

UNIVERSITE ASSANE SECK DE ZIGUINCHOR



UFR : Sciences Economiques et Sociales

Département : Economie et Gestion

Option : Economie

Master Finance et Développement

Spécialité : Evaluation d'impact des politiques de développement

Mémoire de Master 2

THEME

Modélisation et prévision des séries temporelles : Application à la série de l'inflation au Sénégal

Présenté et soutenu par :

Boubacar KANDE

Sous la direction du :

Dr Mor NDONGO

Soutenu publiquement le 27 Février 2020 devant le jury composé de :

Président Pr Abdou Aziz NIANG, Université Assane Seck de Ziguinchor (UASZ)

Examinateur Dr Blaise Waly BASSE, Université Assane Seck de Ziguinchor (UASZ)

Examinateur Mr Alassane AW, Ingénieur Statisticien à l'ANSD/Sénégal

Encadreur Dr Mor NDONGO, Université Assane Seck de Ziguinchor (UASZ)

Année Universitaire : 2018/2019

Dédicace

A mon cher père Samba KANDE ;
A ma chère mère Kadidiatou KANDE ;
A mes frères et soeurs ;
A mes oncles et tantes ;
A mes cousins et cousines ;
A toutes mes connaissances
Je dédie ce travail

Remerciements

Au terme du présent travail, l'honneur nous échoit d'exprimer notre profonde reconnaissance à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à sa réalisation.

Nos sentiments de gratitude vont principalement à Dr Mor NDONGO, directeur de ce mémoire. Ses conseils, ses remarques, sa compréhension et surtout sa rigueur scientifique nous ont été chers. Sans oublier, nos remerciements vont à l'androit du Pr Abdou Aziz NIANG pour sa contribution, ses conseils dans la réalisation de ce document.

Nos remerciements sont aussi adressés à tous les enseignants chercheurs du département des sciences économique et de gestion. Nous disons merci à nos parents qui ont beaucoup investi pour nos études et avec la confiance qu'ils m'ont accordé pour en arrivé là.

Sans oublier aussi mon maître de l'école primaire le nom de Mr Thierno DIAMANKA je le remercie infiniment par sa qualité, sa rigueur et ses conseils dont jusque là que j'ai suivi.

Nos remerciements vont aussi à l'endroit des doctorants et nouveaux docteurs du département économie et gestion qui m'ont accompagné, intégré, conseillé et orienté depuis ma première année à Université.

Résumé & Abstract

Résumé

Notre étude portait sur la modélisation et prévision des séries temporelles : Application à la série de l'inflation au Sénégal. L'objectif était de trouver une méthodologie permettant de mieux prévoir l'inflation. Pour ce faire nous avons appliqué deux approches des séries temporelles uni variés à savoir Box-Jenkins (1970) et Holt-Winters (1960) sur des données de la série mensuelle de l'indice harmonisé des prix à la consommation au Sénégal. Après l'analyse, nous concluons que l'approche de Box-Jenkins est meilleur en terme de prévisions.

Abstract

Our study focused on modeling and forecasting time series : Application to the inflation series in Senegal. The objective was to find a methodology to better predict inflation. To do this, we applied two approaches to the varied uni time series, namely Box-Jenkins (1970) and Holt-Winters (1960) on data from the monthly series of the harmonized consumer price index in Senegal. After analyzing, we conclude that the Box-Jenkins approach is better in terms of forecasts.

Notations & abréviations

- ACF** : Fonction d’Auto corrélation
- AIC** : Critère d’Information Akaike
- AICC** : Critère d’Information Akaike Corrigé
- ANSD** : Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie
- ARIMA** : Auto régressif Intégré à Moyenne Mobile
- ARDL** : Auto régressif à retard échelonné
- ARMAX** : Auto régressif à Moyenne Mobile avec Variables Explicatives
- BCEAO** : Banque Centrale des Etats de l’Afrique de l’Ouest
- BCRG** : Banque Centrale de la République de Guinée
- BIC** : Critère d’Information de Bays
- ESPS-II** : Deuxième Enquête de Suivi de la Pauvreté au Sénégal
- CPNK** : Courbe de Philips Néo-keynésienne
- CNSEE** : Centre National de la Statistique et des Etudes Economiques
- COICOP** : Classification of individual consomption by purpose
- FAVAR** : Vecteur Auto régressif Augmenté par Facteurs
- H_0 : Hypothèse nulle des tests statistiques
- H_1 : Hypothèse alternative des tests statistiques
- I** : Intégré
- IPC** : Indice des Prix à la Consommation
- INPS** : Institut Nationale de la Planification et de la Statistique
- i.i.d** : Indépendamment et Identiquement Distribué
- IHPC** : Indice Harmonisé des Prix à la Consommation
- IHPChonten** : Indice Harmonisé des Prix à la Consommation dépourvu de la droite de tendance
- KPSS** : Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin
- MAPE** : Erreur Absolute Moyenne en Pourcentage

MAE : Erreur Absolue Moyenne

MCO : Moindre Carré Ordinaire

PACF : Fonction d'Autocorrélation Partielle

PGD : Processus Générateur de Données

SARIMA : Auto régressif Intégré à Moyenne Mobile Saisonnier

T_c : T-statistique Calculée

UEMOA : Union Economique et Monétaire Ouest Africain

VAR : Vecteur Auto régressif

Sommaire

Dédicace	i
Remerciements	ii
Résumé & Abstract	iii
Notations & abréviations	v
Liste des figures	viii
Liste des tableaux	ix
Introduction générale	2
1 Généralités et Revue de la littérature	6
1.1 Généralités	7
1.2 Revue de la littérature	14
2 Généralités sur les séries temporelles	21
2.1 Définitions	22
2.2 Approche de Box-Jenkins (1970)	26
2.3 Approche de Holt-Winters (1960)	33
2.4 Critères de comparaisons	36

3 Application à l'indice harmonisé des prix à la consommation au Sénégal	37
3.1 Analyse exploratoire des données	38
3.2 Approche de Box et Jenkins	41
3.3 Approche de Holt et Winters	51
3.4 Comparaison des résultats	53
Conclusion générale	57
Bibliographie	60
Table des matières	68
Annexes	69

Table des figures

1.1	L'évolution du taux d'inflation au Sénégal de 2008 à 2018	10
1.2	L'évolution du taux d'inflation dans les pays de l'UEMOA de 2008 à 2018 .	11
1.3	Evolutions mensuelles des indices des prix des produits importés et locaux	12
1.4	L'évolutions mensuelles des indices des prix selon le secteur d'activité . .	13
1.5	Diagramme de l'IHPC selon la nomenclature	14
2.1	Étapes de modélisation Box-Jenkins	33
2.2	Etapes de la modélisation par l'approche de Holt-Winters	35
3.1	Boite à moustache de l'IHPC	40
3.2	Trajectoire de l'IHPC au Sénégal de Janvier 2008 à décembre 2018	40
3.3	Décomposition de la série de l'IHPC au Sénégal	41
3.4	Trajectoire de l'IHPC ajustée de la tendance	43
3.5	Représentation de la série ajustée rangée par mois	44
3.6	Représentation de la série corrigé de la tendance et de la saisonnalité . .	46
3.7	Fonctions d'autocorrélation de la série sans tendance et sans saisonnalité .	47
3.8	Diagnostique graphique des résidus	49
3.9	Visualisation des prévisions par le modèle de Box-Jenkins	51
3.10	Visualisation des prévisions du modèle de Hol-Winters additif	53
3.11	Simulations de prévisions par les deux approches	54
3.12	L'évolution des variations saisonnières de l'IHPC	72

Liste des tableaux

1.1	Les douze fonctions de l'IHPC base 100 et leurs pondérations	9
2.1	Fonctions d'autocorrélations des processus ARMA(p,q)	29
3.1	Statistiques descriptives de l'IHPC	39
3.2	Estimation de l'équation de la tendance par les MCO	42
3.3	Résultats du test d'absence de saisonnalité de Kruskal-Wallis	44
3.4	Coefficients saisonniers	45
3.5	Résultats du test KPSS	47
3.6	Résultats de l'estimation des modèles	48
3.7	Résultats du test de significativité de notre modèle	48
3.8	Test de normalité de Jarque Bera	50
3.9	Test de bruit blanc gaussien de Ljung et Box	50
3.10	Estimation du modèle de Holt-Winters saisonniers additif de l'IHPC	52
3.11	Mesure de la qualité des prévisions pour les deux approches	55

Introduction générale

Contexte et problématique

Dans un contexte de mondialisation et de l'interdépendance de plus en plus poussée des économies, l'inflation apparaît comme un phénomène observé aussi bien dans les pays industrialisés que dans les pays en développements. Ainsi, il est plus difficile pour les pays en développements de maîtriser efficacement et de manière durable le phénomène de l'inflation. En effet, les hausses continues des coûts de l'énergie constatées qui ont des effets dans tous les autres secteurs et les contraintes structurelles auxquelles sont confrontés ces pays constituent des limites à la lutte contre l'inflation.

En considérant la zone UEMOA (Union Economique et Monétaire Ouest Africaine), les statistiques ont montré que l'inflation s'est établie en moyenne à 5,15% pendant la période de 1976 à 2015 suite à de nombreuses crises économiques (Meuriot [39]). Donc, on note bien la présence de l'inflation dans les pays de la zone de l'UEMOA.

Le Sénégal étant un pays membre de l'UEMOA, le fort taux d'ouverture de l'économie Sénégalaise qui passe de 24,9% en 2016 à 26,5% accompagné d'une faible demande globale surtout pour les produits importés atteste de sa vulnérabilité face à la conjoncture internationale. Ainsi, l'augmentation continue du cours du baril de pétrole ou la contraction de l'offre mondiale de riz, de blé ou de lait se répercute sur les prix intérieur à la consommation, entraînent par la suite une hausse du niveau général des prix. Cela s'est manifesté au Sénégal par une évolution inhabituelle des prix mesurés par l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) qui a dévié de sa trajectoire dès le premier trimestre de 2007 (Mbaye et Sene [37]). Le taux d'inflation s'est établi à 5,7% à la fin du troisième trimestre de l'année 2007 contre moins de 3% pour les autres pays membres de l'union économique et monétaire de l'Afrique de l'ouest (UEMOA). Ce taux a suscité des débats auprès des autorités nationales et celles de l'union.

L'évolution atypique des prix de l'année 2007 amène à voir de près ce qui s'est passé pour comprendre ce retournement de tendance. En effet, l'inflation entraîne des perturbations aussi bien dans le plan économique que social.

Mais depuis quelques années, le taux d'inflation a connu une stabilité au Sénégal sauf qu'en 2017 il a été une tendance haussière.

Au Sénégal, l'inflation est mesurée par la variation de l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC). L'inflation étant le résultat de phénomènes complexes affectant l'économie et ne laisse guère indifférent, car étant au cœur des préoccupations des autorités politiques et monétaires, des investisseurs et des populations.

Ainsi, la littérature théorique et empirique a mis en évidence qu'une inflation élevée et variable a des coûts économiques et sociaux importants et variés. En effet :

- ☞ elle entraîne des distorsions dans les prix relatifs ;

- ☞ elle réduit l'épargne et l'investissement et freine par la suite la croissance économique ;
- ☞ elle encourage les investissements improductifs et les fuites des capitaux ;
- ☞ elle crée une incertitude dans l'économie : elle rend plus difficile l'interprétation de l'information transmise par les prix des biens et des services, compliquant les prises de décisions des ménages, des entreprises et des pouvoirs publics ;
- ☞ elle rend le système financier moins efficient ; elle rend aussi plus difficile la prise de décisions pour le futur.

Ainsi, la stabilité des prix est l'un des principaux objectifs des autorités monétaires. Elle est définie comme un taux d'inflation suffisamment faible et graduel pour que les ménages et les entreprises n'aient pas à tenir en compte dans leurs décisions de consommations et d'investissements (Duguay [23]). Pratiquement toutes les banques centrales ont reconnu l'importance de réaliser la stabilité des prix à tous instants.

Cependant, l'objectif de stabilité des prix assigné à la politique monétaire exige des institutions monétaires et les promoteurs de décisions d'investissements des outils pour mieux suivre et anticiper l'évolution des prix dans les court et moyen termes. Il existe de nos jours un ensemble de méthodes rigoureuses basées sur des algorithmes, permettant de faire des anticipations autrement dit des prévisions, notamment sur les séries temporelles. Ainsi réduire l'incertitude liée à la connaissance du futur, améliorer la qualité de l'information et des décisions qui en découlent demeurent les principaux objectifs de la prévision.

A court et moyen terme, l'efficacité des méthodes statistiques (par opposition aux méthodes économétriques structurelles) de prévision est prouvée (Kuma [33]). Ces méthodes reposent sur la construction de modèles auto-projectifs pour lesquels les prévisions sont faites sur la base de l'information contenue dans la série à prévoir autrement appelé processus générateur de données (PGD). Seule la connaissance du passé et du présent de la série permet de la projeter sur le futur. Les méthodes statistiques en général, la méthode des séries temporelles en particulier ont l'avantage d'être simple, peu exigeant en données et s'applique avec un certain succès même lorsqu'on a une connaissance limitée du phénomène étudié. Elle repose sur les seules propriétés statistiques des séries considérées.

La question de l'identification de l'évolution de l'inflation et surtout celle de son devenir dans le futur, constituent l'un des problèmes majeurs face auxquels sont confrontés régulièrement les décideurs des pouvoirs publics, qui doivent idéalement, anticiper sur le mouvement de cet informateur, afin de prendre à temps des mesures qui s'imposent. Ainsi,

nous nous posons la question de savoir **comment peut-on décrire l'évolution temporelle de l'inflation au Sénégal ?**

Justification du choix du Sujet

Cette étude est importante dans la mesure où elle est une intervention dans la prise de décisions. Elle nous permettra de bien suivre l'évolution du taux d'inflation qui est l'objectif principal des institutions monétaires et les gouvernements afin de savoir quelles politiques menées.

Ainsi, l'indice des prix à la consommation des ménages est la mesure la plus usuelle de l'inflation. Il détermine l'orientation de la politique monétaire et est au coeur de multiples dérèglements qui touchent tous les aspects de la vie socio-économique tels que vie sociale, budget de l'Etat, endettement, entreprises, etc.

