

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Dr Moulay Tahar – Saida-
Faculté Science Economique, Commercial et Science de Gestion
Département de Science Economique



Mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme de master en science économique
Option : méthodes quantitatives de gestion « MQG »

Thème :

Prévision de la consommation d'électricité par l'analyse spectrale

Etude de cas SONELGAZ –Saida-

Préparé par :

- Boukholkhal habiba
- Belhia chafika

Encadré par :

Dr. SOUAR Youcef

Présenté devant les jurys :

Mr..... (President)

Mr SOUAR Youcef..... (Encadreur)

Mr(Examineur)

Mr(Examineur)

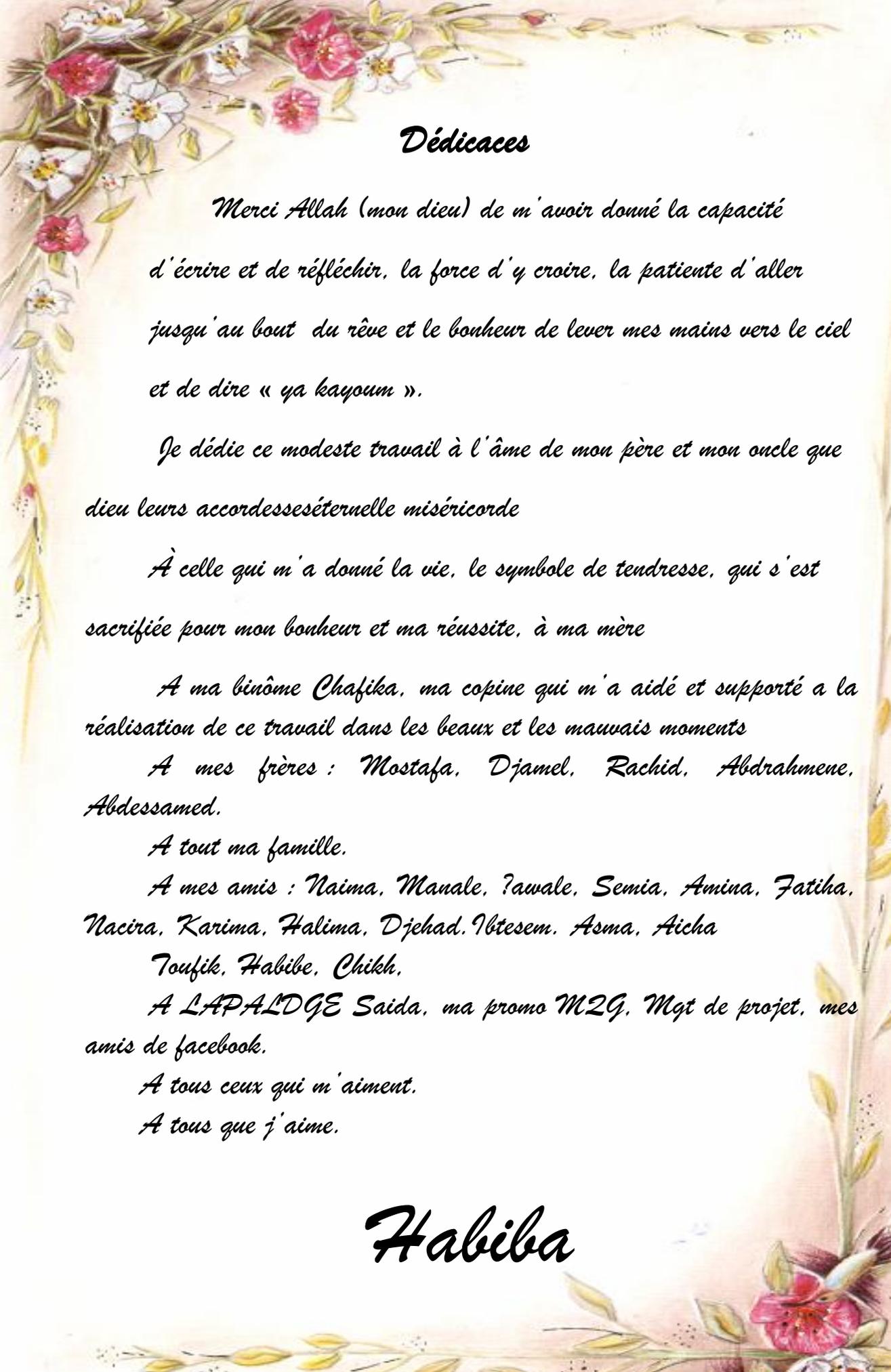
2013/2014

Remerciement

Nous remercions Dieu, le Tout Puissant, de nous avoir accordé santé et courage pour accomplir ce travail.

Nous tenons à remercier tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce présent mémoire, notamment notre encadreur Dr.SOUAR Youcef pour ses précieux conseils qui nous ont facilité la tâche et par ses recommandations. A Mr BEN MESSAOUD Amine et Mlle AZZAOUI Nina, Md Bakhtawi Fatima Zahra, Md WALLI sans oublier tous nos enseignants.

Chafika et Habiba



Dédicaces

*Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité
d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller
jusqu'au bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel
et de dire « ya kayoum ».*

*Je dédie ce modeste travail à l'âme de mon père et mon oncle que
dieu leurs accordesses éternelle miséricorde*

*À celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est
sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à ma mère*

*À ma binôme Chafika, ma copine qui m'a aidé et supporté a la
réalisation de ce travail dans les beaux et les mauvais moments*

*À mes frères : Mostafa, Djamel, Rachid, Abdrahmene,
Abdessamed.*

À tout ma famille.

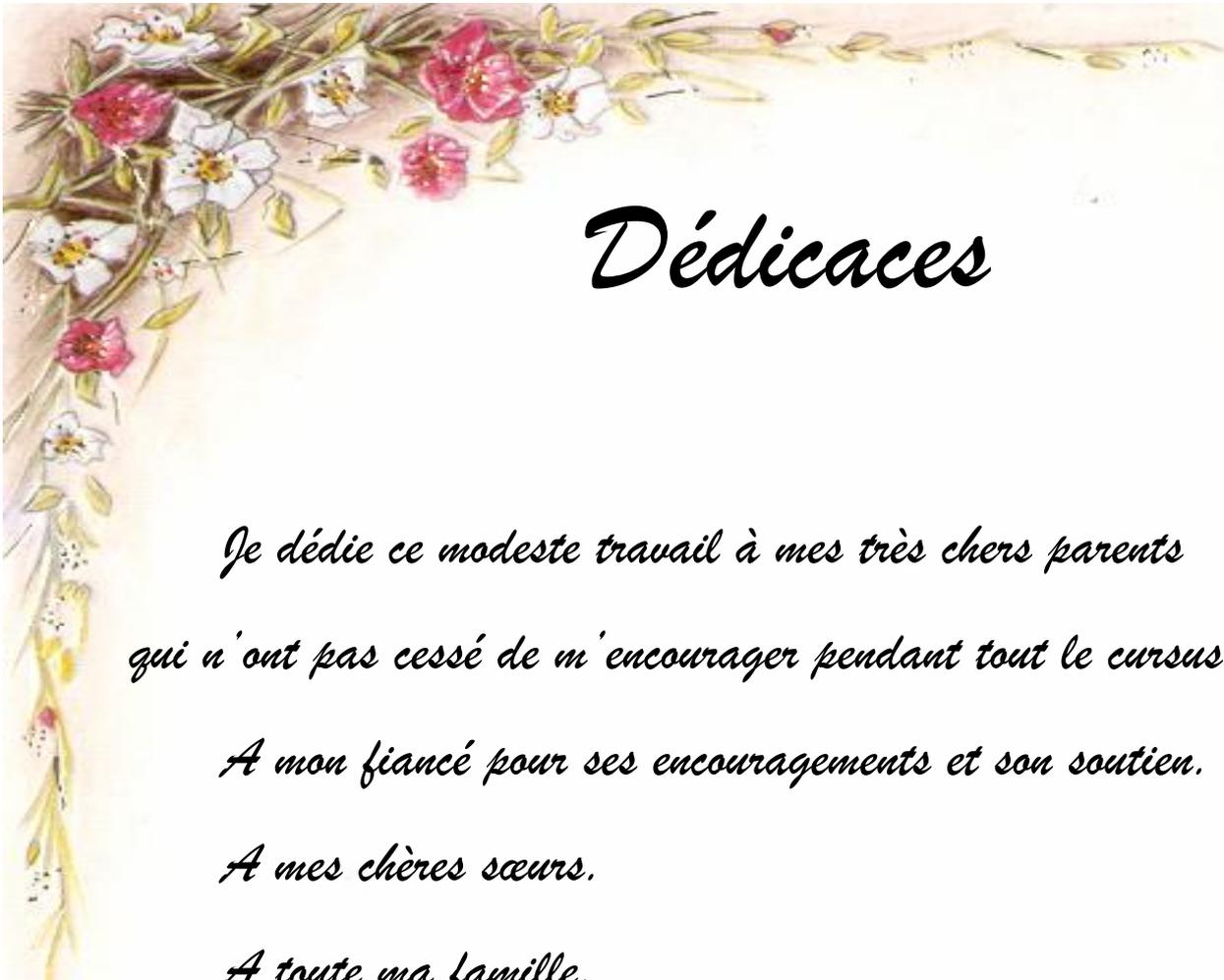
*À mes amis : Naima, Manale, ?awale, Semia, Amina, Fatiha,
Nacira, Karima, Halima, Djehad, Ibtesem, Asma, Aicha
Toufik, Habibe, Chikh,*

*À LAPALDGE Saida, ma promo M2G, Mgt de projet, mes
amis de facebook.*

À tous ceux qui m'aiment.

À tous que j'aime.

Habiba



Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents
qui n'ont pas cessé de m'encourager pendant tout le cursus.*

A mon fiancé pour ses encouragements et son soutien.

A mes chères sœurs.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

Et à tous ceux qui ont pris place dans mon cœur.



Chafika

ملخص:

في إطار هذه الدراسة تم تطبيق أسلوب التحليل الطيفي أو ما يعرف بسلاسل فورييه على ظاهرة اقتصادية والمتمثلة في الاستهلاك الفصلي للكهرباء لولاية سعيدة والتي تمتاز بالدورية، من أجل اختيار المركبة الدورية الأهم للتوصل الى نموذج التنبؤ المناسب وذلك خلال الفترة 2009-2013.

حيث تم التوصل الى أن استهلاك الكهرباء هو سلسلة غير مستقرة من نوع TS و وجود علاقة معنوية بين استهلاك الكهرباء و الوقت بمعامل ارتباط 0.67، إن المركبة الثانية هي التي تحسن من جودة نموذج التنبؤ مما يجعل من أسلوب التحليل الطيفي ملائم للتنبؤ.

الكلمات المفتاحية: التحليل الطيفي، استهلاك الكهرباء، نموذج التنبؤ.

Résumé :

Dans le cadre de cette étude, nous avons appliqué l'analyse spectrale ou ce qui est connue par les séries de Fourier sur le phénomène économique qui représente la consommation trimestrielle d'électricité de la wilaya de Saida, qui est caractérisée par la cyclicité, pour choisir la composante périodique la plus importante afin de relever le modèle de prévision le plus adapté. La période d'étude s'étend de 2009 à 2013.

Les résultats montre que la consommation d'électricité est non stationnaire d'un processus TS ainsi que il y'a une relation significative entre la consommation d'électricité et le temps avec un coefficient de corrélation 0,67, la deuxième composante ajuste au mieux le modèle de la prévision.

Les mots clés : analyse spectrale, consommation de l'électricité, modèle de prévision.

Abstract:

In framework of this study, we are applied analysis spectral or what do Fourier series know on the phenomenon economic, which represents the quarterly consumption of electricity of the willaya of Saida, which is characterized by the cyclicity, to choose the periodic component most significant for statement the forecasting model more adapted. The period of study extends from 2009 to 2013.

The results shows that the consumption of electricity is non-stationary of a process TS and it has a significant relation between the consumption of electricity and time with a coefficient of correlation 0, 67, the second component adjusts more the forecasting model.

