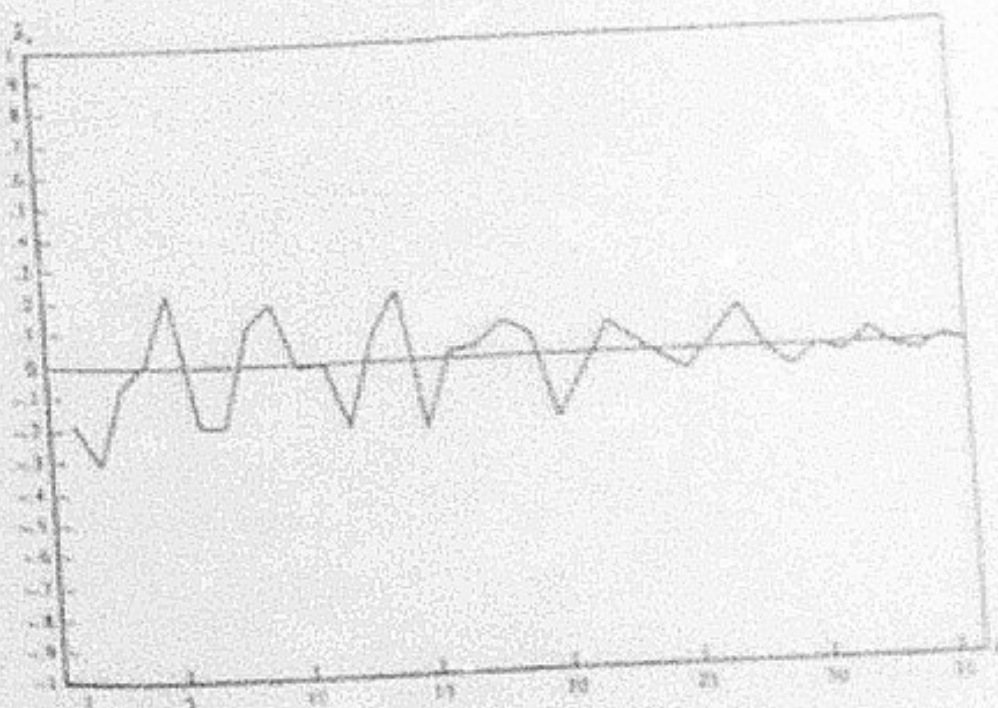
دالة الارتباط الذاتي للسلسلة تتنازل باعتبار فترات أبداً. لكن  
التنازل بطيء نوعاً ما إضافة إلى السلسلة الأصلية تصبح حسب اتجاه تماثل  
عندئذ احتمال كبير بأن تكون السلسلة غير مستقرة وبالتالي غير مناسبة للتنبؤ  
شكلها العام. للتأكد من هذه الإمكانية قمنا برسم بياني لدالة الارتباط  
للسلسلة بعد إجراء عملية التفاضل مرة واحدة. (انظر شكل رقم 3).

شكل (3)



دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المعكوفة تنازلية وطريقة تارلها  
مع طرق تنازل السلاسل المستقرة. كما قمنا برسم بياني لدالة الارتباط  
للسلسلة بعد إجراء عملية التفاضل مرة ثانية. لكن لا تشير النتائج إلى  
طريقة تنازل دالة الارتباط الذاتي لهذه السلسلة عن السلسلة الأولى (انظر شكل  
4). لهذا نعتقد أن إجراء عملية التفاضل مرة واحدة كافٍ للحصول على سلسلة  
يمكن استعمالها في التنبؤ بالقيم المستقبلية لسعر الفاصلة.

شكل (4)



دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المعقدة بعد إجراء التفاضل مرة  
تفيد بأن هناك تقارب مع خاصيات المتوسطات المتحركة من الدرجة الثانية  
نقرا إلى أن دالة الارتباط تتنازل ابتداء من فترة الانطواء الثانية.

أما عن خاصيات الانحدار الذاتي، فنلاحظ أن معاملات الارتباط  
للسلسلة المعقدة بالنسبة لفترة انطواء أكبر من واحد لا تتجاوز 0.25  
المطلقة للمعاملات). هذا يعني أنه يمكن أن أخرج بعض عناصر الانحدار الذاتي  
في نفس الوقت معاملات الارتباط الذاتي تدل على غير صغيرة متى لو اعتبرنا  
انطواء أكبر. هذا يعني أن أخرج عناصر انحدار ذاتي بدرجة كبيرة نسبة إلى  
يكون ضروريا.

لأسباب المذكورة، نتم اختيار بعض النماذج لتمثيل السلسلة تحت  
فيما يلي. نتائج تقدير هذه النماذج مع شرحها.

SA (2, 1, 2) :

$$= 0.58 y_{t-1} + 0.33 y_{t-2} + \epsilon_t - 0.21 \epsilon_{t-1} - 0.75 \epsilon_{t-2}$$

$$\chi^2(4, 36) = 119.2$$

$$= 0.226$$

كانت قيمة  $\chi^2$  المحسوبة 119.2، بالنسبة لدرجات الحرية المعتمدة  
تجاوزت القيمة المحسوبة القيمة الجدولية بدرجة ثقة 90% إذ كانت عند 42  
حوالي. هذا يعني أن النواحي المقدرة لهذا النموذج غير مستقلة وبالت  
يعمل كأحسن تمثيل للبيانات.

بعد فحص دالة الارتباط الذاتي الجبري للسلسلة المعقدة، أصبح أن  
إمكانية وجود عناصر المتوسطات المتحركة بدرجة أكبر. على هذا الأساس تم  
النموذج التالي:

SA (2, 1, 4) :

$$-0.41 y_{t-1} - 0.08 y_{t-2} + 0.38 y_{t-3} + 0.12 y_{t-4} + \epsilon_t + 0.83 \epsilon_{t-1}$$

$$+ 0.17 \epsilon_{t-2} - 0.50 \epsilon_{t-3} - 0.53 \epsilon_{t-4}$$

$$0.214$$

$$\chi^2(8, 36) = 78.6$$

احصائية  $\chi^2$  تفيد بأن، بالرغم من انخفاض القيمة المحسوبة  
النموذج الأول، يجب استبعاد هذا النموذج نظرا إلى أن هذه الاحصائية كانت أكبر  
القيمة الجدولية بدرجة ثقة 90% أي 83.

وفي الأخير استطعنا الحصول على نموذج يمكن استعماله في عملية التنبؤ.

2. 1. 2) :

$$0.42 y_{t-1} - 0.48 y_{t-2} + 0.09 y_{t-3} - 0.21 y_{t-4} + 0.07 y_{t-5}$$

$$- 0.29 y_{t-6} - 0.15 y_{t-7} - 0.13 y_{t-8} + 0.15 y_{t-9} + 0.02 y_{t-10}$$

$$+ 0.11 y_{t-11} - 0.16 y_{t-12} + 0.01 + e_t - 0.85 e_{t-1} - 0.63 e_{t-2} ; \chi^2(14, 36) = 28.16$$

احصائية  $\chi^2$  نتجت أنه يمكن قبول هذا النموذج لتمثيل البيانات.

القيمة المحسوبة كانت أقل من القيمة الجدولية بدرجة ثقة 90%.

---

**FIN**

**24** . . . . .

**VUES**