Il est important pour les agents économiques (pouvoirs publics, bailleurs de fonds, entreprises, ménages, etc) de projeter l'inflation future permet de mieux apprécier la trajectoire de la cible fixée par le critère de convergence de l'union économique et monétaire ouest Africain (UEMOA) qui est à 3% (Mbaye et Sene [37])

Dans l'angle scientifique, mettre en oeuvre une méthodologie sophistiquée en s'appuyant sur des outils économétriques plus récents contribuera très fortement dans la recherche en sciences économiques.

Objectifs de recherche

Nous répartissons nos objectifs de recherche en deux catégories à savoir un objectif général et deux objectifs spécifiques.

Objectif général

De manière globale, il est question de trouver une méthodologie qui prévoit au mieux l'inflation au Sénégal.

Objectifs spécifiques

Plus précisément, à partir des données mensuelles de l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) du Sénégal observés de janvier 2008 à décembre 2018, nous devons :

- ☞ Modéliser, à l'aide des séries temporelles, la dynamique de l'indice harmonisé des prix à la consommation du Sénégal ;
- ☞ Prédire ses valeurs futures.

Organisation du travail

Notre travail sera articulé autour de trois chapitres.

- ☞ Le premier chapitre sera intitulé généralités et revue de la littérature. Dans ce chapitre, nous définissons quelques concepts qui tournent autour de l'inflation, sa mesure, les faits stylisés et ensuite faire une revue la littérature sur les méthodes de prévision de l'inflation.
- ☞ Le deuxième chapitre sera lui intitulé généralités sur les séries temporelles.
- ☞ Et le chapitre trois sera consacré à l'application avec les données réelles sur l'indice harmonisé des prix à la consommation du Sénégal. Pour ce faire nous utilisons deux techniques à savoir la méthode de Box et Jenkins sur un modèle ARIMA saisonnier et celle de Holt et Winters afin de comparer la meilleure en termes de prévision.

Durant tout le long de notre étude, nous effectuons les analyses économétrique, à l'aide du logiciel **R** version **3.3.0 (2016-05-03)**, ainsi qu'à ses packages (**tseries**, **caschrono**, **fBasics**, **forecast**)

CHAPITRE 1

Généralités et Revue de la littérature

Dans ce chapitre, nous définissons quelques concepts, expliquons comment on peut mesurer l'inflation avec d'autres indicateurs macroéconomiques, retracions les faits marquants de l'inflation au Sénégal et dans l'espace UEMOA, et faire un rappel sur les travaux théoriques et empiriques faits sur la prévision de l'inflation.

1.1 Généralités

1.1.1 Définitions et mesures

1.1.1.1 Inflation

Le concept inflation comporte plusieurs définitions selon les auteurs ; les uns le définissent par ses causes et d'autres par ses manifestations ou conséquences.

Le professeur Kinzonzi (1979) définit l'inflation comme étant « le processus de hausse, pendant une certaine période de temps, du niveau général des prix relatifs des biens et services offerts sur le marché, avec comme conséquence une diminution progressive du pouvoir d'achat de l'unité monétaire »(Umba Di Mamona [48]).

Selon Franck Shostak (2002), l'essence de l'inflation n'est pas une augmentation des prix, mais une augmentation de l'offre de la monnaie qui, à son tour met en mouvement une augmentation générale des prix de biens et services (Umba Di Mamona [48]).

Pour Bernard et Colli (1976), l'inflation est un phénomène général d'ajustement, pour la voie monétaire des tensions s'exerçant dans un ensemble socio-économique et caractérisé par la hausse générale des prix et de la dépréciation (Colli et Bernard [15]). Ainsi, il y'a inflation lorsque le niveau général des prix croît alors que la valeur des marchandises en circulation n'augmente pas.

1.1.1.2 Inflation importée

L'inflation importée est hausse générale et durable des prix provoquée par une augmentation des coûts des produits importés (Mercillon [38]).

Avec l'inflation importée, les coûts de productions sont plus importants pour les entreprises nationales. Ces dernières répercutent le plus souvent cette hausse sur le prix des biens ou services vendus. Et du coup le pouvoir d'achat des ménages va baisser.

1.1.1.3 Inflation sous-jacente

L'inflation sous-jacente est une mesure du niveau de la hausse générale des prix qui ne tient pas compte de certains postes de dépenses dans le calcul (Lassoued [34]). Cette inflation exclut les éléments les plus volatils tels que le pétrole ou les produits alimentaires (produits laitiers, viandes...). Ces derniers sont très sensibles à l'évolution de l'offre et la

demande. Elle exclut également les postes de dépenses liés à l'investissement de l'Etat. C'est le cas des prix de l'énergie (électricité et gaz) qui sont des prix réglementés.

1.1.1.4 Indice des prix à la consommation

L'indice des prix à la consommation est un instrument de mesure qui fournit une estimation de l'évolution d'ensemble des prix des biens et services figurant dans la consommation des ménages pour une date de référence donnée. Cet indice ne mesure pas le niveau des prix pour une période déterminée, mais plutôt une variation de ce niveau entre deux périodes.

L'indice des prix est un indicateur couramment utilisé pour mesurer les variations au cours du temps du niveau général des prix des biens et services acquis. Comme que les prix des différents biens et services n'évoluent pas tous au même taux, un indice des prix ne peut que refléter la moyenne des variations. Généralement il est attribué à une valeur de 100 pour une période de base déterminée et, pour d'autres périodes, les valeurs de l'indice doivent en principe fournir une estimation des variations moyennes en pourcentage des prix, par comparaison avec la période de base.

1.1.1.5 Indice harmonisé des prix à la consommation

L'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) est un indice des prix à la consommation calculé de façon relativement comparable dans les pays membres de l'UEMOA afin de maîtriser l'inflation. Il a été créé par le règlement de l'UEMOA en 1997 et a remplacé l'indice des prix à la consommation (IPC).

1.1.1.6 Mesure de l'inflation

Depuis janvier 1998, l'Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie calcule l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC). Cet indice a trois principales utilisations : économique, comptable et sociale.

- ☞ L'IHPC sert à mesurer, chaque mois, la variation des prix au Sénégal. Il permet aussi de comparer l'inflation avec celle des autres pays membres de l'union et celle d'autres pays de la zone franc.
- ☞ Il est utilisé par la comptabilité nationale pour la déflation d'autres agrégats comme la consommation des ménages, le produit intérieur brut, etc. Cette opération permet de passer de l'agrégat à prix courants à l'agrégat à prix constants.
- ☞ L'IHPC peut aussi servir à indexer des contrats privés, des pensions alimentaires, etc.

Ainsi l'inflation annuelle est calculée au Sénégal comme suit :

$$I_t = \frac{IHPC_t - IHPC_{t-12}}{IHPC_{t-12}} \times 100 \quad (1.1)$$

Pour le calcul de l'IHPC, nous avons douze fonctions selon la classification de l'UEMOA. Le tableau suivant nous montre les différentes catégories de fonction des biens et services et leurs pondérations.

Tableau 1.1 – Les douze fonctions de l'IHPC base 100 et leurs pondérations

N°	Intitulés	Pondérations
01	Produits alimentaires et boissons non alcoolisées	49,64%
02	Boissons alcoolisées, tabac et stupéfiants	0,49%
03	Articles d'habillement et chaussures	7,30%
04	Logement, eau, gaz, électricité et autres combustibles	12,04%
05	Meubles, articles de ménage et entretien courant du foyer	5,02%
06	Santé	3,53%
07	Transports	5,63%
08	Communication	3,29%
09	Loisirs et culture	3,53%
10	Enseignement	1,94%
11	Restaurants et hôtels	3,76%
12	Biens et services divers	3,83%
Somme		100,00%

Source : ANSD / Sénégal

Donc l'indice harmonisé des prix à la consommation se calcule comme suit :

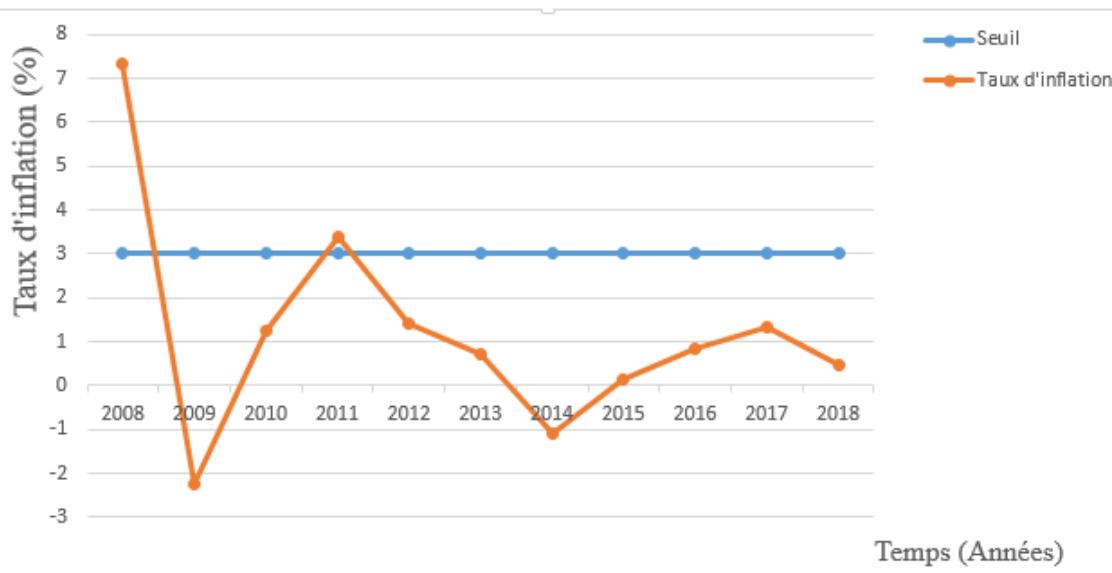
$$IHPC_t = \sum_{i=1}^{12} \frac{P_{ti}}{P_{ibase}} \times P_{0i} \quad (1.2)$$

Avec P_{ti} le prix courant de la catégorie i ($i = 1, 2, \dots, 12$ catégorie), P_{0i} la pondération de la catégorie i .

1.1.2 Faits stylisés de l'inflation et les prix à la consommation

1.1.2.1 L'évolution de l'inflation au Sénégal

FIGURE 1.1 – L'évolution du taux d'inflation au Sénégal de 2008 à 2018



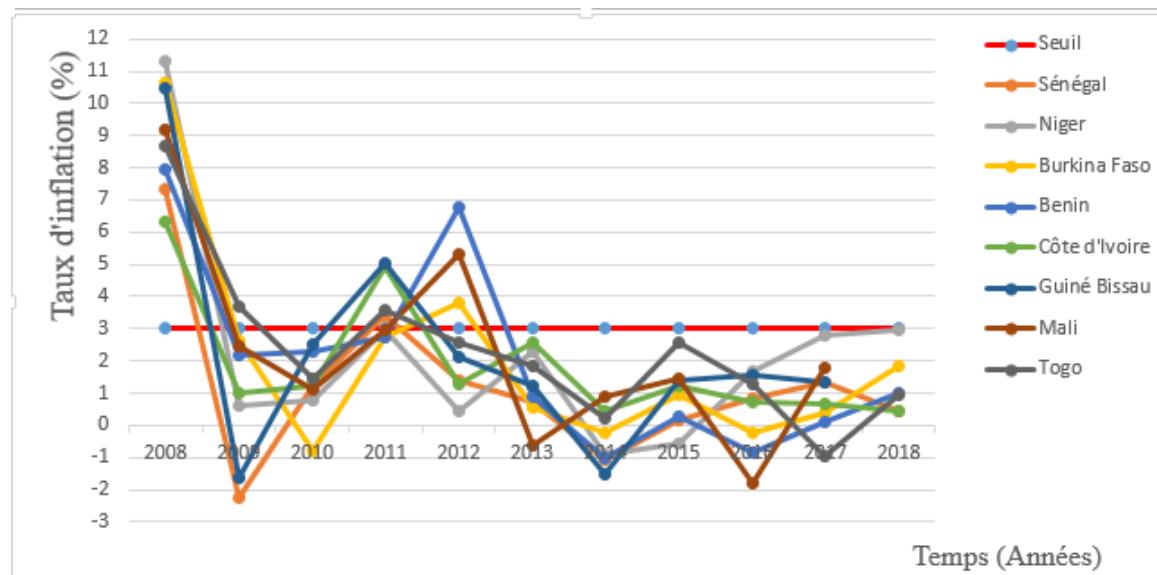
Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD /Sénégal

La figure 1.1 nous montre que durant la période de 2008 à 2018, il a été constaté une forte augmentation du taux d'inflation au Sénégal pour les années 2008 et 2011 qui dépassent largement le seuil établi par la zone UEMOA (qui est de 3%).

Ces tensions inflationnistes en 2008 et 2011 sont dues à la fois aux chocs d'origines interne et externe. Selon le rapport de travail de la Banque Centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) en 2011 sur l'évolution des prix à la consommation, l'inflation était expliquée par une forte augmentation des prix alimentaires principalement les céréales locales et des produits alimentaires importés (huile, blé, lait, riz, etc) mais également aux fortes tensions sur les cours du pétrole brut. Ces dernières ont impacté indirectement sur certains biens et services notamment l'électricité et les services de transport.