Key words: analyze spectral, consumption of electricity, model of forecasting.

Liste des tableaux :

N°	Titre	Page
1	Consommation d'électricité base et moyenne tentions en MWH DP pour la wilaya de Saida (2009-2013)	24
2	Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 1	29
3	Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 3	30
4	Test de corrélation	31
5	La Consommation d'électricité estimée par le modèle de régression	32
6	La série nette ($y_t - \hat{y}_{tendance}$)	33
7	Calcul les coefficients de Fourier et les fréquences	34
8	Calcul de la première composante	36
9	Calcul de la deuxième composante	37
10	Coefficient de détermination R^2	38
11	La consommation d'électricité estimée	39
12	La prévision de la consommation d'électricité	41

Liste des figures :

N°	Titre	Page
1	Représente une composante sinusoïdale	8
2	L'évolution trimestrielle de la consommation d'électricité la wilaya de Saida 2009-2013	22
3	La représentation graphique de la consommation d'électricité de la wilaya de Saida (2009-2013)	25
4	Test de Jarque- Bera	26
5	Fonction d'autocorrélation simple et partielle	27
6	La comparaison entre la consommation d'électricité brute et estimée	40

Liste des annexes :

annexe	page
régression	46
La première composante	47
La deuxième composante	48
La troisième composante	49
La quatrième composante	50
La cinquième composante	51
La sixième composante	52
La septième composante	53
La huitième composante	54
La neuvième composante	55
La dixième composante	56
La onzième composante	57

Les abréviations :

DGSP	D irection g énérale de la s tratégie et de p révision
DS	D ifferency S tationary
IMRAD	I ntroduction, M ethods, R esults [A nd] D iscussion
MCO	M oindre C arrie O rdinaire
R²	coefficient de détermination
SDO	S ociété de D istribution de l'électricité et de gaz de l' O uest
SONELGAZ	S ociété N ationale de l' E lectricité et du G az
TS	T rend S tationary

Sommaire :

Numéro	Titre	Page
	Remerciement	
	Dédicaces	
	Résumé	
	Liste des tableaux	
	Liste des figures	
	Liste des annexes	
	Les abréviations	
	Introduction générale	1
	Chapitre 1 : L'analyse spectrale des séries temporelles	3
	Introduction	3
	Section 1 : Les notions théorique de l'analyse spectrale des séries temporelles	3
1	Généralité sur la prévision	3
1.1	Définition de la prévision	3
1.2	Horizon des prévisions	3
1.2.1	Prévision à court terme	4
1.2.2	Prévision à moyen terme	4
1.2.3	Prévision à long terme	4
2	La consommation d'électricité	4
2.1	Définition de la consommation	4
2.2	Prévision de la consommation d'électricité	5
3	Analyse des séries temporelles	5
3.1	Définition	5
3.2	Les composantes des séries temporelles	6
4	L'analyse spectrale des séries temporelles	7
4.1	Définition	7
4.2	Historique de l'analyse spectral	7
4.3	L'intérêt et objectif de l'analyse spectral	8
4.4	Le modèle général	9
4.5	Calcule des coefficients de Fourier et les composantes	11
4.5.1	Calcul des coefficients de Fourier	13
4.5.2	Calcule les composantes de modèle	15
4.6	Le périodogramme	16
4.6.1	Construction et interprétation du périodogramme	16
4.6.2	Utilité du périodogramme	16

Section 2 : les études de la littérature		17
1	Première étude	17
2	Deuxième étude	17
3	Troisième étude	18
4	Quatrième étude	18
5	Cinquième étude	19
Conclusion de chapitre		20
Chapitre 2 : application de la méthode de l'analyse spectrale		21
Introduction		21
Section 1 : Les méthodes et les outils d'étude		21
1	L'échantillon étudié	21
2	Les méthodes	22
3	Les outils d'étude	23
Section 2 : l'analyse des résultats		24
1	Présentation des données	24
2	Test de normalité	26
3	Test de stationnarité	27
3.1	Correlogram	27
3.2	Test de racine unitaire	28
3.2.1	Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 1	29
3.2.2	Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 3	30
4	Estimation de la tendance	31
4.1	Test de corrélation	31
4.2	Régression	32
5	Analyse spectrale	33
5.1	Calcul les coefficients de Fourier et les Fréquences	34
5.2	Les composantes	35
5.2.1	Calcul de la première composante	36
5.2.2	Calcul de la deuxième composante	37
5.3	Choix des composantes	38
6	La prévision	41
Conclusion générale		42
Bibliographie		44
Annexes		46

Introduction générale

Introduction générale

Introduction générale :

L'électricité ne se stockant pas, la production globale sur le réseau électrique algérien doit, à tout moment, être strictement égale à la consommation. Toute modification de la demande ou de la production d'électricité en un point du réseau se répercute instantanément sur tout le système électrique. Celui-ci doit donc s'adapter en permanence pour satisfaire l'équilibre offre -demande.

La prévision de consommation électrique à court terme constitue un enjeu central pour une entreprise comme SONELGAZ par ce que c'est un facteur essentiel pour assurer l'équilibre entre la production et la consommation. La prévision faite par DGSP permet de garantir l'équilibre global entre l'offre et la demande à l'échelle de l'Algérie. De sa qualité dépendent le niveau des marges d'exploitation nécessaires et plus largement la sûreté du système.

La solution actuellement en place s'explique historiquement. Les séries temporelles ont connu un fort essor, mais l'objet de l'étude précédente d'une série temporelle a été la détermination de ses composantes et de leurs importances respectives. Pour cela, on a principalement utilisé la fonction d'autocorrélation. Cette fonction, a comme inconvénient majeur d'être un indicateur sommaire de détection des différentes composantes.

En effet, quand les influences saisonnières et non saisonnières se combinent, la fonction d'autocorrélation reflète ces deux phénomènes. De plus sa précision dépend directement de la taille de la série qui diminue quand le nombre de retards tend vers le nombre total d'observation.

Pour vérifier cette imprécision, les statisticiens ont voulu transposer l'idée générale de l'autocorrélation de l'espace des temps à l'espace des fréquences et cela est l'objet de l'analyse spectral.

Problématique :

- **Est-ce que l'analyse spectrale est adaptée pour la prévision de la consommation d'électricité de la wilaya de Saida ?**

Introduction générale

Les hypothèses :

- Il y'a une relation significative entre la consommation d'électricité et le temps.
- Nous pouvons utiliser l'analyse spectrale pour faire la prévision de la consommation d'électricité de la wilaya de Saida.

Raisons du choix du sujet :

- C'est un sujet actuel.
- L'insuffisance des études et des recherches qui traitent ce sujet.
- Le désir et la curiosité personnelle des chercheurs pour approfondir dans ce domaine.

Intérêt et objectif d'étude :

- L'objectif de notre travail est de montrer l'importance et le rôle de la prévision au sein de cette entreprise.
- Apprendre de nouvelles informations dans le domaine des séries temporelles.

Méthodologie de la recherche :

Pour essayer de répondre à notre problématique nous avons choisi les méthodes suivantes :

- La description de la méthode théoriquement et les études littérature
- L'analyse et traitement des statistiques concernant la consommation d'électricité.

La démarche d'étude :

La démarche méthodologique sur laquelle se base notre travail est la méthodologie IMRAD articulée autour de deux chapitres :

- Le premier chapitre est divisé en deux sections : la première section est consacrée aux notions théoriques de l'analyse spectrale des séries temporelles ; la deuxième section consiste les études de la littérature qu'ils ont pris dans le domaine économique cette méthode.
- Par la suite, nous allons présenter dans le deuxième chapitre notre étude de cas que nous avons divisé en deux sections, la première concerne les méthodes et les outils de notre recherche, et la deuxième section ce sont les résultats obtenus.

Chapitre 1 :
L'analyse spectrale
des séries
temporelles

Introduction :

Dans ce premier chapitre nous intéresserons généralement aux notions de prévision et des séries temporelles et les composantes de ces dernières, et essentiellement à l'analyse spectrale des séries temporelles où il s'agit de passer de l'étude d'une série temporelle dans le domaine des temps à l'étude d'une série temporelle dans le domaine des fréquences. Ainsi que les principales études précédentes qu'ils ont pris dans le domaine économique la méthode de l'analyse spectrale

Section 1 : Les notions théorique de l'analyse spectrale des séries temporelles**1. Généralité sur la prévision****1.1 .Définition de la prévision :**

Une prévision peut être défini comme un ensemble de probabilités associées à un ensemble d'événements futurs cette prévision est basée sur un ensemble d'informations disponibles à l'instant t où elle a été effectuée. Cet ensemble noté Ω_t (l'indice temporel t correspond à l'instant t) représente les données disponibles, les connaissances et les théories concernant le phénomène que l'on souhaite prévoir. [Boubekeur khadidja,2012/2013, p2]

1.2. Horizon des prévisions :

Nous entendons par horizon des prévisions, la distance de temps qui sépare le moment où la prévision est effectuée et le moment que l'on désire la prévision. Selon cet horizon, nous distinguons entre prévision à court, moyen et long terme.

1.2.1. Prévision à court terme :

La période considérée pour le court terme est de moins d'une année. Cette période sert à prévoir les activités de l'année en cours, comme par exemple la prévision des ventes futures afin de faire face à la demande. Elle sert aussi à gérer la production de l'entreprise et ses stocks, et orienter la politique commerciale de l'entreprise, comme le prix...etc.

1.2.2. Prévision à moyen terme :

Elle porte sur une période allant de deux à trois années. Elle peut nous aider à prévoir le rendement d'un investissement ou la pénétration d'un marché.

1.2.3. Prévision à long terme :

Elle porte généralement sur une période allant de trois à dix années. Elle sert à prévoir et planifier les besoins en services publics, des écoles, des hôpitaux...etc. Elle est également utile pour définir la stratégie de l'entreprise. [Mr.boussag Djaloul ,2006/2007, p 8]

2. La consommation d'électricité :**2.1. Définition de la consommation :**

La consommation, au sens économique du terme, c'est l'action d'utiliser ou de détruire, immédiatement ou progressivement, des biens et des services, dans le but de satisfaire un besoin.

En ce qui concerne la consommation d'électricité, contrairement à d'autres formes d'énergie, l'énergie électrique ne peut généralement pas être stockée telle quelle à grande échelle, chaque kilowatt-heure devant donc être produit au moment de sa consommation. Ce délicat équilibre entre l'offre et la demande doit être maintenu en tout temps pour assurer la fiabilité du service électrique. [Boubekeur khadidja,2012/2013, p6]

2.2. Prévision de la consommation d'électricité :

La modélisation et la prévision de la consommation d'électricité à différents horizons (court terme moyen terme, ou long terme) représentent une activité clef pour le groupe SONELGAZ : en effet, afin d'éviter les risques physiques (black-out partiel ou total), ou financiers (pénalités financières) l'équilibre doit être maintenu constamment entre la demande et l'offre d'énergie sur le réseau électrique. L'optimisation des coûts de production étant un enjeu essentiel pour le groupe SONELGAZ, l'activité de prévision court terme est donc directement liée à la gestion des moyens de production qui sont aussi nombreux

Les prévisions moyen terme et long terme permettent, entre autres choses, d'établir les plannings de maintenance des différents moyens de production, et sont également utilisées pour décider des investissements futurs (par exemple en vue d'augmenter la capacité de production). [Tristan Launay,2012,p1]

3. Analyse des séries temporelles:**3.1. Définition :**

Une série temporelle ou encore chronique est une succession d'observation au cours du temps représentant un phénomène économique (prix, vents,...).