1.1.2.2 L'évolution de l'inflation dans l'UEMOA

FIGURE 1.2 – L'évolution du taux d'inflation dans les pays de l'UEMOA de 2008 à 2018



Source : Auteur, réalisé à partir des données de la banque mondiale

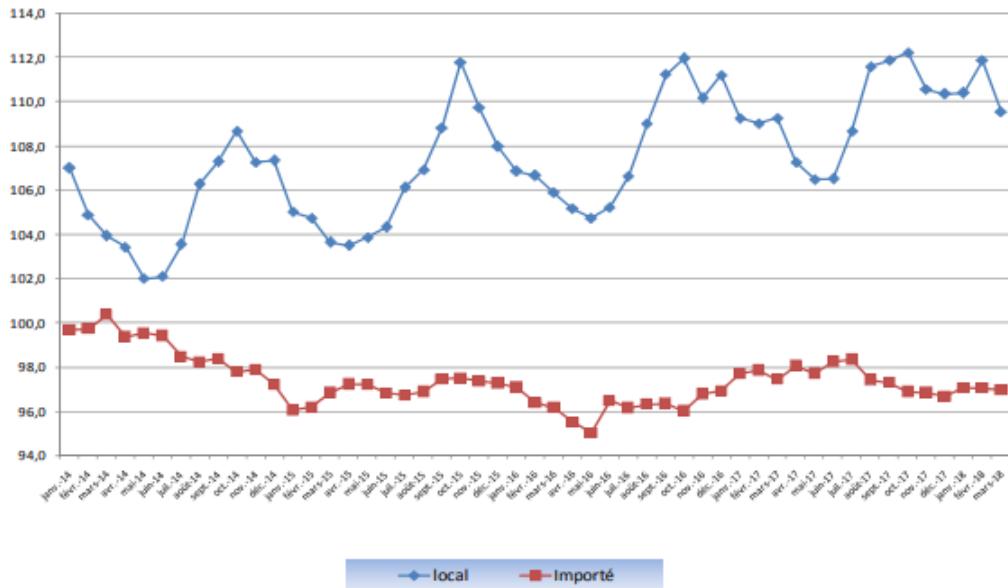
Nous avons constaté une différence en termes de variation dans les pays membres de l'union économique et monétaire ouest africain (UEMOA) dans la période de 2008 à 2018. Mais les tendances sont sensiblement égales. Pour l'ensemble des pays de l'union, les années 2008 et 2011 ont été marquées par une forte inflation. Ainsi, le taux d'inflation moyenne annuelle de l'union était de 7,4% en 2008 et 3,9% en 2011 (Rapport de BCEAO [6]). Selon le rapport de travail de la BCEAO de 2011, ces taux d'inflations élevés sont causés par la crise alimentaire et énergétique (2008) et des perturbations par la crise post-électorale en Côte d'Ivoire (2011).

Cependant en 2012, certains pays de la zone comme le Benin, le Mali et le Burkina Faso ont enregistré un taux d'inflation qui dépasse largement le seuil de convergent (3%). Cette hausse est imputable au niveau général des prix à la consommation des fonctions « transport », « autres biens et services » et « produits alimentaires » (Dossou et Awouekoun [20]). En 2017 aussi il y'a eu une tendance haussière du taux d'inflation dans certains pays. Cette hausse peut s'expliquer par certains facteurs d'origine interne comme la hausse des loyers, hausse des prix des services de restauration et la hausse des prix des céréales locales. A l'exception de la Guinée Bissau et du Burkina, les prix des loyers ont augmenté pour les autres pays. En effet, les hausses les plus importantes ont été enregistrées au Niger (+15,0%) et en Côte d'Ivoire (+2,13%) (Rapport de BCEAO [8]). En plus l'augmentation des prix des loyers, ceux des céréales locales ont aussi connu une hausse en 2017. Selon le rapport de travail de la BCEAO de 2017, ce fait s'explique par un recul en terme de production de céréales de la Côte d'Ivoire et du Sénégal respectivement 4,5% et 1,3%.

Pour les cinq dernières années, le taux d'inflation est stable dans l'ensemble des pays de la zone UEMOA.

1.1.2.3 Evolution des prix des produits importés et locaux au Sénégal

FIGURE 1.3 – Evolutions mensuelles des indices des prix des produits importés et locaux

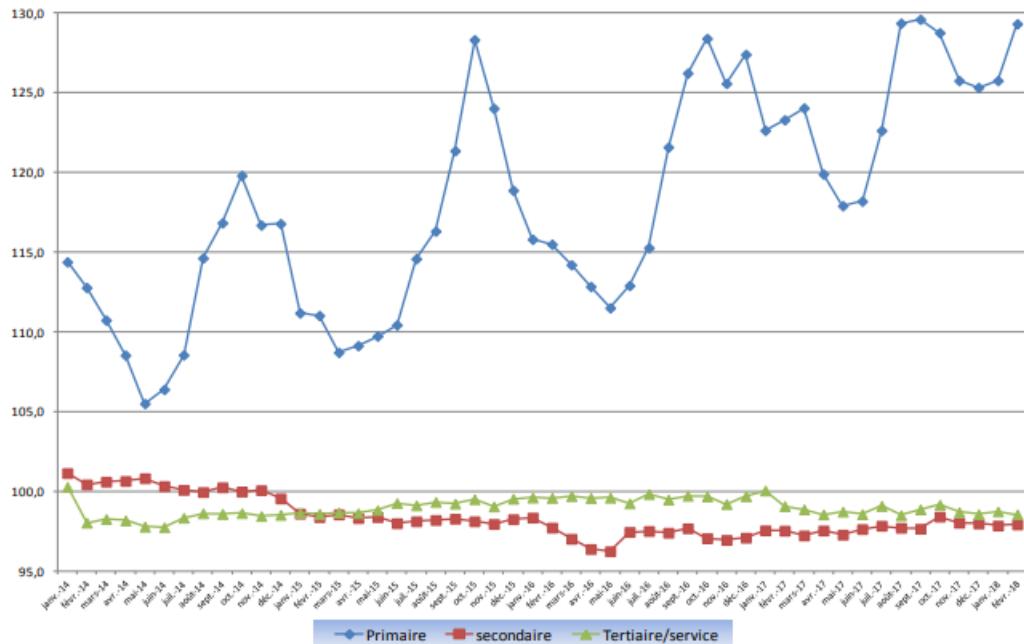


Source : ANSD / Sénégal

La figure 1.3 illustre l'évolution des indices des prix des produits importés et locaux au Sénégal. Elle nous permet de faire une comparaison entre les prix des produits locaux et ceux importés. Ainsi, l'écart entre les deux évolutions est très important. Dans la période de 2014 à 2018, les prix des produits locaux sont plus élevés que ceux des produits importés. Ce phénomène peut s'expliquer par la cherté des matières premières, une faiblesse de niveau d'accès aux inputs comme les subventions, les crédits, la technologie etc.

1.1.2.4 Evolution des prix selon le secteur d'activité au Sénégal

FIGURE 1.4 – L'évolutions mensuelles des indices des prix selon le secteur d'activité

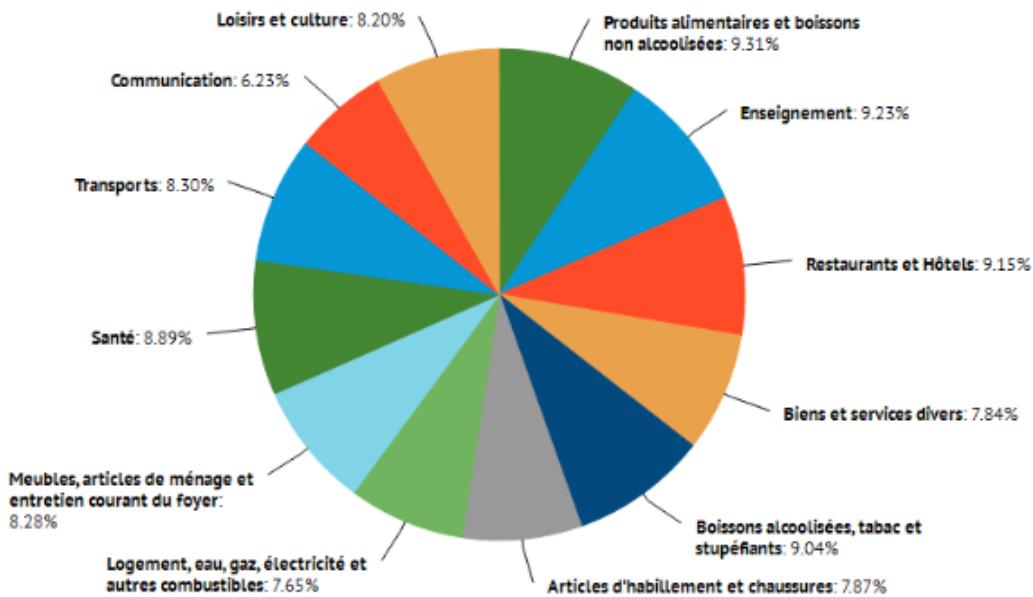


Source : ANSD / Sénégal

L'indice des prix dans le secteur primaire est largement plus élevé que les deux autres secteurs. Durant la période de 2014 à 2018, l'indice a connu une évolution atypique d'une tendance croissante dans le secteur primaire. Cela peut se justifier du fait le secteur primaire au Sénégal est principalement dominé par l'agriculture. L'activité agricole au Sénégal dépend essentiellement de la pluviométrie.

1.1.2.5 L'IHPC suivant la nomenclature

FIGURE 1.5 – Diagramme de l'IHPC selon la nomenclature



Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD / Sénégal

Le diagramme 1.5 nous montre la part de chacune des douze fonctions selon la classification de l'UEMAO dans la formation de l'indice harmonisé des prix à la consommation des ménages au Sénégal. Nous constatons que les fonctions comme « produits alimentaires et boissons non alcoolisées » et « enseignement » leurs pourcentages sont beaucoup plus importants dans l'IHPC (qui est respectivement 9,31% et 9,23%). En plus ces deux fonctions, il y'a celle des « Restaurants et Hôtels » où les prix des biens et services sont également élèves (9,15%). En effet la fonction « communication » enregistre le pourcentage le plus petit parmi les douze fonctions.

1.2 Revue de la littérature

1.2.1 Aspects théoriques

Dès l'avant-guerre, Tinbergen a développé les premiers modèles macroéconomiques de prévision (Jordan et al [30]). Les équations de ces modèles macroéconomiques s'étaient construites en base de la théorie économique et l'économétrie était juste un moyen pour estimer les paramètres des modèles. Ces modèles macro économétriques traditionnels n'avaient pas pu prévoir la récession mondiale (le premier choc pétrolier). Ainsi, les années

soixante-dix furent celles de la remise en cause radicale des modèles macro économétriques (Grellet [28]). En effet les modèles basés sur des techniques de séries temporelles avaient révolutionnés les méthodes traditionnellement utilisées pour la prévision des grandeurs économiques en général et macroéconomiques en particulier.

Dès 1970, Box et Jenkins ont développé les modèles de séries temporelles ARIMA. En 1975, Granger et Newbold ont démontré que les modèles de séries temporelles ARIMA ont souvent fourni de meilleures prévisions que les modèles économétriques traditionnels (Jordan et al [30]).

Ainsi la littérature économique fait ressortir plusieurs méthodes de prévision de l'inflation. Tout en s'accordant sur le fait qu'il n'existe pas de modèle unique qui permet de faire la prévision des indices des prix qui devance les autres modèles. Les académiciens, les praticiens et les banques centrales font recours à plusieurs types de modélisations économétriques allant des modèles les plus simples, tels que les modèles uni variés, aux modèles les plus complexes tels que les modèles structurels (Mouha et al [41]). Ainsi toute cette multitude de modélisation peut être regroupée en deux catégories à savoir les modèles statistiques et les modèles structurels.

1.2.1.1 L'approche statistique de prévision

Cette approche fait partie des méthodes a-théoriques utilisées par plusieurs banques centrales (Mouha et al [41]). Ce type de modélisation se base uniquement sur la dynamique intrinsèque de l'inflation et ne prend pas en considération les interactions pouvant exister entre l'inflation et les différents indicateurs macroéconomiques. Parmi les modèles qui sont issus de cette approche, il y'a le modèle autorégressif intégré à moyenne mobile (ARIMA) développé par Box et Jenkins en 1976 qui est couramment utilisé pour des prévisions à court terme. Le ARIMA est un modèle uni varié de prévision qui se base sur l'analyse statistique des données. L'objectif de ce type de modélisation est déterminé, pour une série temporelle linéaire stationnaire, son processus générateur de données (PGD) afin de l'utiliser, par la suite, dans la prévision. Les prévisions issues de ces modèles sont des fonctions linéaires des observations passées.

En réalité, la plupart des séries macroéconomiques sont non-stationnaires (Doucouré [22]). Toutefois, elles peuvent présenter une certaine homogénéité et peuvent être modélisées à travers les processus ARIMA. Pour cela il faut stationnariser la série étudiée. Plusieurs auteurs ont montré que ces modèles statistiques unis variés simples donnent souvent de bons résultats par rapport aux autres modèles plus sophistiqués. Stock et Watson en 1999 témoignent du degré de précision satisfaisant des modèles autorégressifs de marche aléatoire dans les prévisions de variables économiques aux États-Unis (Moisan [40]).

Atkeson et Ohanian (2001) confirment ce constat en avançant qu'aucun des modèles de prévision, y compris celui issu de la courbe de Phillips, ne devance automatiquement

le modèle de marche aléatoire (Atkeson et Ohanian [4]). De même, Fritzer et al (2002) constatent que les prévisions issues des modèles unis variés surperforment celles des modèles multivariés à des horizons de prévision de court terme (Fritzer [25]). Cependant, à des horizons de prévision plus étendus, les modèles multivariés semblent plus précis. Hurlbrich en 2005 affirme aussi la bonne performance des modèles autorégressifs sur un horizon d'un an.

Holt (1957) et Winters (1960) ont proposé une méthodologie pour faire des prévisions à court terme qui prend en compte les composantes tendancielle et saisonnière d'une série temporelle.

1.2.1.2 L'approche structurelle

La seconde grande approche de prévision de l'inflation est celle basée sur les modèles structurels permettant de quantifier des relations de cause à effet décrites par un modèle théorique dont la validation nécessite une vérification de deux catégories d'hypothèses celles statistiques et celle économiques. Parmi ces modèles théoriques nous retenons la courbe de Phillips. Phillips (1958) à travers sa courbe, il a observé une relation inverse entre le niveau de chômage et l'inflation, en Angleterre (Phillips [44]). Ainsi une nouvelle génération de la courbe de Phillips est apparue dans les travaux d'analyse de la politique monétaire au milieu des années 1990 Il s'agit de la nouvelle courbe de Phillips Néo-Keynésienne (CPNK). Cette dernière montre une relation entre l'inflation, l'output gap (l'écart entre la production effective et le potentiel de production), l'inflation anticipée et les chocs d'offre. Pour ce type de modèles, le comportement optimisateur des entreprises, face à certaines rigidités des prix, fait que l'inflation soit perçue comme un phénomène plutôt tourné vers le futur.