Remarque :

Par hypothèse, le pas du temps des observations est considéré constant : l'heure, le jour, le mois, le trimestre, l'année. Nous supposons également que la chronique ne contient ni observations manquantes ni valeurs aberrantes ou accidentelles sur toute la période d'observation. La valeur courante en t de la chronique est notée x_t , ou t le temps est compris entre 1 et n avec n le nombre totale d'observations de la chronique. On appelle h le nombre de points ou de à prévoir de la chronique. La prévision de la série temporelle de $(n+1)$ à $(n+h)$ connaissant l'historique de x_1 à x_n porte le nom d'horizon de la prévision. [Régis Bourbonnais,2010, p 5]

3.2 Les composantes des séries temporelles :

Les premières études sur les chroniques ont amené à considérer de façon standard quatre grandes composantes :

1. la tendance ou « trend » notée **Tt**, censée décrire le mouvement de long terme, de fond ou encore structurel du phénomène. ce mouvement est traditionnellement représenté par des formes analytique simples : polynomiales, logarithmique, exponentielles, cycliques, logistique. C'est ainsi qu'en économie la tendance contient des cycles longs de Kondratieff (cycle aperiodique de 40 à 60 ans), de Kuznets (20ans), des cycles de Juglar (cycle de crise de 10 ans).
2. La composante cyclique notée **Ct**. en conjoncture, elle est représentée par le cycle de Kitchin d'une période de 4 à 5 ans. Dans la plupart des travaux sur les série temporelles, la tendance et le cycle sont regroupés en une seule composante appelée l'extra-saisonnière.
3. La composante saisonnière notée **St** : composante cyclique relativement régulière de période intra-annuelle et qui correspond souvent à des phénomènes de mode, de coutume, de climat.....
4. La composante résiduelle notée **Rt**. elle rassemble tout ce que les autres composantes n'ont pu expliquer du phénomène observé. elle contient donc les 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. [**Régis Bourbonnais,2010, p 6**]

4. L'analyse spectrale des séries temporelles :

4.1. Définition :

La représentation spectrale d'une série temporelle $\{Y_t\}$, ($t=1, \dots, n$), consiste en la décomposition de $\{Y_t\}$ en une somme de sinusoides avec des coefficients aléatoires non corrélés. On peut en déduire une décomposition des fonctions de variance et d'autocovariance en une somme de sinusoides. [xlstat_aide ,2007]

L'analyse spectrale transpose l'idée générale de l'autocorrélation de l'espace des temps à l'espace des fréquences.

La procédure Analyse spectrale permet d'identifier le comportement périodique des séries chronologiques. Au lieu d'analyser la variation d'un point à un autre, elle permet d'analyser la variation de la série dans son ensemble en tant que composantes périodiques des fréquences différentes. Les séries de lissage disposent de composantes périodiques plus fortes à basse fréquence. [IBM-spss-forecasting ,p44]

Toute fonction périodique peut être représentée par une somme de fonctions trigonométriques, ou d'une façon plus générale tout vecteur peut être représentée par une combinaison linéaire de vecteurs définis à partir des fonctions sinus et cosinus. [Georges Bresson,1995, p 133]

4.2. Historique de l'analyse spectral :

Les astronomes ont été les premiers à utiliser l'analyse de Fourier pour des séries chronologiques. Leur but était de détecter des saisonnalités cachées au sein de leurs données. Ainsi, **Lagrange** a utilisé ces méthodes pour détecter de la périodicité cachée en 1772 et en 1778. [Cours de séries temporelles, p 6]

L'analyse spectral a découlé de l'analyse harmonique de **Fourier** en 1822 qui précise que toute oscillation est caractérisée par son amplitude, sa phase et sa période le point de départ de toute discussion sur le sujet est bien la théorie des série et intégrale de **Fourier**. [Georges Bresson,1995 , p 132]

en 1847, **Buys** et **Ballot**, dans 'Les changements périodiques de températures ont proposé des méthodes pour étudier la périodicité de données astronomiques. [**Cours de séries temporelles ,p 6**]

Le spectre, principale fonction d'intérêt dans le domaine des fréquences, est essentiellement une décomposition harmonique de la variance. Cette technique a été développée bien avant par les travaux de **Wiener** et **Khintchine**. En effet, en 1898, **Schuster**, pour découvrir les périodicités cachées de la célèbre série des taches solaires, a proposé la méthode dite du périodogramme pour estimer le spectre. En économie, cette analyse du périodogramme fût notamment utilisée par **Beveridge** en 1920 afin de révéler les cycles du prix du blé en Europe. Pour améliorer les propriétés d'échantillonnage de l'estimation spectrale, **Bartlett**, dans les années quarante, a suggéré une approche basée sur l'utilisation d'une fonction d'autocovariance pondérée. Cette approche appelée analyse spectrale et couramment utilisée aujourd'hui. [**Georges Bresson,1995,p 131**]

4.3. L'intérêt et objectif de l'analyse spectral :

L'objet de l'analyse spectrale n'est pas d'éliminer certaines composantes de la série mais, au contraire, de révéler l'information sur la composition de la série temporelle et de préciser l'influence respective de chaque composante sur la variance de la série. [**Georges Bresson ,p 131**]

Leur objectif est l'identification des fluctuations d'une série temporelle aux principales fréquences. L'analyse fréquentielle d'une série temporelle trouve sa justification dans le fait que chaque composante d'une série peut être décomposée en un nombre fini d'oscillations sinusoïdales. [**Georges Bresson p 132**]

L'intérêt :

- ✓ La reconnaissance de phénomènes cycliques et la mise en évidence de relations d'avance-retard entre plusieurs séries.
- ✓ Elle consiste en une recherche systématique des composantes périodiques d'une série et, plus particulièrement, de la composante périodique la plus importante. [**Georges Bresson ,1995,p 132**]

4.4. Le modèle général :

La série chronologique est approchée au moyen de fonction :

- L'extra-saisonnalité par un polynôme de degré k .
- La saisonnalité par une somme de termes trigonométrique.

Dans cette dernière somme, le premier terme a pour période, la période de la saisonnalité ; les autres termes ont pour période, des périodes harmoniques. [Régis Bourbonnais,2010 ,p 25]

A la base de l'analyse harmonique de Fourier, se trouve une opération appelée transformation de Fourier qui prend des formes distinctes en fonction du type de série analysée. Ces différentes formes ont en commun de supposer que chaque série est constituée d'un ensemble de composantes sinusoïdales à différentes fréquences, chacune ayant une certaine amplitude et une phase initiale. [Georges Bresson,1995, p 134]

Ces fonction trigonométriques sont des cycles du type $A \cos (\omega t+ \phi)$ avec :

- l'amplitude A est la valeur maximale de l'oscillation.
- T est la période de la saisonnalité d'une série temporelle sera l'intervalle de temps à partir duquel l'observation se répète. cette période se mesure en unité de temps (seconde, jour, mois, trimestre...; $T = 12$ pour une série mensuelle, $T=4$ pour une série trimestrielle).
- la phase ϕ , en radian, précise l'intervalle de temps entre l'origine des temps et le moment où l'observation est nulle.
- ω la pulsation, en radian, avec $\omega = \frac{2\pi}{T} = 2\pi f$ où T , en unité de temps, λ la fréquence en hertz.

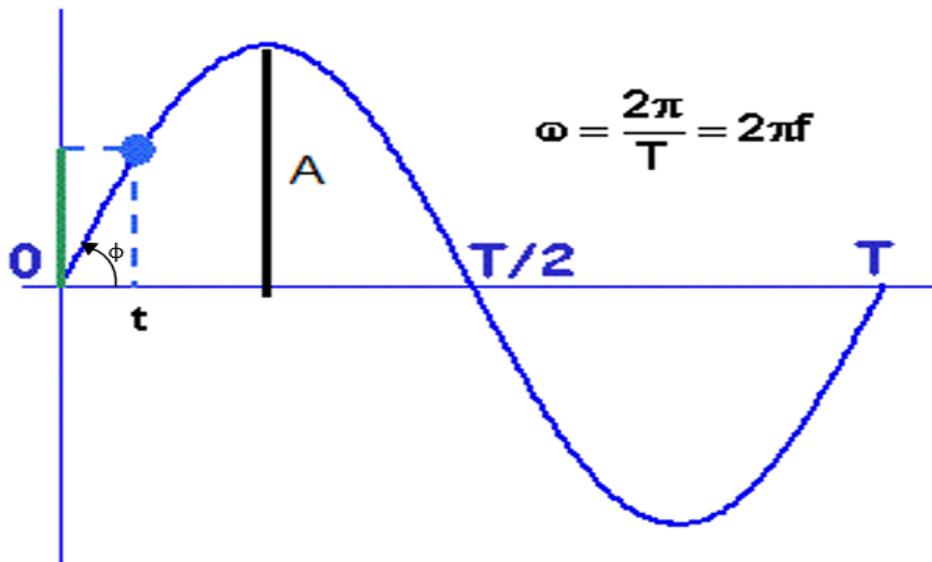


Figure 1 : représentation d'une composante sinusoïdale

[Georges Bresson,1995, p 135]

Cette expression contient deux inconnus A et ϕ . Il est difficile d'utiliser, dans ce cas, les MCO pour estimer les coefficients car l'expression est non linéaire ; c'est pourquoi on recourt à la forme développée :

$$A \cos (\omega t+\phi)=A[\cos \omega t \cos \phi-\sin \omega t \sin \phi]=a_1 \cos (\omega t)+b_1 \sin (\omega t)$$

Avec $a_1=A \cos \phi$ et $b_1=-A \sin \phi$.

$$A=\sqrt{a_1^2+b_1^2}$$

- a_1 et b_1 les coefficients de Fourier.

En général, la relation précédente, on obtient pour une fonction de période 2π .

À titre d'exemple, considérons une série chronologique mensuelle organisée selon un schéma additif : $y_t = E_t + S_t + R_t$.

Avec cette méthode, la chronique est modélisée par un polynôme de degré quelconque k plus une somme de fonction trigonométrique. [Georges Bresson ,1995,p 135]

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \alpha_i \frac{t^i}{i!} + \sum_{i=1}^m A_i \cos\left(\frac{2\pi}{T} it + \phi_i\right) + R_t$$

- Périodicité mensuelle **T=12**.
- **k** le degré du polynôme .
- **m** le nombre d'harmoniques.
- La fréquence angulaire $\omega i = \frac{2\pi i}{N} = 2\pi f_i$, $f_i = i/N$.

Pour un extra-saisonnier linéaire, le modèle s'écrit :

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \sum_{i=1}^k A_i \cos(\omega i t + \phi_i) + R_t$$

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \sum_{i=1}^k [a_i \cos \omega i t + b_i \sin \omega i t] + R_t$$

a_i et b_i Les coefficients de Fourier. [Régis Bourbonnais, 2010, p 26]

4.5. Calcule des coefficients de Fourier et les composantes :

On pose $x_t = y_t - \hat{y}$

Décomposer x_t en série de Fourier consiste alors à trouver les coefficients a_i et b_i tel que :

$$x_t = \sum_{i=1}^k [a_i \cos \omega i t + b_i \sin \omega i t]$$

En pratique, on mesure le processus discret x_t sur **N** périodes ($t = 0, \dots, N-1$).

Comme on a N observations, on va vouloir les projeter sur un total de N fonctions de type **{ sin ω it cos ω it}**.

- Supposons que **N** soit impair, de sorte que **(N-1)** soit pair. Considérons les fréquences

$$\omega_i = \frac{2\pi i}{N} (i=0, \dots, \frac{N-1}{2})$$

On peut alors construire le système de fonctions :

$$\left\{ \sin 0 t, \dots, \sin \frac{\pi (N-1)}{N} t ; \cos 0 t, \dots, \cos \frac{\pi (N-1)}{N} t \right\}$$

Il y a exactement $[(N - 1) / 2] + 1$ fonctions sinus et le même nombre de fonctions cosinus, soit un total de $(N + 1)$ fonctions. On a donc deux fonctions de trop. Cependant, pour $i=0$, le sinus est nul, quel que soit t . Dès lors, on ne considèrera que les $(N-1)/2$ sinus définis pour $i=1, \dots, [(N-1)/2]$:

$$\left\{ \sin \frac{2\pi}{N} t, \dots, \sin \frac{\pi (N-1)}{N} t ; 1, \cos \frac{2\pi}{N} t, \dots, \cos \frac{\pi (N-1)}{N} t \right\}$$

Ce système comporte donc exactement N fonctions.

- Si N est pair, on peut calculer $N=2$ et définir les ω_i comme précédemment, pour obtenir :

$$\left\{ \sin 0 t, \dots, \sin \pi t ; \cos 0 t, \dots, \cos \pi t \right\}$$

On aura donc bien un total de $[(N / 2) - 1] + [(N + 2)/2] = N$ fonctions.