Galit et Gertler (1999) ont ainsi retenu une nouvelle courbe de Phillips dite « hybride » (Gali et Gertler [27]).

$$\pi_t = \alpha_t \pi_{t-1} + \alpha_t \pi_{t+1} + \beta(Y_t - Y_t^*) + \epsilon_t \quad (1.3)$$

Avec π_t l'inflation courante, π_{t-1} l'inflation passée, π_{t+1} l'inflation future anticipée des agents, Y_t la production effective et Y_t^* le potentiel de production.

Mankiw (2011) montre que la monnaie n'est pas prise en compte par ces modèles. Ainsi ce qui explique le recours de certains auteurs à la modélisation de l'inflation en se basant sur la théorie quantitative de la monnaie de Milton Friedman, donnant naissance à nouveau modèle appelé modèle P-star Gerlach et Svensson en 2000 (Mouha et al [41]). Dans cette modélisation, l'écart du prix par rapport à sa « valeur fondamentale P^* » dépend, à la fois, de l'output gap et de l'écart de la vitesse de circulation de la monnaie comparativement à sa « valeur structurelle ». Ainsi, l'inflation (π) est une fonction de l'inflation anticipée (π^e), de la croissance excessive de la liquidité (EL) et de chocs exogènes

responsables de la volatilité de l'inflation (*CE*) :

$$\pi_t = f(\pi_{t+1}^e, EL_{t-1}, CE_t) + \epsilon_t \quad (1.4)$$

Hallman, Porter et Small en 1991 montre l'existence d'une relation de long terme entre la monnaie et les prix dans les modèles P-star (Mouha et al [41]). L'idée générale qui sous-tend dans ces modèles est que les prix courants ne peuvent pas s'écarte durablement de leur valeur structurelle et on peut s'attendre à ce que les prix tendent à s'ajuster à leur niveau d'équilibre P-étoile.

Les nouvelles courbes de Phillips, d'inspiration Keynésienne citée plus haut ne prennent en compte que l'inflation anticipée et l'écart de production (output gap). C'est ainsi que Atkeson et Ohanian (2001) suggèrent la prise en compte les facteurs à l'origine de la fluctuation des prix, ceux qui sont susceptibles d'agir sur la dynamique de court terme tels que le taux de change et la fiscalité indirecte (Atkeson et Ohanian [4]).

En tenant compte aussi de la persistance de l'inflation, Sharon et Tinsley (2002) rajoutent au modèle de base sur la courbe de Phillips, l'inflation retardée (Kozicki et Tinsley [32]).

D'autres travaux sur la prévision de l'inflation comme Calvo en 1994 incorporent, en plus des précédents facteurs, la hausse des salaires nominaux, l'inflation mondiale et l'ouverture économique à travers les importations de produits tels que les produits alimentaires et le pétrole, l'accumulation des réserves de change qui peuvent nourrir une augmentation de l'offre de monnaie (Mouha et al [41]).

1.2.2 Aspects empiriques

Dans le cadre des travaux empiriques sur le mécanisme de transmission de la politique monétaire au Canada, Dugay (1996) utilise un modèle qui décrit le processus d'ajustement des prix où l'inflation est mesurée par l'indice des prix à la consommation hors alimentaires et énergie (Duguay [23]). Pour ce faire il fait appel à une version relativement simple d'une courbe de phillips dotée d'anticipations adaptatives. Le modèle retenu intègre plusieurs variables telles que le taux de change, taux effectif de l'impôt indirect, taux de variation du prix relatif du pétrole et l'écart de production. Il parvient à expliquer les variations du taux d'inflation au Canada sur les vingt dernières années. Il relève dans cette étude qu'une augmentation d'un point de pourcentage des impôts indirects provoque une hausse de 0,4% du taux d'inflation sauf si celle-ci est compensée par une augmentation de 0,7% point de pourcentage de l'écart cumulatif entre l'offre et la demande pendant une année. En outre une dépréciation réelle entraîne une hausse passagère du taux d'inflation, en raison de ses effets secondaires sur les salaires et les anticipations.

Touré (2000) propose un modèle de prévision des prix à la consommation des ménages à Bamako (Mali). Il utilise la méthode de Box-Jenkins et le lissage de Holt-Winters et

montre que ces méthodes sont appropriées pour prévoir l'évolution à court terme de l'indice des prix à la consommation. Il montre toutefois que la combinaison de ces deux méthodes améliore la précision de la prévision (Touré [47]).

Après leur article de 1999 sur la capacité prévisionnelle de la courbe de Phillips sur un horizon de 12 mois, en utilisant le taux de chômage et 167 autres indicateurs économiques, Stock et Watson introduisent l'information financière dans les prévisions de l'inflation aux Etats-Unis (Moisan [40]). Il s'agit des prix de certains actifs financiers qui constituent une classe d'indicateurs potentiels de par leurs signes précurseurs : taux d'intérêt, taux de change, prix des commodités, prix d'actifs cotés en bourses. Ils concluent que les principales variables explicatives de l'inflation aux Etats-Unis sont les taux d'intérêts, l'écart des taux (courbe des taux selon la structure des taux par terme), le rendement des actions, les taux de dividendes et les taux de change. Ces deux auteurs utilisent des données sur la période 1959-1999 provenant de 38 indicateurs de sept pays développés dont les Etats-Unis, le Canada, la France et le Japon. A partir de leurs travaux, ils concluent que les prix des actifs financiers sont utiles pour faire de bonnes prévisions de l'inflation dans ces pays.

Biau et Sobczak (2001) en cherchant un modèle de prévision de l'inflation pour la France. Ils ont trouvé un modèle multivarié dont les variables explicatives retenues dans leurs travaux sont l'inflation importée, la fiscalité indirecte et des variables de tension sur les marchés des biens et du travail (Biau et Sobczak [9]).

En abordant les déterminants de l'inflation, N'diaye et Badji (2008) utilisent un modèle à correction d'erreur et l'approche par les fonctions de consommation, pour apprécier l'effet d'un choc sur une fonction de consommation sur le niveau des prix au Sénégal (Ndiaye et Badji [42]). Les résultats de l'étude montrent que les fonctions « alimentation », « logement » et « habillement » seraient celles qui influencent le plus le niveau général des prix à la consommation. A long terme, une hausse de 10% des fonctions « alimentation » entraînerait une augmentation de 4,2% du niveau général des Prix à la Consommation (IHPC). Un accroissement de même ampleur des prix du logement et de l'habillement entraînerait respectivement une augmentation de 2,1% et de 1% de l'inflation. Dans le court terme, la vitesse d'ajustement de l'IHPC à la suite d'un choc sur un trimestre serait de l'ordre 7,7%.

Dabiré en 2008 effectue une prévision à court terme de l'inflation au Burkina Faso. Il a utilisé trois méthodes de prévision, à savoir la méthode ARIMA, le lissage de Holt-Winter et la méthode combinée de Granger et Newbold. L'approche retenue dans cette étude est la méthode de combinaison (Diallo et Doumbouya [18]).

Dembo (2010) propose un modèle de prévision de l'inflation dans les pays membre de l'UEMOA (Dembo [16]). Dans son étude, il a retenu un modèle autorégressif à retards échelonnés (ARDL), mettant en relation l'inflation avec ses valeurs passées et d'autres variables explicatives. Il ressort des résultats de l'étude que la valeur future de l'inflation

dans les pays de l'UEMOA dépend essentiellement de ses valeurs passées, de l'inflation importée et du niveau de la production vivrière.

Dembo (2011) a fait une étude sur la prévision de l'inflation dans la zone de l'UEMOA en adoptant une approche par composantes (Dembo [17]). Cette approche consiste à prévoir séparément des composantes de l'Indice Harmonisé des Prix à la Consommation (IHPC). Parmi ces composantes, l'auteur a retenu six composantes telles que : produits pétroliers, combustibles solides, électricité, produits frais, céréales, indice d'inflation sous-jacente. Il ressort de ses estimations, que l'évolution des prix des produits pétroliers dans les pays de l'UEMOA est liée à celle des cours mondiaux du pétrole brut. La prévision de l'indice des prix des céréales tient compte d'une part, de son profil saisonnier et, d'autre part , de l'évolution de la production céréalière locale, ainsi que des cours mondiaux du riz. L'inflation sous-jacente est expliquée par l'inflation dans la zone euro, zone franc, ainsi que par l'évolution des cours mondiaux des produits alimentaires et du pétrole brut. Il a aussi déterminé un modèle SARIMA (Auto régressif Intégré à Moyenne Mobile Saisonnière) pour prévoir l'indice des prix des combustibles solides et celui des produits frais.

Diallo et Doumbouya (2012) ont cherché un modèle de prévision de l'inflation en Guinée en utilisant l'approche de Box-Jenkins sur un modèle Autorégressif Intégré à Moyenne mobile (ARIMA) saisonnier et la méthode de Holt-Winters (Diallo et Doumbouya [18]). Ces auteurs ont utilisé les données mensuelles de l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) couvrant la période de Janvier 2001 à Décembre 2011. Ils ont conclu que la méthode de Box-Jenkins sur un ARIMA saisonnier et la méthode de Holt-Winters, ont permis de trouver un modèle de prévision sur un horizon de six mois de l'inflation pour la Banque Centrale de la République de Guinée (BCRG).

Myriam MOISAN (2010) a fait une étude sur la prévision de l'inflation au Canada dans le cadre d'un mémoire de maîtrise en Economie à l'Université du QUEBEC à MONTREAL (Moisan [40]). L'auteur a utilisé des modèles VAR (modèles de vecteurs autorégressifs) et des modèles FAVAR (modèles de vecteurs autorégressifs augmentés par facteurs). En appliquant ces deux catégories de modèles sur des données mensuelles de l'inflation du Canada, l'auteur a conclu que les modèles de vecteurs autorégressifs augmentés par facteurs (FAVAR) ont un potentiel pour la prévision de l'inflation au Canada.

Hossein et al (2007) ont mené une étude portant sur l'Essai de modélisation de l'inflation en Algérie dans le cadre d'un mémoire de recherche à l'Institut national de planification et de la statistique (INPS) en Statistique Appliquée en Alger (Hossein et al [29]). Pour ce faire, les auteurs ont utilisé deux méthodes statistiques pour déterminer les valeurs futures de l'inflation en Algérie à savoir les méthodes de Box-Jenkins et de Holt-Winters. En effectuant une comparaison entre ces deux méthodes en termes de pouvoir prédictif, ils ont retenu que la méthode de Holt-Winters permet d'obtenir des meilleures prévisions de l'inflation en Algérie.

Christophe Massamba (2005) a mené une étude de prévision des indices des prix à la

consommation des ménages au Congo en utilisant les modèles Autorégressif à Moyenne Mobile avec variables explicatives (ARMAX). Pour ce faire l'auteur a utilisé des données mensuelles du centre national de la statistique et des études économiques (CNSEE) du congo. Il ressort de ses conclusions que ces modèles sont mieux adaptés et produisent des meilleurs prévisions lorsque les variables présentent des ruptures (Massamba [36]).

CHAPITRE 2

Généralités sur les séries temporelles

La Modélisation des séries temporelles est un domaine plus récemment appliqué en économie mais ancien en astronomie, géologie, météorologie, etc. L'analyse des séries temporelles fondée sur l'exploitation de données historiques recueillies sur un phénomène donné, durant une certaine période; la recherche d'un modèle pouvant constituer un cadre mathématique reflétant l'évolution de ces données et partant de l'hypothèse que "le passé pourrait être garant de l'avenir" c'est-à-dire effectuer des prévisions (Bourbonnais et Terraza [10]).

Après avoir présenté la partie théorique de notre étude, ce chapitre constitue notre cadre méthodologique où nous expliquerons en détail les éléments essentiels pour l'analyse statistique des données temporelles dont nous aurons besoin au cours de notre application. Ainsi nous adoptons deux approches : une méthode de lissage basée sur l'approche de Holt-Winters (Doucouré [22]) et une deuxième méthode fondée sur l'approche de Box-Jenkins (Doucouré [22]). Ces dernières s'intéressent à une seule série pour la modélisation. Elles s'appuient sur les propriétés statistiques de la série étudiée pour identifier un processus générateur des données et faire des prévisions. Nous comparons les capacités prédictives des ces deux approches sur les données de l'indice harmonisé des prix à la consommation au Sénégal, dans le chapitre 3.

2.1 Définitions

2.1.1 Définition d'une série temporelle

On appelle **série chronologique (série temporelle ou encore chronique)** une série statistique à deux variables (t, Y_t) avec $t \in T$, $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ où la première composante **t est le temps** et la deuxième composante désigne la variable numérique Y_t prenant ses valeurs aux instants t . Suivant la nature du problème étudié la série peut être journalière (cours d'une action en bourse), mensuelle (consommation mensuelle de gaz), trimestrielle (nombre trimestriel de chômeurs), annuelle (chiffre annuel des bénéfices des exportations, etc) (Bourbonnais et Terraza [10]).

La série Y_t a des intervalles de temps réguliers. L'étude de telles données statistiques est utile lorsque l'on cherche à analyser, comprendre ou encore prévoir un phénomène évoluant dans le temps. Le but est donc de tirer des conclusions à partir des séries observées en s'appuyant sur ses propriétés statistiques.

2.1.2 Les composantes d'une série chronologique

L'analyse graphique d'une série chronologique permet de visionner un certain nombre de composantes décrivant son mouvement au cours du temps. Il est intéressant alors d'analyser ces composantes en détail afin d'obtenir des meilleures prévisions. Les principales

composantes décrivant une série chronologique sont : la tendance, la composante cyclique, la composante saisonnière et la composante résiduelle (Dor [19]).