Dès lors, la décomposition en série de Fourier de x_t sera :

$$x_t = \sum_{i=0}^{L(N)} \left(a_i \cos \frac{2\pi i}{N} t + b_i \sin \frac{2\pi i}{N} t \right) \quad (1)$$

Où $L(N) = N / 2$ si N est pair, et $L(N) = (N - 1)/2$ si N est impair. Les coefficients a_i et b_i sont appelés *coefficients de Fourier*, et le but est de les estimer.

Comme on a exactement N observations et N inconnues (les coefficients $\{ a_0, \dots, a_{L(N)} ; b_1, \dots, b_{L(N)} \}$), le système a une solution unique, qui peut être trouvée en utilisant, par exemple, une régression linéaire. Le calcul de ces coefficients est explicité ci-dessous.

4.5.1. Calcul des coefficients de Fourier :

- x_t est discret :

Considérons un processus x_t , observé sur l'intervalle $(0, 1, 2, \dots, N-1)$. Pour simplifier, on supposera N impair, de sorte que $L(N) = [N - 1] / 2$. Comme expliqué ci-dessus, on veut estimer un modèle de type :

$$x_t = \beta' z_t + u_t$$

Avec :

$$z_t = [1 \quad \cos(\omega_1(t)) \quad \sin(\omega_1(t)) \quad \dots \quad \cos(\omega_{L(N)}(t)) \quad \sin(\omega_{L(N)}(t))]'$$

et,

$$\beta' = [a_0 \quad a_1 \quad b_1 \quad \dots \quad a_{L(N)} \quad b_{L(N)}]$$

On sait que l'estimateur des moindres carrés de β est donné par:

$$\hat{\beta} = \left[\sum_{t=1}^N z_t z_t' \right]^{-1} \left[\sum_{t=1}^N z_t x_t \right] \tag{2}$$

On peut alors montrer que

$$\sum_{t=1}^N z_t z_t' = \left(\begin{array}{c} N \\ \left[\begin{array}{c} N \\ 0_{N-1} \end{array} \right] \end{array} \left[\begin{array}{c} 0'_{N-1} \\ \left[\begin{array}{c} N/2 \mathbf{I}_{N-1} \end{array} \right] \end{array} \right] \right) \tag{3}$$

Où $\mathbf{0}_{N-1}$ est un vecteur-colonne composé de $N-1$ zéros, et \mathbf{I}_{N-1} est la matrice identité. La matrice $\sum_{t=1}^N z_t z_t'$ est donc diagonale, et son inverse est obtenu en inversant les éléments de la diagonale principale :

$$\left[\sum_{t=1}^N z_t z_t' \right]^{-1} = \begin{pmatrix} \left[\begin{array}{c} \frac{1}{N} \\ \mathbf{0}_{N-1} \end{array} \right] & \left[\begin{array}{c} \mathbf{0}'_{N-1} \\ \frac{2}{N} \mathbf{I}_{N-1} \end{array} \right] \end{pmatrix}$$

D'autre part, on a:

$$\sum_{t=1}^N z_t x_t = \begin{bmatrix} \sum x_t \\ \sum x_t \cos(\omega_1(t-1)) \\ \sum x_t \sin(\omega_1(t-1)) \\ \vdots \\ \sum x_t \cos(\omega_{L(N)}(t-1)) \\ \sum x_t \sin(\omega_{L(N)}(t-1)) \end{bmatrix}$$

On obtient alors :

$$a_0 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}) \quad i=0$$

$$a_i = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}) \cos \omega_i (t-1) \quad i=1,2,3,\dots,\frac{N-1}{2}$$

$$b_0 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}) \sin \omega_i (t-1) = 0 \quad i=0$$

$$b_i = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}) \sin \omega_i (t-1) \quad i=1, 2, 3, \dots, \frac{N-1}{2}$$

[Analyse spectrale des séries chronologique, 1999,p 5]

- x_t est continue :

$$a_i = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (y_t - \hat{y}) \cos(\omega_i t)$$

$$b_i = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (y_t - \hat{y}) \sin(\omega_i t)$$

4.5.2. Calcule les composantes de modèle :

En général on peut écrire la série temporelle qui est composée des plusieurs cycles comme suit :

$$y_t = f(t) + \sum_{i=1}^{l(N)} C_{it}$$

$f(t)$: la tendance

C_{it} : les composantes de l'analyse spectrale

Cette fonction contient deux équations la tendance et la sommation des composantes qui va augmenter la qualité de relation entre y et t , et on calcule chaque composante par la formule suivante :

$$C_{it} = a_i \cos(\omega_i t) + b_i \sin(\omega_i t)$$

On va ajouter les composantes au modèle jusqu'à l'arrivée à une qualité d'ajustement (R^2) acceptable.

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y}_t - \bar{y})^2}{\sum(y_t - \bar{y})^2} \quad [\text{محمد دركزعلي، 2011، ص 398}]$$

4.6. Le périodogramme :

4.6.1. Construction et interprétation du périodogramme :

On vient d'estimer les coefficients de Fourier a_i et b_i en utilisant une régression par moindres carrés. Dans une analyse de régression classique, l'étape suivante consiste à effectuer une analyse de la variance. Par exemple, si on veut expliquer x_t par les K variables mutuellement orthogonales $r_{1t}; \dots; r_{Kt}$ dans le modèle linéaire:

$$x_t = \beta_0 + \beta_1 r_{1t} + \dots + \beta_i r_{it} + \dots + \beta_K r_{Kt} + \varepsilon_t .$$

on peut montrer que la portion de $\sum x_t^2$ expliquée par r_{it} vaut $(N-2) \beta_i^2$. De même, ici, on peut montrer que la part de $\sum x_t^2$ expliquée par $\cos \omega_i t$ vaut $(N-2) a_i^2$, la part de $\sum x_t^2$ expliquée par $\sin \omega_i t$ vaut $(N-2) b_i^2$, et la part globale de $\sum x_t^2$ expliquée par les cycles à la fréquence ω_i vaudra $(N-2) (a_i^2 + b_i^2)$, la représentation d'une fonction *périodogramme*, définie par:

$$I(\omega_i) = \frac{N}{2} (a_i^2 + b_i^2)$$

La découverte de pics dans cette fonction indique alors que les fréquences pour lesquelles ces pics apparaissent sont les fréquences qui expliquent le mieux la dynamique de x_t [Analyse spectrale des séries chronologique p 6]

4.6.2. Utilité du périodogramme :

On peut se servir du périodogramme pour repérer des périodicités dans les données, mais aussi pour épurer ces données d'un certain bruit. Par exemple, on peut éliminer toutes les fréquences pour lesquelles la valeur du périodogramme n'atteint pas un certain pourcentage de la valeur maximale du périodogramme. [Analyse spectrale des séries chronologique, 1999, p 23]

Section 2 : les études de la littérature

1. **Première étude** : C'est un mémoire de magister sous le thème :

« تحليل الأنشطة السياحية في سوريا باستخدام النماذج القياسية »

Pour l'obtention de diplôme de magister en statistique et programmation, réalisé par Ahmed ADIBE AHMED à l'université de TECHERINE, Syrie.

Le chercheur a utilisé les modèles économétriques pour analyser les activités touristiques en Syrie parmi ces modèles, l'analyse spectrales à partir d'une base des données des nombres des touristes aubains et venants arabes et étrangers pour la période 1998-2003. Ou il a trouvé leurs modèles générales et étudié la variation saisonnière des variables touristiques, fait une prévision pour les cinq années prochains.

Il a trouvé les résultats suivants :

- Les venants sont saisonniers et aléatoires.
- Les aubains arabes sont saisonniers et aléatoires.
- Les aubains étrangers sont saisonniers et aléatoires d'un processus linéaire.

2. **Deuxième étude** : C'est un mémoire de magister intitulé :

"تطبيق الأساليب الحديثة لتقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية"

À l'université HASIBA BEN BOUALI, Chlef l'année 2007-2008, réalisé par BEN AWALI Hanane. Ce mémoire de magister exploite l'utilisation de la méthode de box-Jenkins et la transformation de Fourier pour faire la prévision des ventes de l'entreprise BCR (division ORSIM) à partir d'un échantillon des vents de cinquante-quatre mois.

Résultat :

- L'entreprise n'a pas fait appel à des méthodes scientifiques pour faire ces prévisions et limitée à des procédés simples qui s'appuient sur l'expérience de préparer une prédiction.

- il n'y a pas un service responsable à la prévision dans l'entreprise ce qui en font comme un outil d'estimation et non pas un outil de planification et de coordination et de control, donc c'est un processus de prévision des vents aléatoire.

3. **Troisième étude** : C'est un article intitulé :

« Analyse spectrale des séries temporelles et application à la causalité. »
réalisé par Mamadou-Diang BARRY publié le 23 Mai 2011.

Dans cet article, il a étudié empiriquement les liens de causalité au sens de Granger entre le développement financier et la croissance économique en employant l'analyse spectrale. Cette méthode permet de mesurer la causalité entre les variables financières et économiques suivant différents horizons temporels (court, moyen et long terme) sans subdiviser la période d'étude. Cette étude a été réalisée sur un échantillon qui est composé de douze pays, dont sept d'entre eux forment une union économique et monétaire. La période d'étude s'étend de 1962 à 2006. Les résultats montrent que les relations de causalité entre finance et croissance ne sont pas linéaires, mais qu'elles varient suivant les horizons temporels choisis. A long terme, la finance domine dans les pays constituant l'union monétaire alors que nous avons le résultat inverse dans les autres pays. Sur des fréquences élevées, les estimations montrent que les secteurs réel et financier entretiennent des relations causales, montrant ainsi une limite de la méthode classique d'évaluation de la causalité qui établit dans bien de cas une absence totale de lien entre les variables représentatives.

4. **Quatrième étude** : c'est un article intitulé :

« نمذجة إنتاج الفستق الحلبي في محافظة حلب باستخدام أسلوب التحليل الطيفي للفترة 1998-2009 »

Publié dans le journal de l'université EL KODSE, réalisé par D. Mohamed DERKAZNLI et Noura ELHAMIDI, où il est question d'importance économique de la production de ce produit et l'analyse des séries temporelle par l'analyse spectral et en suit l'application de cette dernière

sur la production de pistache. Ensuite les principaux résultats obtenus sont :

- La production de pistache liée au temps.
- La série est cyclique et aléatoire d'un processus linéaire.
- Et le R^2 a augmenté de 57.1 % à 80.9% lorsqu'ils ont intégré la 4^{ème} composante à partir de ces résultats ils ont obtenus le model adéquat.

5. **Cinquième étude** : c'est un article intitulé :

"نمذجة اشتراكات في خدمة النقل باستخدام أسلوب سلاسل فورييه دراسة حالة المتعامل موبليس
وفقا لخدمة الدفع المسبق -وكالة سعيدة-"

Présenté le 19-20-novembre 2013 dans le séminaire : « les méthodes et les outils quantitatifs appliqués à la gestion » à l'université de MOULAY TAHAR –Saïda- par les chercheurs : D.SOUAR Youcef et D.Ali Rezak ABIDI et BAKHTAWI Fatima Zahra

Cette étude est divisée en deux partie la première partie concerne les concepts théoriques tel que la définition de model de l'analyse spectral et l'apparition de ce model et ainsi que leur model général, et l'autre partie comprend l'étude pratique où ils sont modélisées les abonnements par les séries de Fourier à partir d'une base des données des abonnées de mobilis pour la période 2009-2012

Les importants résultats obtenus dans cette étude sont les suivants :

- Les abonnements sont saisonniers et aléatoires d'un processus linéaire.
- Il y a une relation entre les abonnements et le temps avec un coefficient de corrélation égal à 0.58.
- La série est affectée au cycle linéaire.
- Après l'intégration de la deuxième composante le coefficient de corrélation augmente vers 0.913.

- Ils ont fait la prévision de nombre des abonnements pour le premier trimestre d'année 2013 par le model suivant :

$$\hat{Y} = 1002.350 + 66.929t + 148.89\cos(\pi/8)*T + 99\sin(\pi/8)*T$$

- La série est non stationnaire il s'agit d'un processus TS, à partir de ce constat ils ont obtenu le model suivant : $y_t = 1072.14 + 58.715t$.

Conclusion de chapitre :

A partir de ce chapitre nous avons pris les principales notions de l'analyse spectrale ainsi que l'estimation de son model général et le calcul des coefficients de Fourier et les principaux résultats ont été cités dans les études précédentes.

Chapitre 2 :
Application de la
méthode de
l'analyse spectrale

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

Introduction :

Dans ce chapitre, nous avons présenté en premier temps la méthode et les outils utilisés dans notre étude et ensuite nous avons essayé d'appliquer la méthode d'analyse spectrale pour faire la prévision de la consommation d'électricité de la wilaya de Saida.

Section 1 : Les méthodes et les outils d'étude

1. L'échantillon étudié :

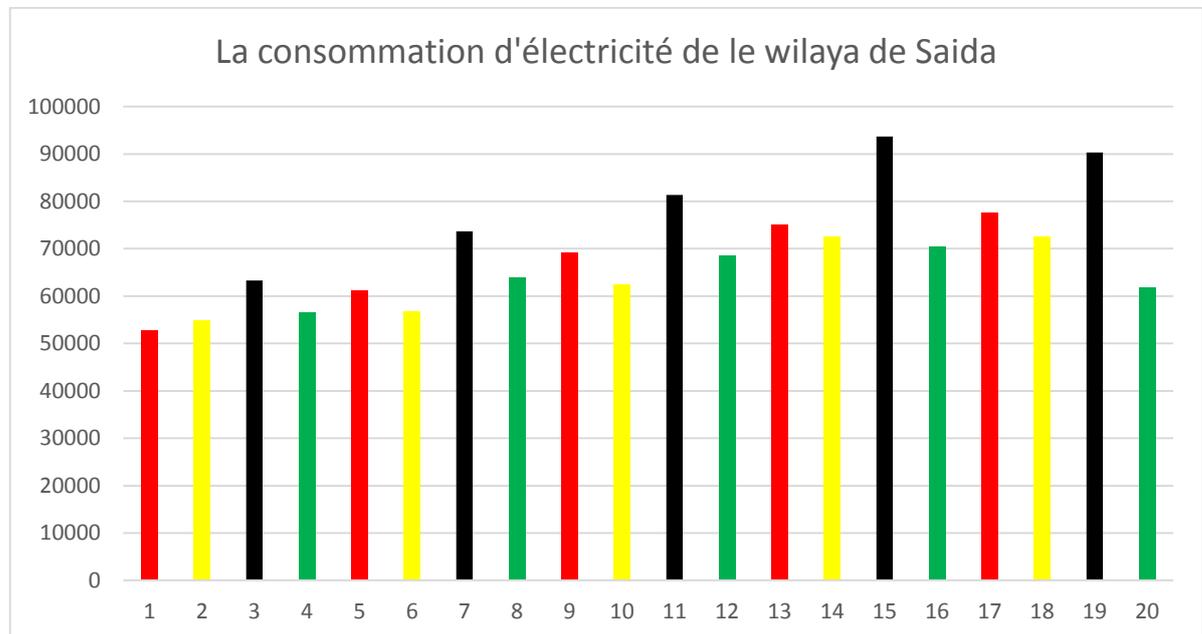
En vue de la compréhension et la perception détaillée, de l'aspect théorique de notre thème, nous avons pris comme exemple l'entreprise SONELGAZ.

Nous avons choisi la consommation d'électricité comme variable par ce qu'elle caractérise d'un processus cyclique, la figure (2) permet de visualiser ce cycle.

Nous avons ciblé la consommation d'électricité –moyenne et basse tension- de la période 2009-2013 comme un échantillon de notre étude.

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

Figure 2 : L'évolution trimestrielle de la consommation d'électricité 2009-2013 de la wilaya de Saida



Source : Société de Distribution de l'électricité et de gaz de l'Ouest (Saida)

2. Les méthodes :

Pour faire la prévision de la consommation d'électricité, nous avons choisi la méthode d'analyse spectrale car, est une technique compatible avec comportement de la consommation d'électricité de la wilaya de Saida par ce qu'elle s'appuie sur le caractère cyclique de la variable.

Afin d'appliquer l'analyse spectrale, nous avons suivi le processus suivant :

Etape 1 : la représentation graphique de la série.

Etape 2 : teste de normalité de la série afin de vérifier si la variable est continue ou bien discrète.

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

Etape 3 : teste de stationnarité de la série et le type de non stationnarité.

Etape 4 : stationnarisation de la série par une régression sur le temps.

Etape 5 : faire l'analyse spectrale de la série stationnaire.

Etape 6 : calcule les composantes de l'analyse spectrale.

Etape 7 : calcule le coefficient de détermination pour chaque composante ajouté au modèle.

Etape 8 : choisie les composantes qui ajustent au mieux le modèle.

Etape 9 : faire la prévision.

3. Les outils d'étude :

Dans notre étude nous avons utilisé quatre logiciels afin de les faciliter notre travail :

- EViews 8 : nous avons l'utilisé dans les étapes (1, 2,3).
- Spss v 20 : nous avons l'utilisé dans les étapes (4, 7,9).
- Xlstat(2014) : nous avons l'utilisé dans les étapes (5).
- Excel(2013) : nous avons l'utilisé dans les étapes (6).

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

Section 2 : L'analyse des résultats

1. Présentation des données :

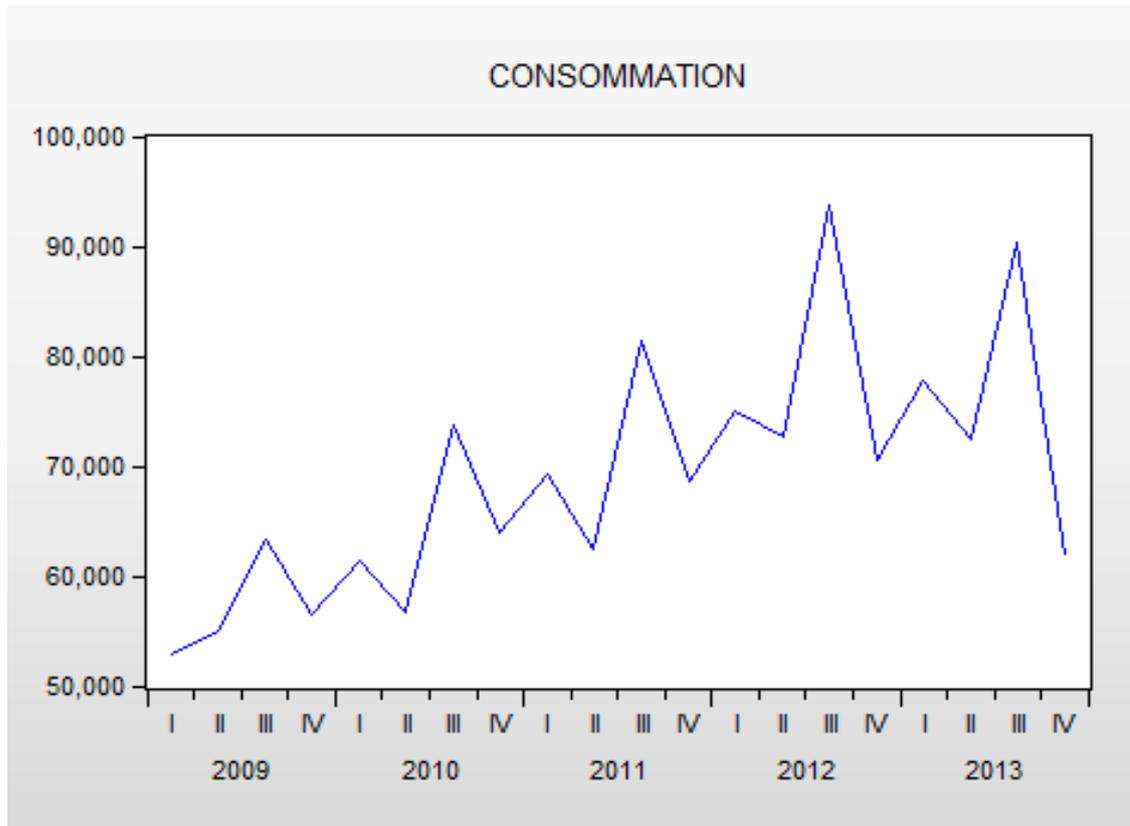
Tableau 1 : Consommation d'électricité base et moyenne tentions en MWH DP pour la wilaya de Saida

	Année 2009	Année 2010	Année 2011	Année 2012	Année 2013	Total
Trimestre 1	52844,5	61303,48	69155,62	75041,54	77676,2	336021,34
Trimestre 2	54933,34	56722,41	62408,62	72579,39	72522,37	319166,13
Trimestre 3	63278,31	73658,8	81317,1	93706,81	90279,77	402240,79
Trimestre 4	56513,14	63850,6	68593,89	70483,68	61848,11	321289,42
Total	227569,284	255535,284	281475,235	311811,4126	302326,4354	1378717,65

La source : Société de Distribution de l'électricité et de gaz de l'Ouest (Saida)

La représentation graphique de la consommation d'électricité de la wilaya de Saïda :

Figure 3 : La représentation graphique de la consommation d'électricité de la wilaya de Saïda (2009-2013)



Source : fait par nous-même (EViews 8)

Le graphe montre le mouvement trimestriel de la consommation d'électricité de la wilaya de Saïda entre janvier 2009 et décembre 2013 avec notamment une faible consommation en deuxième trimestre et une forte consommation en troisième trimestre ce qui nous montre l'existence d'une saisonnalité.

Il illustre bien aussi les limites d'un ajustement de la tendance par une fonction. Alors que le trend semblait linéaire, bien qu'un schéma multiplicatif semble plus adapté.

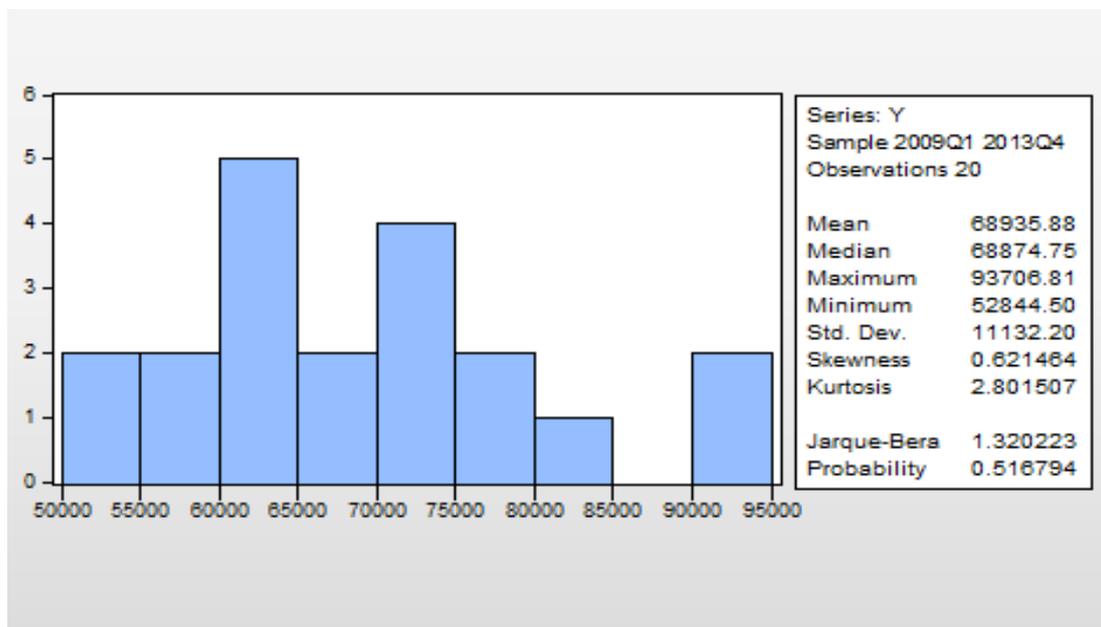
Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

2. Test de normalité :

- H0** : les observations suivent la loi normale.
H1 : les observations ne suivent pas la loi normale.