- ☞ La tendance (T_t) décrit le mouvement de long terme, de fond ou encore structurel du phénomène. Elle est une fonction du temps.
- ☞ Le cycle (C_t) regroupe des variations à période moins précises autour de la tendance. Ces phases durent en général plusieurs années, mais n'ont pas de durée fixe. Dans la plus part des travaux sur les séries temporelles la tendance regroupe aussi la composante cyclique (Dor [19]).
- ☞ Variations saisonnières (S_t) sont des variations qui se reproduisent périodiquement à des moments bien déterminés et qui sont liées au rythme imposé par les variations météorologiques des saisons (production agricole, consommation de gaz,...), ou encore par des activités économiques et sociales (fêtes, vacances, solde, le ramadan, etc.).
- ☞ Fluctuations irrégulières (A_t) ou encore composante résiduelle qui rassemble tout ce que les autres composantes n'ont pu expliquer du phénomène observé. Elle est appelée aussi la composante aléatoire de la série (composante exogène dont l'individu n'a pas de contrôle). Elle regroupe de nombreuses fluctuations, en particuliers accidentelles, dont le caractère est exceptionnel et imprévisible, (catastrophes naturelles, grèves, guerres...). Par hypothèse ce type d'événement est censé être corrigé, cette composante présente en général une allure aléatoire plus ou moins stable autour de sa moyenne.

2.1.3 Définition des coefficients saisonniers

On suppose que l'influence des variations saisonnières doit être neutre sur l'année et que ces variations (S_t) se répètent théoriquement à l'identique de période en période. Dans toute série chronologique observée sur un cas réel, les variations saisonnières ne sont jamais identiques. Donc, pour satisfaire aux exigences du modèle théorique, et pour pouvoir étudier la série réelle, il faut estimer, à la place des (S_t) observées, des variations périodiques identiques chaque année (mois par mois, ou trimestre par trimestre) qu'on appelle coefficients saisonniers notés S_j avec $j = 1, \dots, 12$ pour des données mensuelles et $j = 1, \dots, 4$ pour des données trimestrielles (Charpentier [13]).

2.1.4 Notion de stationnarité

La stationnarité est un concept très important dans la modélisation des séries temporelles. Elle suppose que le passé est comparable au présent et au futur. Ainsi la modélisation des séries temporelles, nécessite, que ces dernières soient stationnaires. Autrement

dit que la série ne présente ni tendance, ni cycle et ni saisonnalité. La modélisation des séries stationnaires nous permet d'éviter des régressions fallacieuses ou illusoires.

Définition : Une série temporelle (Y_t) est stationnaire du second ordre si :

- i - Pour tout t, $E(Y_t) = m$, constante indépendante du temps.
- ii - pour tout t, $Var(Y_t) = \sigma^2$, constante et finie.
- iii - pour tout t et pour tout h, $Cov(Y_t, Y_{t+h}) = \gamma(h)$, où $\gamma(h)$ désigne la fonction d'autocovariance.

En d'autres termes, une série chronologique est stationnaire si elle est la réalisation d'un processus stationnaire. Ceci implique que la série est dépourvue de tendance, de saisonnalité et aucun facteur n'évoluant avec le temps. Une variable stationnaire a tendance à fluctuer autour de sa moyenne revenant régulièrement à sa valeur d'équilibre de long terme.

2.1.5 Notion de bruit blanc

Une suite de variables aléatoires A_t constitue un bruit blanc faible lors qu'elle possède les propriétés suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} E(A_t) = 0, \forall t \\ Var(A_t) = \sigma^2 \neq 0, \text{ constante} \\ Cov(A_h, A_t) = 0, \forall t, \forall h \end{array} \right. \quad (2.1)$$

En d'autres termes, les variables aléatoires A_t sont de moyenne nulle, de variance constante et non corrélées. Un bruit blanc fort est un bruit blanc faible et que les variables aléatoires A_t sont indépendantes et identiquement distribuées (i-i-d).

2.1.6 Processus stationnaires

2.1.6.1 Modèles autorégressifs AR(p)

Pour un processus autorégressif, chaque valeur de la série est une combinaison linéaire des valeurs précédentes de la série. Si la valeur de la série à l'instant t, Y_t ne dépend que des valeurs précédentes Y_{t-p} à une perturbation aléatoire ε_t , le processus est dit autorégressif d'ordre p et noté AR(p) qui s'écrit comme suit :

$$Y_t = \sum_{k=1}^p \phi_k Y_{t-k} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Où ϕ_k avec $k = 1, \dots, p$ constituent les paramètres du modèle et ε_t est le terme d'erreur.

2.1.6.2 Modèles à moyennes mobiles MA(q)

La valeur courante d'un processus de moyenne mobile est définie comme une combinaison linéaire de la perturbation courante avec une ou plusieurs perturbations précédentes. L'ordre de la moyenne mobile indique le nombre de périodes précédentes incorporées dans la valeur courante. Ainsi, une moyenne mobile d'ordre q, MA(q) est définie par l'équation suivante :

$$Y_t = \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

Où les θ_j avec $j = 1, \dots, q$ sont les paramètres du modèle et ε_t est le terme d'erreur.

2.1.6.3 Modèles autorégressifs à moyennes mobiles ARMA(p,q)

Il s'agit de décrire un processus stationnaire qui peut être représenté, soit par un modèle « autorégressif » AR(p), soit par un modèle « moyenne mobile » MA(q), soit par un modèle mixte ARMA (p, q). Les modèles AR et MA peuvent être parfaits dans certains cas, mais il peut arriver que l'on ait besoin d'estimer un grand nombre de paramètres pour ajuster le modèle. Si l'on dispose de peu d'observations, ces estimations auront tendance à être peu précises. De plus, si un modèle contenant p paramètres convient pour la situation, il n'est pas bon de tenter d'ajuster un modèle qui en contiendra plus que p. Les modèles ARMA consistent à avoir une partie autorégressive et une partie à moyenne mobile. En 1938 Herman Wold a montré que les processus ARMA pouvaient être utilisés pour modéliser n'importe quelle série stationnaire pour autant que les ordres p et q soient bien choisis. En 1970, Box et Jenkins ont travaillé pour développer une méthodologie pour l'estimation du modèle d'une série chronologique. Un processus est dit ARMA (p, q) s'il existe des suites réelles (ϕ_k) et (θ_j) telles que :

$$Y_t = \sum_{k=1}^p \phi_k Y_{t-k} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (2.4)$$

2.1.7 Processus non stationnaire

2.1.7.1 Opérateur de retard et variables intégrées

On appelle opérateur de retard B un opérateur qui à tout processus (X_t) $t \in \mathbb{Z}$ associe le processus (Y_t) $t \in \mathbb{Z}$ défini par (Bourbonnais [11]) :

$$\forall t \in \mathbb{Z}, Y_t = BX_t = X_{t-1} \quad (2.5)$$

Un processus (Y_t) est dit intégré d'ordre d et on note $Y_t \sim I(d)$, si le processus obtenu après d différenciations est stationnaire :

$$Z_t = \Delta^d Y_t = (1 - B)^d Y_t \quad (2.6)$$

2.1.7.2 Modèles autorégressifs intégrés à moyennes mobiles ARIMA(p,d,q)

La plupart des séries macroéconomiques ne sont pas stationnaires. Ainsi il est nécessaire de rendre ces séries stationnaires en intégrant les séries initiales. Les processus ARIMA permettent de combiner trois types de processus temporels : les processus autorégressifs (AR), les processus moyenne mobile (MA) et les processus intégrés (I). Dans le cas général, un modèle ARIMA (p, d, q) est une combinaison de ces trois types de processus ; p , d et q désignent respectivement l'ordre du processus autorégressif, l'ordre d'intégration et l'ordre de la moyenne mobile (Doucouré [21]). Il s'agit par la méthode de Box et Jenkins de construire un modèle restituant le mieux possible le comportement d'une série temporelle suivant quelques étapes que nous allons développer après.

Un processus (Y_t) est dit ARIMA(p, d, q) avec p, d, q positifs ou nuls si le processus $(1 - B)^d Y_t$ est un processus ARMA(p, q) stationnaire.

$$\Delta^d Y_t = \sum_{k=1}^p \phi_k Y_{t-k} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}, \quad (2.7)$$

avec ϕ_k , θ_j des paramètres du modèle à estimer.

Les processus ARIMA sont utiles pour des processus qui ont des corrélations positives et lentement décroissantes car cette propriété des autocorrélations peut être le signe d'une tendance dans la série.

2.2 Approche de Box-Jenkins (1970)

George Box et Gwilym Jenkins ont développé en 1970 une méthodologie de recherche, d'étude systématique et d'apprentissage. Cette méthode cherche à comprendre le processus génératrice des données (PGD) à travers les séries temporelles. Ainsi cette méthodologie décrit quelques étapes pour trouver un modèle permettant de représenter une série dans le but de faire des prévisions.

2.2.1 Décomposition de la série brute

Cette étape consiste à éliminer les composantes de la série qui dépendent du temps telles que la tendance (T) et la saisonnalité (S). Pour ce faire nous diagnostiquons leur existence. Si c'est le cas, donc la série sera ajustée de la tendance et de la saisonnalité afin de modéliser la partie aléatoire (fluctuations irrégulières de la série) par un processus

ARIMA.

Nous avons expliqué en détail les trois principales composantes d'une série temporelle. Il est important de savoir de quelle forme prend la combinaison de ces trois composantes s'ils existent autrement appelé schéma de décomposition. Il en existe essentiellement deux grands types (Bourbonnais [11]).

2.2.1.1 Schéma additif

Dans un modèle additif, on suppose que les trois (03) composantes : tendance, variations saisonnières et variations accidentelles sont indépendantes les unes des autres. On considère que la série Y_t s'écrit comme la somme de ces trois composantes :

$$Y_t = T_t + S_t + A_t \quad (2.8)$$

2.2.1.2 Schéma multiplicatif

Dans le cas, d'un schéma multiplicatif, l'amplitude des variations (saisonnières) varie. On suppose que les variations saisonnières et les variations accidentelles dépendent de la tendance et on considère que Y_t s'écrit de la manière suivante :

$$Y_t = T_t \times S_t \times A_t \quad (2.9)$$

Dans ce cas on peut utiliser le logarithme dans l'équation 2.9 pour le ramener à un modèle additif qui est donné par :

$$\ln(Y_t) = \ln(T_t) + \ln(S_t) + \ln(A_t) \quad (2.10)$$

En ce qui concerne la tendance, la série sera régressée par les MCO sur le temps et nous vérifions la significativité du coefficient de β_1 de l'équation de la tendance (2.11). Pour détecter la saisonnalité, en plus des diagnostiques graphiques nous effectuerons également un test statistique. Lorsque la saisonnalité est présente, nous déterminerons les coefficients saisonniers avec la fonction « *decompose* » de R.

2.2.1.3 Estimation de l'équation de la tendance

Pour estimer l'équation de la tendance, nous régressons la série sur le temps avec la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). L'équation de la tendance peut être définie comme suit :

$$T_t = \beta_0 + \beta_1 t \quad (2.11)$$

Après l'estimation de la tendance, nous effectuerons un test de significativité des paramètres. Lorsque β_1 n'est pas significatif, alors nous pourrons négliger la tendance et

analyser les deux autres composantes.

2.2.1.4 Test d'absence de saisonnalité

Pour vérifier si la série est dépourvue de saisonnalité, nous utilisons deux méthodes à savoir la méthode graphique et celle formelle (test d'absence de saisonnalité). La méthode graphique consiste à comparer les 12 sous séries des observations du même mois pour les années successives en traçant leurs graphes respectifs. Lorsqu'il apparaît des dissimilarités sur les 12 graphes, nous pouvons dire que les variations saisonnières sont significatives sinon il y'a absence de saisonnalité.

Pour appuyer la conclusion de la méthode graphique, nous effectuerons un test de non saisonnalité ou d'absence de saisonnalité. Nous utilisons un test non paramétrique : le test de Kruskal-Wallis de comparaison des résidus groupés par mois. En notant $L_j(Y_t)$, la loi de distribution des résidus de Y_t dans le j^{me} groupe (observation du j^{me} mois). Le test se formule comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : L_1(Y_t) = L_2(Y_t) = \dots = L_{12}(Y_t) \\ H_1 : \exists(i, j) / L_i(Y_t) \neq L_j(Y_t) \end{array} \right. \quad (2.12)$$

L'hypothèse nulle H_0 correspond à l'hypothèse d'absence de saisonnalité. Pour la conclusion du test, nous observons la p-value du test donnée par le logiciel R. Si la p-value est inférieure au seuil par défaut 5%, nous rejeterons l'hypothèse nulle d'absence des effets saisonniers.

2.2.2 Identification des ordres p, d et q

Pour l'identification des p et q, nous examinons les fonctions d'autocorrélation simple et partielle et pour l'ordre d'intégration d un test de stationnarité sera appliqué à la série dépourvue de tendance et d'effets saisonniers.

2.2.2.1 Test de stationnarité : test de KPSS

Après avoir soustrait la série brute de la tendance et la saisonnalité s'il existe, nous obtenons la composante aléatoire. Cette dernière sera modélisée par un ARIMA. Ainsi il faut tester la stationnarité de la série ajustée de la tendance et de la saisonnalité. Pour cela, nous utilisons le test de stationnarité de KPSS. Si la série ajustée s'avère non stationnaire, nous appliquons la différenciation. L'ordre de différenciation (d) est le nombre de différence que nous devons appliquer à la série pour la rendre stationnaire.

Le test de KPSS nous permettra de vérifier si la série est stationnaire ou non. Il s'agit de

tester :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{Série est stationnaire} \\ H_1 : \text{Série est non stationnaire} \end{array} \right. \quad (2.13)$$

Nous utiliserons dans cette étude la fonction « *kpsstest()* » du package *tseries* de R pour la mise en œuvre du test KPSS.

Nous rejetons l'hypothèse nulle de la stationnarité lorsque la P-value est inférieure à 5% (le seuil par défaut).

2.2.2.2 Identification des ordres p et q : analyse des ACF et PACF

Pour rechercher des valeurs possibles (p_j, q_j) pour (p, q) , il est essentiel d'établir une hypothèse maximale du nombre de coefficients à utiliser. Pour ce faire, nous utiliserons les fonctions d'autocorrélation ACF et d'autocorrélation partielle PACF.