Pour tester l'hypothèse nulle (la série suit une distribution normale) nous allons procéder au test de Jarque- Bera.

Figure 4 : Test de Jarque- Bera



Source : fait par nous-même (EViews 8)

La probabilité fournie, elle est égale à 0,516794. Pour un seuil $\alpha = 5\%$, nous acceptons l'hypothèse nulle de normalité de la distribution. Alors, la consommation d'électricité est une variable continue.

3. Test de stationnarité :

Pour savoir la stationnarité de la série nous allons étudier la fonction d'autocorrélation simple et partielle.

3.1. Correlogram :

Figure 5 : fonction d'autocorrélation simple et partielle

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.218	0.218	1.0969	0.295
		2	0.484	0.458	6.8225	0.033
		3	0.152	-0.007	7.4191	0.060
		4	0.568	0.437	16.278	0.003
		5	-0.084	-0.427	16.486	0.006
		6	0.086	-0.346	16.717	0.010
		7	-0.120	0.011	17.202	0.016
		8	0.121	0.008	17.740	0.023
		9	-0.313	-0.024	21.649	0.010
		10	-0.173	-0.099	22.971	0.011
		11	-0.263	-0.100	26.361	0.006
		12	-0.120	-0.089	27.152	0.007

Source : fait par nous-même (EViews 8)

D'après l'analyse statistique du correlogram, nous remarquons qu'il y a quelques coefficients de la fonction d'autocorrélation qui ne sont pas significatifs car ils sortent de l'intervalle

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

Test de Ljung Box :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{H0} : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_n = 0 \\ \mathbf{H1} : \text{il existe au moins un } \rho_i \text{ significativement différent de 0} \end{array} \right.$$

Nous utilisons ce test pour étudier la signification globale des coefficients d'autocorrélations inférieur de 30.

La statistique de Ljung Box (L B) est donné par :

$$L B = n(n + 2) + \sum_{k=1}^n \frac{\rho^2}{n - k}$$

$$LB = 27.152 > x^2_{0.05 ; 12} = 5.23$$

Nous rejetons l'hypothèse nulle qui propose que tous les coefficients d'autocorrélation égale à 0

Donc la série est non stationnaire.

3.2. Test de racine unitaire :

A partir du test de Phillips-Perron, nous allons examiner si le processus est stationnaire ou non stationnaire.

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{c} + \mathbf{bt} + \phi \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{\varepsilon}_t$$

\mathbf{Y}_t : la consommation d'électricité.

\mathbf{y}_{t-1} : la consommation d'électricité de la période précédente.

\mathbf{t} : le temps.

\mathbf{c} : le constant.

\mathbf{b} : coefficient de la droite.

ϕ : la racine unitaire.

$\mathbf{\varepsilon}_t$: les erreurs.

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

3.2.1. Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 1 :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \phi=1 \\ H_1 : \phi \neq 1 \end{array} \right.$$

Tableau 2 : Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 1

Null Hypothesis: CONSOMMATION has a unit root
 Exogenous: None
 Bandwidth: 2 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-0.066395	0.6478
Test critical values:		
1% level	-2.692358	
5% level	-1.960171	
10% level	-1.607051	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
 Warning: Probabilities and critical values calculated for 20 observations and may not be accurate for a sample size of 19

Residual variance (no correction)	1.77E+08
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	75434669

Phillips-Perron Test Equation
 Dependent Variable: D(CONSOMMATION)
 Method: Least Squares
 Date: 05/16/14 Time: 02:10
 Sample (adjusted): 2009Q2 2013Q4
 Included observations: 19 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CONSOMMATION(-1)	-0.012517	0.044667	-0.280225	0.7825

R-squared	0.003083	Mean dependent var	473.8741
Adjusted R-squared	0.003083	S.D. dependent var	13684.64
S.E. of regression	13663.53	Akaike info criterion	21.93404
Sum squared resid	3.36E+09	Schwarz criterion	21.98375
Log likelihood	-207.3734	Hannan-Quinn criter.	21.94246
Durbin-Watson stat	3.060886		

Source : (EViews 8)

Nous devons nous référer au tableau statistique de Dickey-fuller

| $t_{\phi, \text{cal}} | = 0.066 > t_{\text{tab}} = -1.96$, Nous acceptons l'hypothèse H_0 de racine unitaire, donc la consommation d'électricité est non stationnaire

3.2.2. Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 3:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : b=0 \\ H_1 : b \neq 0 \end{array} \right.$$

Tableau 3 : Test de PHILLIPS - PERRON sur le modèle 3

Phillips-Perron Test Equation
Dependent Variable: D(CONSOMMATION)
Method: Least Squares
Date: 05/16/14 Time: 01:55
Sample (adjusted): 2009Q2 2013Q4
Included observations: 19 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CONSOMMATION(-1)	-1.699496	0.252831	-6.721880	0.0000
C	95094.62	13917.50	6.832735	0.0000
@TREND("2009Q1")	2316.952	508.0629	4.560364	0.0003

R-squared	0.745805	Mean dependent var	473.8741
Adjusted R-squared	0.714030	S.D. dependent var	13684.64
S.E. of regression	7318.014	Akaike info criterion	20.77800
Sum squared resid	8.57E+08	Schwarz criterion	20.92713
Log likelihood	-194.3910	Hannan-Quinn criter.	20.80324
F-statistic	23.47188	Durbin-Watson stat	1.685675
Prob(F-statistic)	0.000017		

Source : (EViews 8)

Nous devons nous référer au tableau statistique de Dickey-fuller

$t_{cal}=4,56 > t_{tab}=2,79$ nous rejetons l'hypothèse nulle donc le coefficient de la droite est significative.

A partir du test de racine unitaire, nous avons trouvé que la série est non stationnaire d'un processus **TS**

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

4. Estimation de la tendance :

4.1. Test de corrélation :

H0 : la corrélation entre la consommation et temps est nulle $r=0$
H1 : la corrélation entre la consommation et temps est différent a 0 $r \neq 0$

Tableau 4 : test de corrélation

Matrice de corrélation (Pearson) :

Variables	consommation	trend
consommation	1	0,673
trend	0,673	1

p-values :

Variables	cosommation	trend
cosommation	0	0,001
trend	0,001	0

Source : (Xlstat 2014)

p-value étant inférieur au seuil de signification, Nous rejetons l'hypothèse nulle, donc il existe une corrélation positive entre la consommation d'électricité et le temps avec un coefficient de corrélation égal à 0.673.

4.2. Régression :

Il y'a une relation entre la consommation d'électricité et le temps et d'après le test de racine unitaire, nous avons trouvé que la série est non stationnaire d'un processus TS, donc il convient de la stationnariser par régression sur le temps.

Selon le test de student, nous avons trouvé que les estimateurs du model sont signifié, et d' après le test de l'analyse de la variance nous confirmons la signification globale du modèle avec un coefficient de détermination égal à 0,45.

Nous avons obtenu le modèle suivant :

$$\hat{y}_{\text{tendance}} = 55631,653 + 1267,069 * t$$

$\hat{y}_{\text{tendance}}$: La Consommation d'électricité estimée par le modèle de régression

t : le temps

Tableau 5 : La Consommation d'électricité estimée par le modèle de régression

	Année 2009	Année 2010	Année 2011	Année 2012	Année 2013
Trimestre 1	56898,7228	61967,00059	67035,27838	72103,55617	77171,83396
Trimestre 2	58165,79224	63234,07004	68302,34783	73370,62562	78438,90341
Trimestre 3	59432,86169	64501,13948	69569,41727	74637,69507	79705,97286
Trimestre 4	60699,93114	65768,20893	70836,48672	75904,76451	80973,04231

Source : (spss 20)

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

5. Analyse spectrale :

Après le calcul de la consommation d'électricité estimé par le modèle précédent, nous allons calculer la nouvelle série $y_t - \hat{y}_{tendance}$

Tableau 6 : La série nette ($y_t - \hat{y}_{tendance}$)

Les trimestres	$y_t - \hat{y}_{tendance}$
1/2009	-4054,22476
2/2009	-3232,45524
3/2009	3845,44431
4/2009	-4186,78814
1/2010	-663,52559
2/2010	-6511,65804
3/2010	9157,65552
4/2010	-1917,60693
1/2011	2120,34262
2/2011	-5893,72332
3/2011	11747,6837
4/2011	-2242,59819
1/2012	2937,98004
2/2012	-791,23175
3/2012	19069,1111
4/2012	-5421,08816
1/2013	504,36128
2/2013	-5916,53792
3/2013	10573,7953
4/2013	-19124,9359

Source : (Excel 2013)

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

5.1. Analyse spectrale (résidu) :

Tableau 7 : Calcul les coefficients de Fourier et les Fréquences

Fréquence [0,ω_i]	Période	Partie cosinus	Partie sinus	Phase	Périodogramme
0,000		-7,276E-13	0,000		0,000
0,314	20,000	-3487,191	-1179,214	1,245	135510506,361
0,628	10,000	-1777,282	1372,170	-0,913	50415809,376
0,942	6,667	294,375	1051,610	0,273	11925402,648
1,257	5,000	-1038,142	511,843	-1,113	13397210,420
1,571	4,000	-5354,876	1054,741	-1,376	297871718,779
1,885	3,333	1159,971	2869,814	0,384	95813669,755
2,199	2,857	559,647	1184,487	0,441	17162152,807
2,513	2,500	-21,680	1468,586	-0,015	21572152,869
2,827	2,222	87,091	1815,286	0,048	33028476,625
3,142	2,000	11047,725	-3,11109E-12	-1,571	1220522212,679

Source : (Xlstat 2014)

5.2. Les composantes :

- $C0t = 7,276E-13 \cdot \cos(0 \cdot t) + 0 \cdot \sin(0 \cdot t)$
- $C1t = -3487,191 \cdot \cos(\pi/10 \cdot t) - 1179,214 \cdot \sin(\pi/10 \cdot t)$
- $C2t = -1777,282 \cdot \cos(\pi/5 \cdot t) + 1372,170 \cdot \sin(\pi/5 \cdot t)$
- $C3t = 294,375 \cdot \cos(3\pi/10 \cdot t) + 1051,610 \cdot \sin(3\pi/10 \cdot t)$
- $C4t = -1038,142 \cdot \cos(2\pi/5 \cdot t) + 9,175 \cdot \sin(2\pi/5 \cdot t)$
- $C5t = -5354,876 \cdot \cos(\pi/2 \cdot t) + 511,843 \cdot \sin(\pi/2 \cdot t)$
- $C6t = 1159,971 \cdot \cos(3\pi/5 \cdot t) + 2869,814 \cdot \sin(3\pi/5 \cdot t)$
- $C7t = 559,647 \cdot \cos(7\pi/10 \cdot t) + 1184,487 \cdot \sin(7\pi/10 \cdot t)$
- $C8t = -21,680 \cdot \cos(4\pi/5 \cdot t) + 1468,586 \cdot \sin(4\pi/5 \cdot t)$
- $C9t = 87,091 \cdot \cos(9\pi/10 \cdot t) + 1815,286 \cdot \sin(9\pi/10 \cdot t)$
- $C10t = 11047,725 \cdot \cos(\pi \cdot t) + -3,11109E-12 \cdot \sin(\pi \cdot t)$

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

5.2.1. Calcul de la première composante :

Tableau 8 : Calcul de la première composante

$\hat{y}_{tendance}$	$C0t$	$\hat{y}_{tendance} + C0t$
56898,723	-1,38E-11	56898,723
58165,792	-1,38243E-11	58165,792
59432,862	-1,38243E-11	59432,862
60699,931	-1,38243E-11	60699,931
61967,001	-1,38243E-11	61967,001
63234,070	-1,38243E-11	63234,070
64501,139	-1,38243E-11	64501,139
65768,209	-1,38243E-11	65768,209
67035,278	-1,38243E-11	67035,278
68302,348	-1,38243E-11	68302,348
69569,417	-1,38243E-11	69569,417
70836,487	-1,38243E-11	70836,487
72103,556	-1,38243E-11	72103,556
73370,626	-1,38243E-11	73370,626
74637,695	-1,38243E-11	74637,695
75904,765	-1,38243E-11	75904,765
77171,834	-1,38243E-11	77171,834
78438,903	-1,38243E-11	78438,903
79705,973	-1,38243E-11	79705,973
80973,042	-1,38243E-11	80973,042