Les ordres p correspondent aux retards (j) dont la fonction d'autocorrélation partielle $PACF(\rho_j)$ présente des pics qui sortent de son intervalle de confiance.

Les ordres q correspondent aux retards (j) dont la fonction d'autocorrélation $ACF(\rho_j)$ présente des pics qui sortent de son intervalle de confiance.

Tableau 2.1 – Fonctions d'autocorrélations des processus ARMA(p,q)

Processus	Fonction d'autocorrélation simple (ACF)	Fonction d'autocorrélation partielle (PACF)
AR(p)	Décroissance exponentielle et/ou Sinusoïdale	Pics significatifs pour les p premiers retards, les autres coefficients nuls pour les retards $j > p$
MA(q)	Pics significatifs pour les q premiers retards, les autres coefficients nuls pour les retards $j > q$	Décroissance exponentielle et/ou Sinusoïdale
ARMA(p,q)	Décroissance exponentielle et/ou Sinusoïdale après (q-p)	Décroissance exponentielle et/ou Sinusoïdale après (p-q)

Source : l'ouvrage de Doucouré (2016) [22]

2.2.3 Estimation des modèles ARIMA candidats

Dans cette partie nous utilisons la méthode d'estimation par maximum de vraisemblance. Pour déterminer l'expression de la vraisemblance du modèle se fonde sous les hypothèses de blancheur des résidus et de normalité des résidus. L'expression à maximiser est donc la suivante :

$$\log(L) = -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log(\sigma^2) - \frac{1}{2} \log(|\det(\Omega)|) - \frac{1}{2\sigma^2} Y' \Omega^{-1} Y \quad (2.14)$$

Avec L , la vraisemblance du modèle et Ω la matrice de variance-covariance des résidus.

2.2.4 Validation des modèles estimés

Après l'estimation de plusieurs modèles, il est question de retenir le meilleur modèle. Pour ce faire, nous suivrons un certain nombre d'étapes :

2.2.4.1 Sélection du modèle

Pour sélectionner le meilleur modèle, nous utiliserons le critère d'information akaike ou Akaike information criterion en anglais (AIC) utilisé par Akaike (1974) et le critère d'information bayésien ou Bayesian information criterion (BIC) utilisé par Schwarz (1978) (Galbraith et Zinde Walsh [26]).

L'AIC se définit comme suit :

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_k^2 + \frac{2k}{T}, \quad (2.15)$$

où k représente l'ordre d'un processus AR ou la somme des ordres AR et MA dans un modèle ARMA. Cependant ce critère a connu des modifications avec les travaux de Sugiura (1978) et Tsai (1989). Il devient le AIC corrigé (AICC) défini comme cela :

$$AICC = T \ln \hat{\sigma}_k^2 + T \frac{1 + \frac{k}{T}}{1 - \frac{k+2}{T}} \quad (2.16)$$

La correction se rapporte au biais d'estimation de l'information dans l'AIC.

Le BIC se définit comme suit :

$$BIC = \ln \hat{\sigma}_k^2 + \frac{k \ln T}{T} \quad (2.17)$$

Le meilleur modèle est celui qui minimise à la fois l'AICC et le BIC.

2.2.4.2 Test de significativité des paramètres du modèle retenu

Pour cette étape, nous appliquerons le test de student pour voir la significativité des paramètres estimés ; ensuite nous éliminons ceux qui ne sont pas significatifs. Le test se formalise comme suit :

$$\begin{cases} H_0 : \omega_i = 0 \\ H_1 : \omega_i \neq 0 \end{cases} \quad (2.18)$$

Avec $\omega_i = \phi_k, \theta_j$ et $\hat{\omega}_i = \hat{\phi}_k, \hat{\theta}_j$

Pour cela nous calculons la statistique de student qui est définie comme suit :

$$T_c = \frac{\hat{\omega}_i}{\sigma_{\hat{\omega}_i}}, \quad (2.19)$$

où $\hat{\omega}_i$ représente les paramètres estimés de $\hat{\phi}_k$ et $\hat{\theta}_j$; $\sigma_{\hat{\omega}_i}$ est l'écart type du paramètre correspondant. Pour la conclusion du test, nous comparerons le T_c avec 1,96 (lu dans la table de la loi normale centré réduite car la taille de notre échantillon est largement supérieure à 30).

Lorsque T_c est supérieur à 1,96 en valeur absolue, alors nous acceptons H_1 , d'où le paramètre est significatif. Sinon, il ne l'est pas.

2.2.4.3 Test de bruit blanc : test de Ljung et Box

L'étape de validation est de juger si l'estimation est de bonne qualité en analysant les résidus. Autrement dit de vérifier l'hypothèse presupposée de bruité des erreurs. Pour ce faire, nous utilisons le test suivant :

$$\begin{cases} H_0 : \text{Les résidus sont des bruits blancs} \\ H_1 : \text{Les résidus ne sont pas des bruits blancs} \end{cases} \quad (2.20)$$

Pour cela, nous utiliserons le test de Ljung et Box dont la statistique est :

$$Q(k) = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{\rho}^2(j)}{(n-j)}, \quad (2.21)$$

avec $Q(k) \sim \chi^2(k)$ (la statistique de Ljung et Box suit la loi de Khi-deux à k degré de liberté). Lorsque la quantité $Q(k)$ est petite, alors la probabilité qu'on accepte H_0 ou encore appelé P-value devient grande. Si la P-value est supérieure au seuil qu'on s'est

fixé. Ainsi l'hypothèse H_0 est acceptée les résidus sont des bruits blancs.

Pour la mise en oeuvre du test dans le logiciel **R**, nous utiliserons la fonction « **box.test** » du package « **caschrono** »

2.2.4.4 Test de normalité des résidus : test de Jarque-bera

Le test de Jarque Bera permet de vérifier si les erreurs suivent une loi normale ou pas. Il est formalisé comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{les erreurs suivent une loi normale} \\ H_1 : \text{les erreurs ne suivent pas une loi normale} \end{array} \right. \quad (2.22)$$

On accepte l'hypothèse nulle de normalité lorsque la P-value est inférieure à 5%. Pour la mise en œuvre du test sous R, nous utiliserons la fonction « **jarque.bera.test()** » du package « **tseries** ».

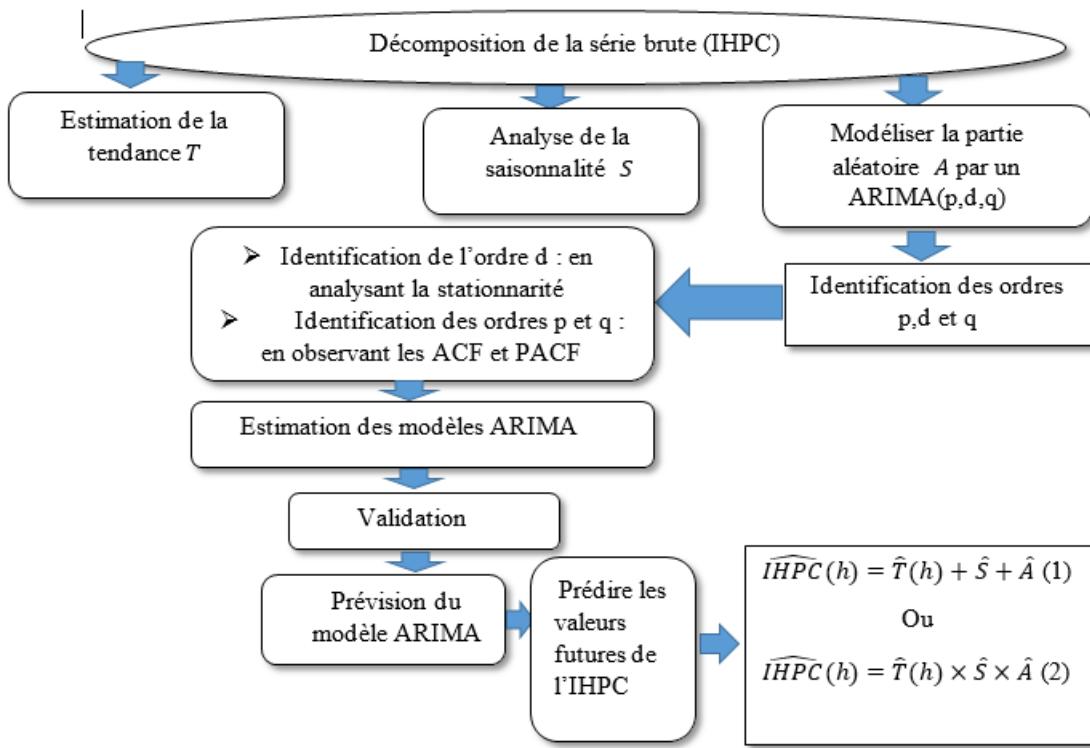
2.2.5 Prévision du modèle retenu

C'est l'ultime étape de cette méthodologie, voire de la quasi-totalité des analyses statistiques. C'est une extrapolation des observations d'une série en se basant sur ses observations et erreurs passées. Lors de cette étape, il est indispensable de prendre en considération les transformations effectuées sur la chronique afin d'aboutir à des valeurs prévisionnelles appropriées. Par définition :

$$\hat{Y}_{t+h} = E(Y_{t+h}/I_t), \quad (2.23)$$

où I_t est l'information disponible au temps t. $I_t = (Y_1, \dots, Y_t, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_t)$

FIGURE 2.1 – Étapes de modélisation Box-Jenkins



Source : Auteur, réalisé en se basant sur l'ouvrage [11]

2.3 Approche de Holt-Winters (1960)

La méthode de Holt-Winters est une des méthodes de lissages exponentiels qui permet de réaliser des prévisions à partir des observations d'une série temporelle. Elle a l'avantage de prendre en compte toutes les composantes d'une série à savoir la tendance, la saisonnalité et la partie aléatoire tandis que les autres méthodes de lissages ne le sont pas.

Il existe trois versions pour cette méthode : non saisonnière, saisonnière additive et saisonnière multiplicative. Le choix d'une version de Holt-Winters se fait sur la base des résultats de la décomposition et de l'analyse des composantes d'une série.

2.3.1 Holt-Winters non saisonnière

Cette version est utilisée lorsque la série est affectée de tendance linéaire mais à l'absence de la saisonnalité.

Cette méthode revient à estimer au voisinage de l'instant T une droite :

$$Y_t = a(t - T) + b + \varepsilon_t, \quad (2.24)$$

avec a et b des paramètres à estimer par la méthode de lissage :

☞ le lissage de la moyenne a avec un coefficient de lissage α ;

☞ le lissage de la tendance b avec un coefficient de lissage β . Nous obtenons :

$$\begin{aligned}\hat{a}_T &= (1 - \alpha) (\hat{Y}_T(1) - \hat{Y}_{T-1}(1)) + \alpha \hat{a}_{T-1}, \\ \hat{b}_T &= (1 - \beta) Y_t + \alpha (\hat{Y}_{T-1}(1) + \hat{Y}_{T-1}(2)), \text{ avec } |\alpha| < 1 \text{ et } |\beta| < 1\end{aligned}$$

La prévision pour l'horizon h de cette version prend la forme suivante :

$$\hat{Y}_T(h) = \hat{a}_T h + \hat{b}_T \quad (2.25)$$

2.3.2 Holt-Winters saisonnière additive

Cette méthode est utilisée lorsqu'on constate après décomposition que notre série présente une saisonnalité additive. Ainsi le modèle considéré dans ce cas de figure est :

$$Y_t = (a(t - T) + b) + S_t + \varepsilon_t \quad (2.26)$$

Ainsi pour l'estimation des paramètres a , b et S_t , Holt et Winters ont proposé les formules suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{a}_T = (1 - \beta) \hat{a}_{T-1} + \beta (\hat{b}_T - \hat{b}_{T-1}) \\ \hat{b}_T = \alpha (Y_T - \hat{S}_{T-P}) + (1 - \alpha) (\hat{b}_{T-1} + \hat{a}_{T-1}) \\ \hat{S}_T = \gamma (Y_T - \hat{b}_T) + (1 - \gamma) \hat{S}_{T-P} \end{array} \right. , \quad (2.27)$$

où α , β et γ sont dans $]0, 1[$.

Les prévisions pour un horizon h se calculent comme suit :

$$\hat{Y}_T(h) = \begin{cases} \hat{a}_T h + \hat{b}_T + \hat{S}_{T+h-P}, & \text{si } 1 \leq h \leq P \\ \hat{a}_T h + \hat{b}_T + \hat{S}_{T+h-2P}, & \text{si } P \leq h \leq 2P \\ \dots \end{cases} \quad (2.28)$$

2.3.3 Holt-Winters saisonnière multiplicative

Lorsque la série présente des saisonnalités multiplicatives, on estime le modèle suivant :

$$Y_t = (a(t - T) + b) S_t + \varepsilon_t \quad (2.29)$$

Pour l'estimation de ce modèle, les formules suivantes sont utilisées.

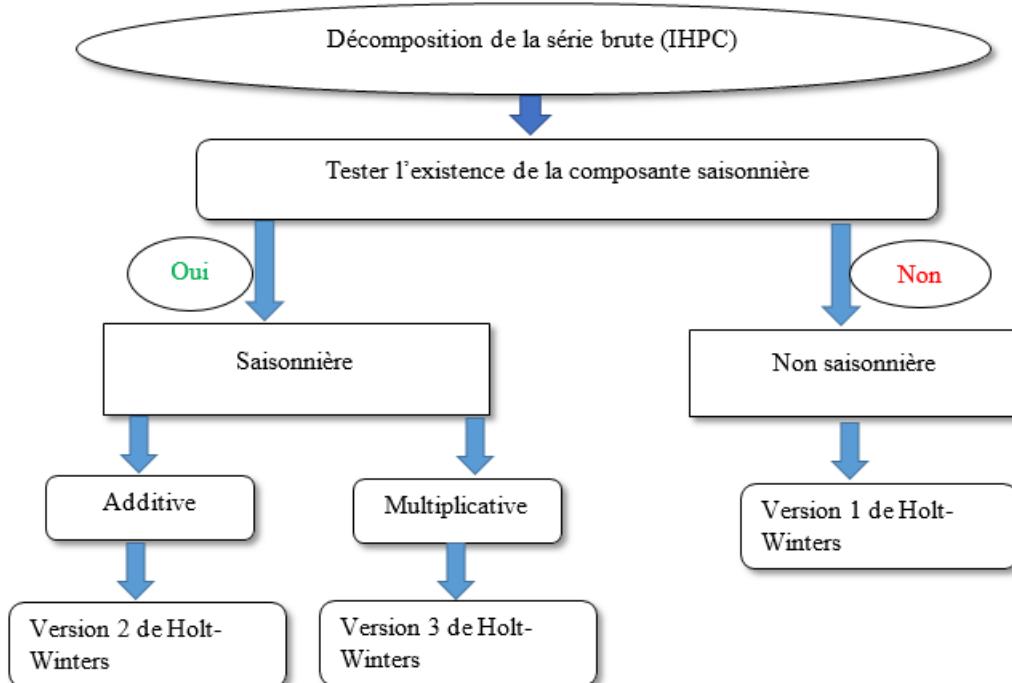
$$\begin{cases} \hat{a}_T = (1 - \beta)\hat{a}_{T-1} + (1 - \beta)(\hat{b}_T - \hat{b}_{T-1}) \\ \hat{b}_T = \alpha \frac{Y_T}{\hat{S}_{T-P}} + (1 - \alpha)(\hat{b}_{T-1} + \hat{a}_{T-1}) \\ \hat{S}_T = \gamma \frac{Y_T}{\hat{b}_T} + (1 - \gamma)\hat{S}_{T-P} \end{cases}, \quad (2.30)$$

où α , β et γ sont dans $]0, 1[$.

Les prévisions se déterminent comme suit :

$$\hat{Y}_T(h) = \begin{cases} (\hat{a}_T h + \hat{b}_T) \hat{S}_{T+h-P}, \text{ si } 1 \leq h \leq P \\ (\hat{a}_T h + \hat{b}_T) \hat{S}_{T+h-2P}, \text{ si } P \leq h \leq 2P \\ \dots \end{cases} \quad (2.31)$$

FIGURE 2.2 – Etapes de la modélisation par l'approche de Holt-Winters



Source : Auteur

2.4 Critères de comparaisons

Pour les critères de comparaison, nous utiliserons certains indicateurs statistiques pour évaluer le pouvoir prédictif d'un modèle. Il existe plusieurs indicateurs mais les plus souvent utilisés sont : Erreur Absolue Moyenne en Pourcentage (Mean Absolute Percentage Error en anglais) et Erreur Absolue Moyenne (Mean Absolute Error en anglais) (Ducourré [22]). Ces deux indicateurs ont pour but de mesurer l'erreur faite sur les prévisions autrement dit l'écart entre les valeurs réelles et celles prédites. Ainsi le principe de calcul de ces indicateurs est le suivant :

Soient Y_1, \dots, Y_T les T valeurs observées

Soient $\hat{Y}_1, \dots, \hat{Y}_T$ les prévisions associées

Posons $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ avec $t = 1, \dots, T$.

 Erreur Absolue Moyenne en Pourcentage

$$MAPE = \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|e_t|}{Y_t} \right) \times 100 \quad (2.32)$$

 Erreur Absolue Moyenne

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |e_t| \quad (2.33)$$

Pour la comparaison en terme de pouvoir prédictif, on choisira le modèle qui minimise ces indicateurs (MAPE et MAE).

CHAPITRE 3

Application à l'indice harmonisé des prix à la consommation au
Sénégal

Dans ce chapitre, nous entamons la phase d’application sur la série de l’indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) au Sénégal. Nous utilisons cet indice pour prévoir le comportement de l’inflation car il est la mesure la plus usuelle. L’objectif principal de notre étude est de trouver un modèle qui prévoit mieux l’inflation au Sénégal dans le court et moyen terme. Pour cela, nous utilisons deux méthodes à savoir la modélisation ARIMA de Box-Jenkins et le lissage de Holt-Winters présentées plus haut. Ces dernières sont des approches statistiques qui s’intéressent à une seule série. Ces approches s’avèrent simples et non exigeantes en données et s’appliquent avec un certain succès même lorsqu’on a une connaissance limitée du phénomène étudié. Plusieurs méthodes de prévision ont été présentées dans la littérature mais le choix de l’une ou de l’autre de ces méthodes dépend de plusieurs facteurs : disponibilité des données, objectif de l’étude, horizon de prévision choisi etc.

Ainsi la modélisation par l’approche statistique a été privilégiée par rapport à l’approche structurelle en raison du besoin de disposer d’un outil de prévision de l’inflation dans le court terme face à la disponibilité des données sur les séries longues qu’exigent les modèles explicatifs.

Après avoir déterminé les prévisions pour chacune de ces méthodes, nous passons à la comparaison en terme de pouvoir prédictif et sélectionnons la meilleure. L’étendue temporelle de notre échantillon est de janvier 2008 à décembre 2018.

Nous abordons dans ce chapitre l’analyse exploratoire de la série brut, modélisation et la prévision avec les deux approches présentées au chapitre 2 et enfin la comparaison en terme de pouvoir prédictif. Pour ce faire, nous utilisons les indicateurs de mesure de la qualité de prévision des séries temporelles évoqués dans le chapitre 2.

3.1 Analyse exploratoire des données

3.1.1 Présentation des données

Les données que nous utilisons dans cette application sont issues du site de l’Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie (ANSD) du Sénégal. la base est composée d’une seule variable qui est l’indice harmonisé des prix à la consommation. Depuis sa création en 1996, il est la mesure la plus usuelle de l’inflation dans l’espace UEMOA. Connaissant ces valeurs, nous pouvons déterminer l’évolution de l’inflation. Cet indice base 100 en 2014, mesure l’évolution des prix à la consommation au plan national. La méthodologie de calcul de l’IHPC est commune pour les huit pays de l’UEMOA. La principale source identifiée pour les pondérations est la deuxième Enquête de Suivi de la Pauvreté au Sénégal (ESPS-II) de 2011. Le champ couvert par l’indice harmonisé des prix à la consommation est l’ensemble du pays découpé en zones écologiqueséconomiques, à savoir le Sud, le Nord, le Centre Nord, l’Ouest et le Centre Sud (Rapport ANSD [1]).

L'IHPC est publié selon la classification des fonctions de consommation des ménages à 12 fonctions (COICOP). Notre série couvre la période allant de janvier 2008 à décembre 2018. C'est une série mensuelle.

3.1.2 Statistiques descriptives

L'analyse descriptive de nos données consiste à calculer les statistiques élémentaires de la variable étudiée et faire une représentation graphique. Pour ce faire, nous utilisons deux méthodes à savoir formelle et graphique.

3.1.2.1 Méthode formelle

Le tableau 3.1 nous montre les éléments de tendance centrale et de dispersion de notre série pour la période de janvier 2008 à décembre 2018.

Tableau 3.1 – Statistiques descriptives de l'IHPC

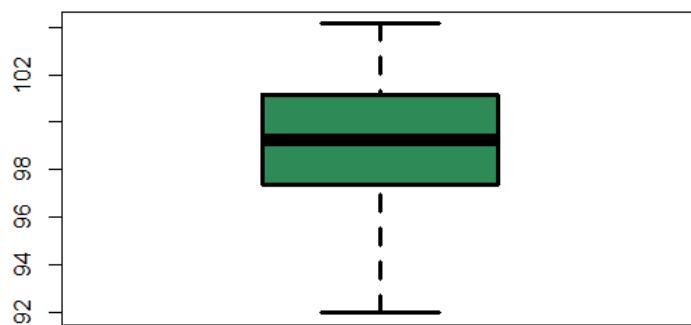
Minimum	1^{er} quartile	Médiane	Moyenne	3^{ème} quartile	Maximum
91,96	97,38	99,24	98,79	101,12	104,14

Source : Auteur, Réalisé à partir des données de l'ANSD

La valeur de l'IHPC la plus importante durant cette période est 104,14 qui correspond au maximum, et la valeur la plus petite est 91,96. L'IHPC est en moyenne mensuelle de 98,79 pour la même période. Pour visualiser les données de ce tableau, nous représentons la boîte à moustache. Cette dernière nous permettra de détecter l'existence des valeurs aberrantes de notre série.

3.1.2.2 Méthode graphique

FIGURE 3.1 – Boîte à moustache de l'IHPC

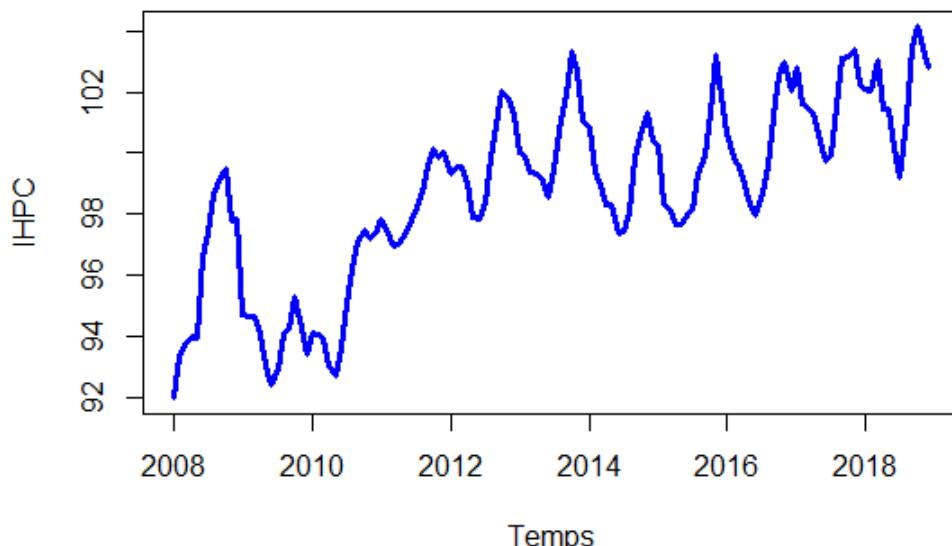


Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD

Cette figure nous montre qu'il y'a absence de valeurs aberrantes dans nos données.

La figure 3.2 retrace l'évolution de l'indice harmonisé des prix à la consommation au Sénégal de janvier 2008 à décembre 2018.

FIGURE 3.2 – Trajectoire de l'IHPC au Sénégal de Janvier 2008 à décembre 2018



Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD

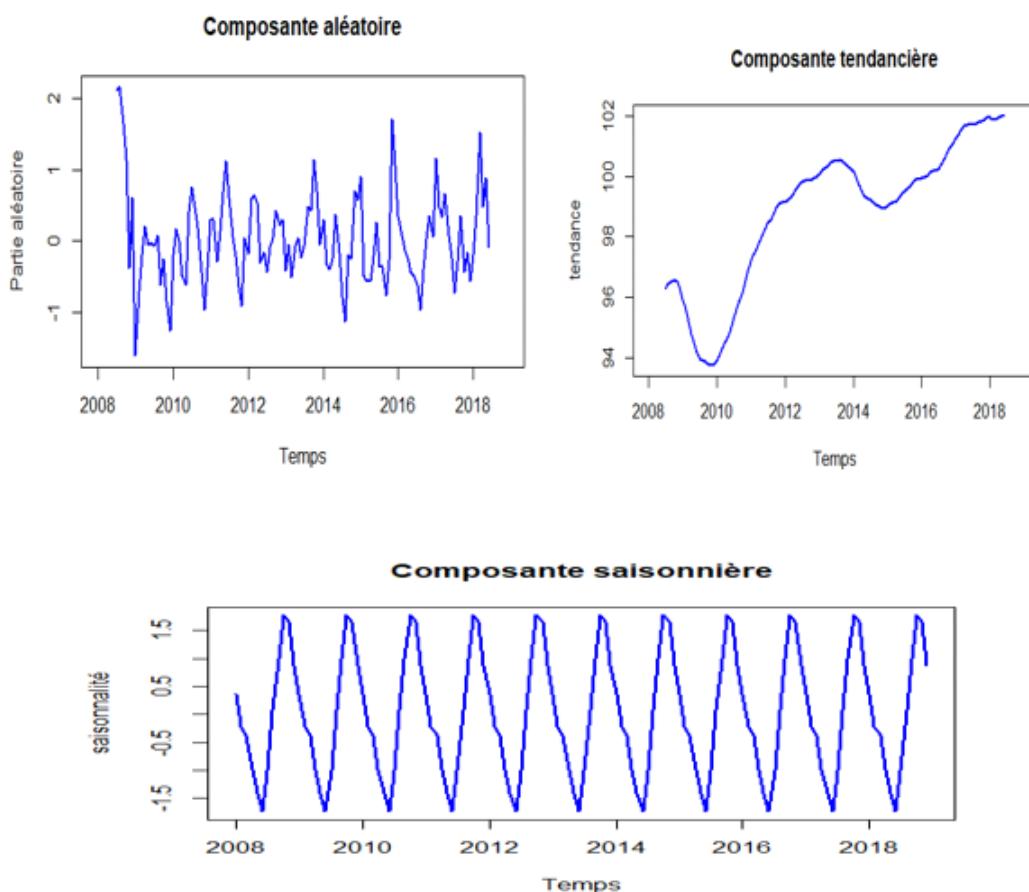
Nous constatons qu'il n'est pas stable durant cette période. Il a connu des fluctuations fortes sur la période d'étude (2008 à 2018). En plus des fluctuations constatées, l'indice a connu une tendance haussière durant cette période.

3.2 Approche de Box et Jenkins

3.2.1 Décomposition de la série

La figure 3.1 nous montre les différentes composantes de la série de l'IHPC au Sénégal. Ces composantes sont : composante aléatoire, composante saisonnière et tendance.

FIGURE 3.3 – Décomposition de la série de l'IHPC au Sénégal



Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD

Le type de schéma que suit notre série qui est dans ce cas un schéma additif (2.8). Par la suite, nous vérifions la pertinence de la tendance et saisonnalité afin de les éliminer pour pouvoir modéliser la composante aléatoire par un modèle autorégressif intégré à moyenne mobile (ARIMA). L'écriture de notre série devient :

$$IHPCT = T_t + S_t + A_t \quad (3.1)$$

3.2.2 Régression de la tendance

Nous estimons la droite de la tendance suivante :

$$T_t = \beta_0 + \beta_1 t \quad (3.2)$$

Nous avons estimé l'équation de la tendance par la méthode des moindres carrés ordinaires (mco). Les résultats nous montrent que tous les coefficients sont significatifs au seuil de 5%.