Source : (Excel 2013)

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

5.2.2. Calcul de la deuxième composante :

Tableau 9 : Calcul de la deuxième composante

$\hat{y}_{tendance}$	C1t	$\hat{y}_{tendance} + \mathbf{C1t}$
56898,723	-3680,91342	53217,809
58165,792	-3514,32197	54651,470
59432,862	-3003,72419	56429,137
60699,931	-2199,10097	58500,830
61967,001	-1179,21442	60787,786
63234,070	-43,8981501	63190,172
64501,139	1095,71518	65596,855
65768,209	2128,07227	67896,281
67035,278	2952,11882	69987,397
68302,348	3487,19142	71789,539
69569,417	3680,91342	73250,331
70836,487	3514,32197	74350,809
72103,556	3003,72419	75107,280
73370,626	2199,10097	75569,727
74637,695	1179,21442	75816,909
75904,765	43,8981501	75948,663
77171,834	-1095,71518	76076,119
78438,903	-2128,07227	76310,831
79705,973	-2952,11882	76753,854
80973,042	-3487,19142	77485,851

Source : (Excel 2013)

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

5.3. Choix des composantes :

Après le calcul des composantes, nous avons les ajoutées au modèle et nous calculons le R^2 à chaque fois :

Tableau 10 : coefficient de détermination R^2

Les composantes	C_0t	C_1t	C_2t	C_3t	C_4t	C_5t
R^2	0.45	0,898	0.846	0.833	0.818	0.617
Les composantes	C_6t	C_7t	C_8t	C_9t	$C_{10}t$	
R^2	0.569	0.562	0.550	0.536	0.243	

Source : (spss v 20)

A partir des résultats trouvés nous avons choisi la deuxième composante (C_1t) qui ajuste le R^2 au 0,898, donc nous avons relevé notre modèle général :

$$\hat{y} = 55631,653 + 1267,069 * t - 3487,191 * \cos (\pi / 10 * t) - 1179,214 * \sin (\pi / 10 * t)$$

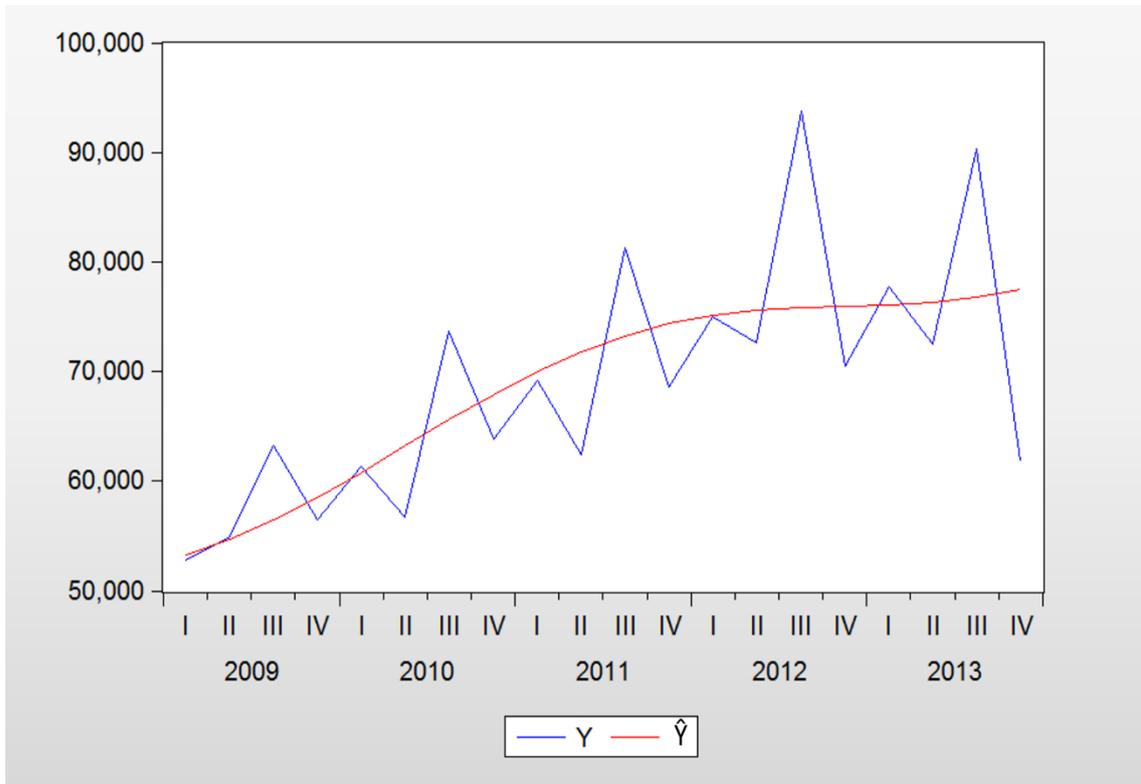
Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

Tableau 11 : la consommation d'électricité estimée

Les trimestres	\hat{y}
1/2009	53217,809
2/2009	54651,470
3/2009	56429,137
4/2009	58500,830
1/2010	60787,786
2/2010	63190,172
3/2010	65596,855
4/2010	67896,281
1/2011	69987,397
2/2011	71789,539
3/2011	73250,331
4/2011	74350,809
1/2012	75107,280
2/2012	75569,727
3/2012	75816,909
4/2012	75948,663
1/2013	76076,119
2/2013	76310,831
3/2013	76753,854
4/2013	77485,851

Source : fait par nous-même (Excel 2013)

Figure 6 : La comparaison entre la consommation d'électricité brute et estimée



Source : fait par nous-même (EViews 8)

\hat{y} : la consommation d'électricité estimée

Y : la consommation d'électricité brute

A partir du graphe nous remarquons que les deux séries ont une tendance d'évaluation proche, la consommation d'électricité estimée par le modèle est plus proche à la consommation réelle aux premiers, deuxièmes et quatrièmes trimestres, puis s'en éloigne fortement aux troisièmes trimestres.

Nous pouvons constater que l'estimation du troisième trimestre n'est pas notablement de meilleure qualité que celle des autres trimestres.

Chapitre 2 Applications de la méthode de l'analyse spectrale

6. La prévision :

Le tableau ci-dessous présente les résultats réalisés de la consommation d'électricité (basse et moyenne tension) du premier trimestre, et la prévision obtenu pendant les trois premiers trimestres de l'année 2014

Tableau 12 : la prévision de la consommation d'électricité

Les trimestres	$\hat{y}_{tendance}$	C1t	\hat{y}	y réel	Ecart	Ecart %
1/2014	82240,112	-3680,91342	78559,198	77 954, 528	-604,67	-0,77
2/2014	83507,181	-3514,32197	79992,859	-	-	-
3/2014	84774,251	-3003,72419	81770,526	-	-	-

Nous notons que nos prévisions sont très proches des réalisations pour le premier trimestre à **0,77%**.

Conclusion générale

Conclusion générale

Conclusion générale :

De nos jours, les entreprises se trouvent dans un environnement aléatoire, incertain et très hostile. C'est pour cela que les gestionnaires se doivent de recourir à des prévisions pour diminuer l'incertain sur tout ce qui touche à la demande du marché de leurs entreprises ; et comme avec tout outil, ils utilisent des méthodes de prévision pour pouvoir connaître la demande future avec une certaine marge d'erreur qu'ils essaient toujours de le minimiser.

La méthode de prévision n'est jamais parfaite en elle-même ; seulement, à partir d'une comparaison des prévisions qu'elle donne avec les réalisations effectuées, nous pouvons la méthode adaptée pour réduire le risque d'erreur.

La prévision de la consommation d'électricité à Saida est une des missions essentielles de SDO. La qualité de cette prévision -élément essentiel de la préparation et de l'anticipation- contribue à garantir l'équilibre, offre-demande, d'électricité à tout instant, et influe donc directement sur la sûreté du système électrique.

Les paramètres principaux influençant la consommation d'électricité qui sont Les données météorologiques. Ainsi, l'évolution des conditions météorologiques tout au long de l'année et pour une bonne part, à l'origine des variations cycliques de la consommation. C'est pour cela, nous avons choisi la méthode de prévision qui s'appuie sur le caractère cyclique de la consommation.

L'application de l'analyse spectrale sur la consommation d'électricité consiste une recherche systématique des composantes périodiques d'une consommation et plus particulièrement, de la composante périodique la plus importante pour relever le modèle de prévision le plus adapté

Les plus importants résultats délivrés par l'application de cette méthode ce sont les suivants :

- ✓ Il y'a une relation significative entre la consommation d'électricité et le temps avec un coefficient de corrélation égale à 0,673.
- ✓ La consommation d'électricité est non stationnaire d'un processus TS.

Conclusion générale

- ✓ La deuxième composante ajuste au mieux le modèle de la régression avec un coefficient de corrélation égale à 0,898.
- ✓ Nous avons confirmé que l'analyse spectrale est une méthode adaptée pour faire la prévision de la consommation d'électricité.

Suite aux résultats que nous avons obtenus, nous pouvons donner une piste de recherche qui est la suivante :

- La comparaison de cette méthode avec une autre méthode de prévision. Soit les méthodes extrapolatives ou bien les techniques de prévision artificielles.

Références bibliographiques

Bibliographie :

I. Les références en français :

1. Les livres :

- Georges Bresson & Alain Pirotte, « **économétrie des séries temporelles** », 1^{re} Edition, presses Universitaires de France, 1995
- Régis Bourbonnais & Michel Tarraza, « **Analyse des séries temporelles** », 3^e édition, dunod, paris, 2010

2. Les mémoires :

- Boubekeur khadidja , « **prévision de la consommation d'électricité pour la distribution publique par la méthode BOX & JENKINS** » , sciences économique Université Dr.Moulay Tahar-SAIDA-, 2012-2013
- Mr.boussag Djaloul & Mr.Chihi hichem, « **Evaluation des méthodes de prévision de la demande du marché** » , sciences commerciales , Institut National de Commerce ,2006-2007
- Tristan Launay, « **Méthodes bayésiennes pour la prévision de consommation d'électricité** », Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes, France, 2012

II. Les références en arabe :

1. Les mémoires :

- احمد أديب أحمد، "تحليل الأنشطة السياحية في سوريا باستخدام النماذج القياسية"، مذكرة لنيل شهادة ماجستير كلية الاقتصاد ، جامعة تشرين سوريا ، 2006-2005
- بن عوالي حنان، "تطبيق الأساليب الحديثة لتقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية دراسة حالة المؤسسة الوطنية للصناعات الميكانيكية"، مذكرة لنيل شهادة ماجستير في العلوم الاقتصادية، جامعة حسيبة بن بوعلي ، الشلف، 2008-2007.

2. Les articles :

- د.صوار يوسف، د.علي رزاق العابدي، بختاوي فاطمة الزهراء، "نمذجة الاشتراكات في خدمة الهاتف النقال باستخدام اسلوب سلاسل فورييه دراسة حالة المتعامل موبليس وفقا لخدمة الدفع المسبق -وكالة سعيدة-" ، الملتقى الدولي حول الطرق و الادوات الكمية المطبقة في التسيير ، جامعة الدكتور مولاي الطاهر ، 19-20 نوفمبر 2013
- محمد دركزلي، نور الحميدي، " نمذجة انتاج الفستق الحلبي في محافظة حلي أسلوب التحليل الطيفي" ،مجلة جامعة القدس المفتوحة للأبحاث و الدراسات، عدد 23 ، 2011

III. Les sites internet :

- Analyse spectrale des séries chronologique (4 avril 1999) :
http://www-fourier.ujf-grenoble.fr/~rossigno/Enseignement/ens_files/coursBIBSlong_1011.pdf
- Analyse spectrale des séries temporelles et application à la causalité(2011) :
http://www.scse2011.umontreal.ca/papiers/1-SCSE_2011_Barry.pdf
- Cours de séries temporelles théorie et applications, université dauphine paris : perso.univ-rennes1.fr/arthur.charpentier/TS1.pdf
- IBM-spss-forecasting :
ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/20.0/fr/client/Manuals/IBM_SPSS_Forecasting.pdf
- xlstat_aide(2007) :
perso.univ-rennes1.fr/arthur.charpentier/xlstat_aide.pdf

Annexes

Régression :

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,673 ^a	,453	,423	8455,62996

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : consommation

ANOVA^a

Modèle		Somme des carrés	ddl	Moyenne des carrés	D	Sig.
1	Régression	1067634215,499	1	1067634215,499	14,932	,001 ^b
	Résidu	1286958205,763	18	71497678,098		
	Total	2354592421,262	19			

a. Variable dépendante : consommation

b. Valeurs prédites : (constantes), trend

Coefficients^a

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés	t	Sig.
		A	Erreur standard	Bêta		
1	(Constante)	55631,653	3927,906		14,163	,000
	trend	1267,069	327,895	,673	3,864	,001

a. Variable dépendante : consommation

Statistiques des résidus^a

	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart-type	N
Prévision	56898,7227	80973,0391	68935,8826	7496,08394	20
Résidu	-19124,93555	19069,11133	,00000	8230,10586	20
Erreur Prévision	-1,606	1,606	,000	1,000	20
Erreur Résidu	-2,262	2,255	,000	,973	20

La première composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C0t	$\hat{y}_{tendance} + C0t$
56898,723	-1,38E-11	56898,723
58165,792	-1,38243E-11	58165,792
59432,862	-1,38243E-11	59432,862
60699,931	-1,38243E-11	60699,931
61967,001	-1,38243E-11	61967,001
63234,070	-1,38243E-11	63234,070
64501,139	-1,38243E-11	64501,139
65768,209	-1,38243E-11	65768,209
67035,278	-1,38243E-11	67035,278
68302,348	-1,38243E-11	68302,348
69569,417	-1,38243E-11	69569,417
70836,487	-1,38243E-11	70836,487
72103,556	-1,38243E-11	72103,556
73370,626	-1,38243E-11	73370,626
74637,695	-1,38243E-11	74637,695
75904,765	-1,38243E-11	75904,765
77171,834	-1,38243E-11	77171,834
78438,903	-1,38243E-11	78438,903
79705,973	-1,38243E-11	79705,973
80973,042	-1,38243E-11	80973,042

La deuxième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C1t	$\hat{y}_{tendance} + C1t$
56898,723	-3680,91342	53217,809
58165,792	-3514,32197	54651,470
59432,862	-3003,72419	56429,137
60699,931	-2199,10097	58500,830
61967,001	-1179,21442	60787,786
63234,070	-43,8981501	63190,172
64501,139	1095,71518	65596,855
65768,209	2128,07227	67896,281
67035,278	2952,11882	69987,397
68302,348	3487,19142	71789,539
69569,417	3680,91342	73250,331
70836,487	3514,32197	74350,809
72103,556	3003,72419	75107,280
73370,626	2199,10097	75569,727
74637,695	1179,21442	75816,909
75904,765	43,8981501	75948,663
77171,834	-1095,71518	76076,119
78438,903	-2128,07227	76310,831
79705,973	-2952,11882	76753,854
80973,042	-3487,19142	77485,851

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,948 ^a	,898	,892	2719,83118

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c1

La troisième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C2t	$\hat{y}_{tendance} + C2t$
56898,723	-631,310148	52586,499
58165,792	755,800664	55407,271
59432,862	1854,22131	58283,359
60699,931	2244,39244	60745,223
61967,001	1777,28194	62565,068
63234,070	631,310148	63821,482
64501,139	-755,800664	64841,054
65768,209	-1854,22131	66042,060
67035,278	-2244,39244	67743,005
68302,348	-1777,28194	70012,257
69569,417	-631,310148	72619,021
70836,487	755,800664	75106,609
72103,556	1854,22131	76961,502
73370,626	2244,39244	77814,119
74637,695	1777,28194	77594,191
75904,765	631,310148	76579,973
77171,834	-755,800664	75320,318
78438,903	-1854,22131	74456,610
79705,973	-2244,39244	74509,462
80973,042	-1777,28194	75708,569

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,920 ^a	,846	,837	3208,48777

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c2

La quatrième composante :

$\hat{Y}_{tendance}$	C3t	$\hat{Y}_{tendance} + C3t$
56898,723	1023,79966	53610,299
58165,792	909,173677	56316,445
59432,862	44,9980996	58328,357
60699,931	-856,275238	59888,947
61967,001	-1051,61001	61513,458
63234,070	-379,966476	63441,516
64501,139	604,932631	65445,987
65768,209	1091,10743	67133,167
67035,278	677,741086	68420,746
68302,348	-294,375004	69717,882
69569,417	-1023,79966	71595,221
70836,487	-909,173677	74197,436
72103,556	-44,9980996	76916,504
73370,626	856,275238	78670,394
74637,695	1051,61001	78645,801
75904,765	379,966476	76959,939
77171,834	-604,932631	74715,385
78438,903	-1091,10743	73365,502
79705,973	-677,741086	73831,721
80973,042	294,375004	76002,944

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,912 ^a	,833	,823	3297,02507

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c3

La cinquième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C4t	$\hat{y}_{tendance} + C4t$
56898,723	165,987942	53776,287
58165,792	1140,72783	57457,172
59432,862	539,020631	58867,378
60699,931	-807,594763	59081,353
61967,001	-1038,14164	60475,316
63234,070	165,987942	63607,504
64501,139	1140,72783	66586,714
65768,209	539,020631	67672,188
67035,278	-807,594763	67613,151
68302,348	-1038,14164	68679,741
69569,417	165,987942	71761,209
70836,487	1140,72783	75338,164
72103,556	539,020631	77455,524
73370,626	-807,594763	77862,800
74637,695	-1038,14164	77607,660
75904,765	165,987942	77125,927
77171,834	1140,72783	75856,113
78438,903	539,020631	73904,523
79705,973	-807,594763	73024,126
80973,042	-1038,14164	74964,802

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,905 ^a	,818	,808	3387,96495

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c4

La sixième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C5t	$\hat{y}_{tendance} + C5t$
56898,723	1054,7411	54831,028
58165,792	5354,87564	62812,048
59432,862	-1054,7411	57812,636
60699,931	-5354,87564	53726,477
61967,001	1054,7411	61530,058
63234,070	5354,87564	68962,379
64501,139	-1054,7411	65531,973
65768,209	-5354,87564	62317,312
67035,278	1054,7411	68667,892
68302,348	5354,87564	74034,616
69569,417	-1054,7411	70706,468
70836,487	-5354,87564	69983,288
72103,556	1054,7411	78510,265
73370,626	5354,87564	83217,675
74637,695	-1054,7411	76552,919
75904,765	-5354,87564	71771,052
77171,834	1054,7411	76910,854
78438,903	5354,87564	79259,399
79705,973	-1054,7411	71969,385
80973,042	-5354,87564	69609,927

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,786 ^a	,617	,596	5204,67691

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c5

La septième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C6t	$\hat{y}_{tendance} + C6t$
56898,723	2370,90495	57201,933
58165,792	-2625,27072	60186,777
59432,862	-748,398412	57064,238
60699,931	3087,80637	56814,283
61967,001	-1159,97088	60370,087
63234,070	-2370,90495	66591,474
64501,139	2625,27072	68157,244
65768,209	748,398412	63065,711
67035,278	-3087,80637	65580,086
68302,348	1159,97088	75194,587
69569,417	2370,90495	73077,373
70836,487	-2625,27072	67358,017
72103,556	-748,398412	77761,867
73370,626	3087,80637	86305,482
74637,695	-1159,97088	75392,948
75904,765	-2370,90495	69400,147
77171,834	2625,27072	79536,125
78438,903	748,398412	80007,797
79705,973	-3087,80637	68881,578
80973,042	1159,97088	70769,898

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,754 ^a	,569	,545	5676,22875

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c6

La huitième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C7t	$\hat{y}_{tendance} + C7t$
56898,723	629,318302	57831,251
58165,792	-1299,45495	58887,322
59432,862	898,282611	57962,521
60699,931	243,460409	57057,744
61967,001	-1184,48749	59185,599
63234,070	1148,98814	67740,462
64501,139	-166,229085	67991,015
65768,209	-953,574134	62112,137
67035,278	1287,22271	66867,309
68302,348	-559,646918	74634,940
69569,417	-629,318302	72448,054
70836,487	1299,45495	68657,472
72103,556	-898,282611	76863,584
73370,626	-243,460409	86062,021
74637,695	1184,48749	76577,435
75904,765	-1148,98814	68251,159
77171,834	166,229085	79702,354
78438,903	953,574134	80961,371
79705,973	-1287,22271	67594,356
80973,042	559,646918	71329,544

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,749 ^a	,562	,537	5758,78093

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c7

La neuvième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C8t	$\hat{y}_{tendance} + C8t$
56898,723	880,752897	58712,004
58165,792	-1403,40796	57483,914
59432,862	1390,00888	59352,530
60699,931	-845,673654	56212,070
61967,001	-21,6801646	59163,919
63234,070	880,752897	68621,215
64501,139	-1403,40796	66587,607
65768,209	1390,00888	63502,145
67035,278	-845,673654	66021,635
68302,348	-21,6801646	74613,260
69569,417	880,752897	73328,807
70836,487	-1403,40796	67254,064
72103,556	1390,00888	78253,593
73370,626	-845,673654	85216,347
74637,695	-21,6801646	76555,755
75904,765	880,752897	69131,911
77171,834	-1403,40796	78298,946
78438,903	1390,00888	82351,380
79705,973	-845,673654	66748,682
80973,042	-21,6801646	71307,864

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,742 ^a	,550	,525	5852,53240

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c8

La dixième composante :

$\hat{Y}_{tendance}$	C9t	$\hat{Y}_{tendance} + C9t$
56898,723	478,12583	59190,130
58165,792	-996,540262	56487,374
59432,862	1417,40639	60769,936
60699,931	-1699,5269	54512,543
61967,001	1815,28588	60979,205
63234,070	-1753,35203	66867,863
64501,139	1519,78787	68107,395
65768,209	-1137,45628	62364,689
67035,278	643,782546	66665,417
68302,348	-87,0908899	74526,169
69569,417	-478,12583	72850,681
70836,487	996,540262	68250,604
72103,556	-1417,40639	76836,187
73370,626	1699,5269	86915,874
74637,695	-1815,28588	74740,469
75904,765	1753,35203	70885,263
77171,834	-1519,78787	76779,158
78438,903	1137,45628	83488,836
79705,973	-643,782546	66104,899
80973,042	87,0908899	71394,955

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,732 ^a	,536	,510	6003,47700

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c9

La onzième composante :

$\hat{y}_{tendance}$	C10t	$\hat{y}_{tendance} + \mathbf{C10t}$
56898,723	-11047,7247	48142,405
58165,792	11047,7247	67535,099
59432,862	-11047,7247	49722,211
60699,931	11047,7247	65560,268
61967,001	-11047,7247	49931,480
63234,070	11047,7247	77915,588
64501,139	-11047,7247	57059,670
65768,209	11047,7247	73412,414
67035,278	-11047,7247	55617,693
68302,348	11047,7247	85573,894
69569,417	-11047,7247	61802,957
70836,487	11047,7247	79298,329
72103,556	-11047,7247	65788,462
73370,626	11047,7247	97963,599
74637,695	-11047,7247	63692,745
75904,765	11047,7247	81932,988
77171,834	-11047,7247	65731,434
78438,903	11047,7247	94536,561
79705,973	-11047,7247	55057,175
80973,042	11047,7247	82442,680

Récapitulatif des modèles^b

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation
1	,493 ^a	,243	,201	13158,72539

a. Valeurs prédites : (constantes), trend

b. Variable dépendante : c10