Tableau 3.2 – Estimation de l'équation de la tendance par les MCO

Coefficients	Estimations	Ecart-type	T-Student	P-value
β_0	94,783	0,326	290,79	2e-16***
β_1	0,061	0,005	14,15	2e-16***

***significativité au seuil de 0,1% ; **significativité 1% ; *significativité 5%

Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD

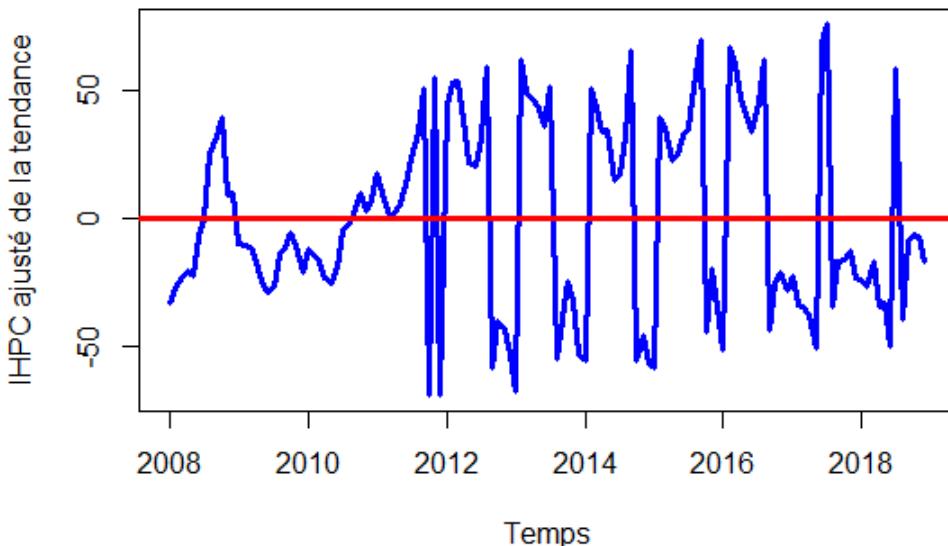
Ce qui montre que la tendance est significative. Avant de passer à l'étape d'analyse de la saisonnalité, nous ajustons la série IHPC par la tendance.

Notre série devient :

$$IHPC_t = 94,783 + 0,061t + IHPCnonten_t, \quad (3.3)$$

où $IHPC_t = S_t + A_t$ est la série ajustée de la tendance.

FIGURE 3.4 – Trajectoire de l'IHPC ajustée de la tendance



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

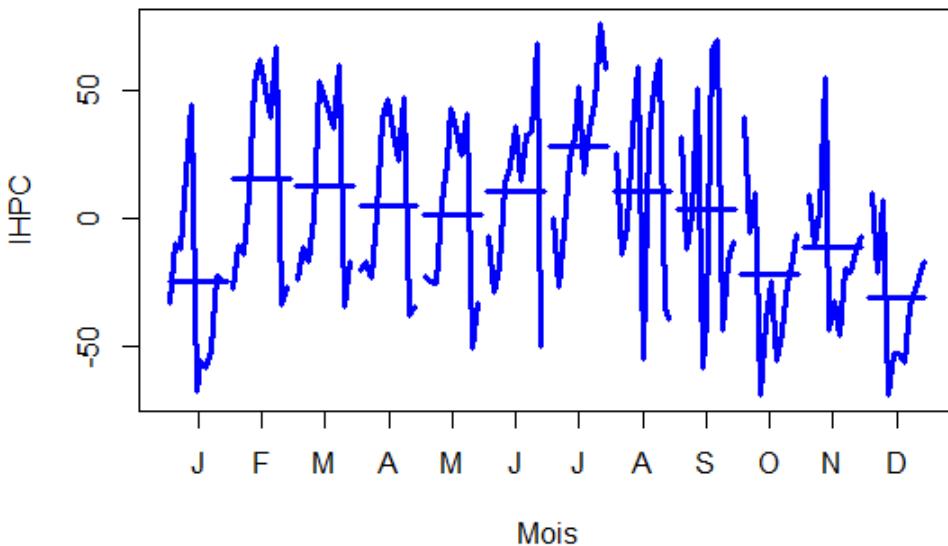
Ainsi nous utilisons la série ajustée de la tendance pour analyser la composante saisonnière (S).

3.2.3 Analyse des effets saisonniers

Dans cette étape, nous nous intéressons à la composante saisonnière. Pour ce faire, nous utilisons désormais l'IHPC ajusté de sa tendance. Nous utilisons deux méthodes pour la détection de la présence de cette composante à savoir la méthode graphique et celle formelle appelée aussi test.

La figure 3.5 est une représentation de l'IHPC ajusté de la tendance rangé par ordre mensuel.

FIGURE 3.5 – Représentation de la série ajustée rangée par mois



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

L'examen de ce graphe nous conduit à soupçonner que les variations saisonnières sont significatives car il y'a une dissimilitude pour les douze mois de l'année. Nous utilisons un test d'absence de saisonnalité en appui pour confirmer la conclusion de l'analyse graphique.

3.2.3.1 Test d'absence de la saisonnalité

Pour faire le test, nous avons choisi le test non paramétrique de comparaison de distributions de Kruskal-Wallis, à cause de la taille (11) réduite de nos séries d'IHPC groupées par mois. L'hypothèse nulle du test est l'hypothèse d'absence de saisonnalité.

Avec la fonction « ***kruskal.test*** » du package « ***tseries*** » de R, nous obtenons les résultats du test dans le tableau suivant.

Tableau 3.3 – Résultats du test d'absence de saisonnalité de Kruskal-Wallis

Chi-2	Degré de liberté	P-value
26,676	11	0,005142

Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Nous rejetons l'hypothèse nulle d'absence de saisonnalité car la p-value du test est inférieure à 0,05 ($0,005142 < 0,05$). Les variations saisonnières sont donc significatives. Nous déterminons maintenant les coefficients saisonniers de l'IHPC ajusté de sa tendance puis éliminons la partie saisonnière. Il restera uniquement la composante aléatoire que nous modélisons par la suite par un ARIMA.

3.2.3.2 Détermination des coefficients saisonniers

Le tableau 3.4 montre l'évolution des variations saisonnières dans l'année.

Tableau 3.4 – Coefficients saisonniers

Mois	Coefficients saisonniers (S)
Janvier	-24,653248
Février	15,473789
Mars	12,782644
Avril	5,364226
Mai	1,309445
Juin	10,436482
Juillet	27,927155
Août	10,872374
Septembre	3,635774
Octobre	-21,328098
Novembre	-11,291970
Décembre	-30,528570

Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Nous avons des coefficients négatifs et ceux positifs. Nous retenons un schéma additif, donc ces coefficients sont additifs à l'IHPC. Les coefficients positifs viennent augmenter l'indice tandis que ceux négatifs diminuent l'indice. En analysant les résultats, nous constatons que le premier mois de l'année et les trois derniers mois ont des coefficients négatifs. Le mois de juillet qui a le coefficient le plus élevé dans l'année et cela vient en

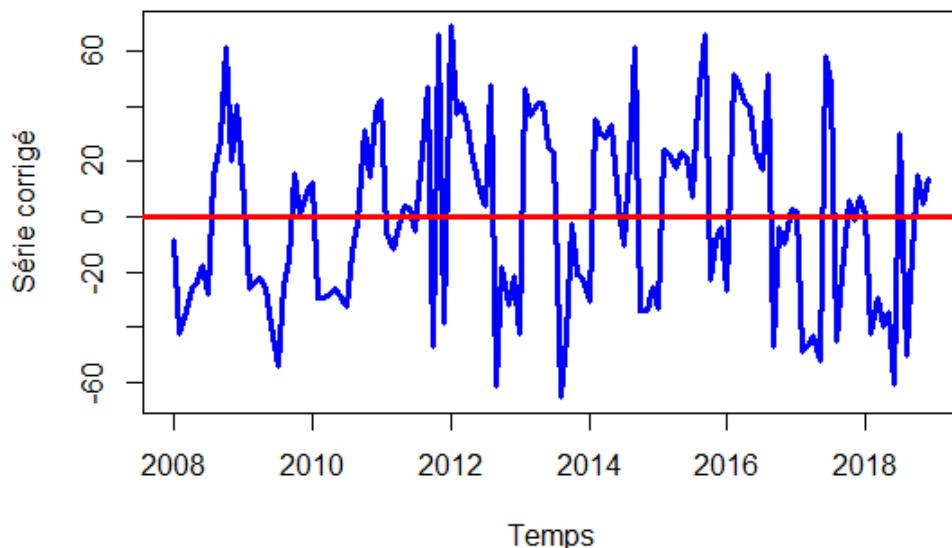
augmentant l'indice des prix à la consommation.

Ensuite nous désaisonnalisons l'IHPC ajusté de sa tendance en soustrayant les coefficients saisonniers.

$$IHPCnonten_t = S_t + A_t \Rightarrow A_t = IHPCnonten_t - S_t \quad (3.4)$$

Finalement la série désaisonnalisée correspond à la partie aléatoire. Autrement dit après avoir retiré la tendance et la saisonnalité de notre série, nous obtenons sa partie aléatoire (A_t). Ainsi nous modélisons cette partie par un ARIMA.

FIGURE 3.6 – Représentation de la série corrigé de la tendance et de la saisonnalité



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSO

3.2.4 Identification des ordres p, d et q

Nous cherchons maintenant à modéliser la partie aléatoire par un ARIMA(p,d,q) en se basant sur les étapes de Box et Jenkins.

Nous utilisons le test de stationnarité pour identifier l'ordre d et examinons les fonctions d'autocorrélations simple et partielle pour les ordres p et q.

Le graphique 3.6 nous révèle que la série corrigée de sa tendance et de sa saisonnalité est stationnaire. Nous confirmons cela par un test de stationnarité. Ainsi nous appliquons le test de KPSS (2.13) .

Avec la fonction « **kpss.test** » du package « **tseries** » de R, nous obtenons les résultats du test.

Tableau 3.5 – Résultats du test KPSS

KPSS level	P-value
0,15429	0,1

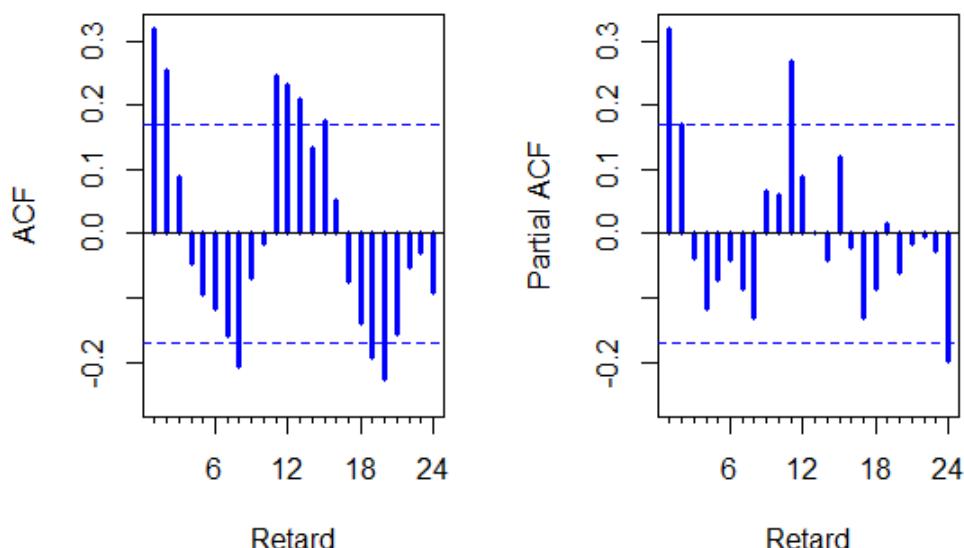
Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Nous acceptons l'hypothèse nulle de la stationnarité de la série car le p-value est supérieur au seuil de 5% ($0,1 > 0,05$). Notre série est stationnaire. Nous retenons ainsi l'ordre d'intégration $d = 0$. Par la suite, il reste qu'à trouver un modèle ARIMA($p, 0, q$) qui revient à un ARMA(p, q).

Pour identifier les ordres p et q , nous examinons les fonctions d'autocorrélation simple et partielle.

Nous constatons que la fonction d'autocorrélation simple (ACF) décroît de façon sinusoïdale tandis que la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) décroît et s'annule au-delà du 11^{ème} retard. Ainsi, nous pouvons retenir AR(p). On a des pics sortant de l'intervalle au 1^{ier} et 11^{ème} retards de la PACF. Ensuite notre estimation va porter sur deux modèles à savoir le AR(1) et AR(11) et retenir celui qui minimise les critères AICC et BIC.

FIGURE 3.7 – Fonctions d'autocorrélation de la série sans tendance et sans saisonnalité



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

3.2.5 Estimation des modèles candidats

Nous avons deux modèles candidats à estimer par la méthode du maximum de vraisemblance. Les résultats de l'estimation sont consignés dans le tableau suivant :

Tableau 3.6 – Résultats de l'estimation des modèles

Modèles	AICC	BIC
AR(1)	1289,96	1298,42
AR(11)	1290,82	1325,21

Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

3.2.6 Validation

La validation consiste à faire l'arbitrage entre les modèles estimés plus haut en se basant sur les critères de sélection, à tester la significativité des coefficients du modèle retenu et enfin, à faire un diagnostique de la normalité des résidus.

Pour la sélection du modèle, nous retenons le modèle AR(1) qui minimise les deux critères AICC et BIC qui sont respectivement (1289,96 et 1298,42) (voir tableau 3.6). Nous testons la significativité des coefficients de ce modèle. Ainsi les résultats du test sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 3.7 – Résultats du test de significativité de notre modèle

Coefficient	Estimation	Ecart-type	t-statistique
AR(1)	0,3157	0,0822	3,8406

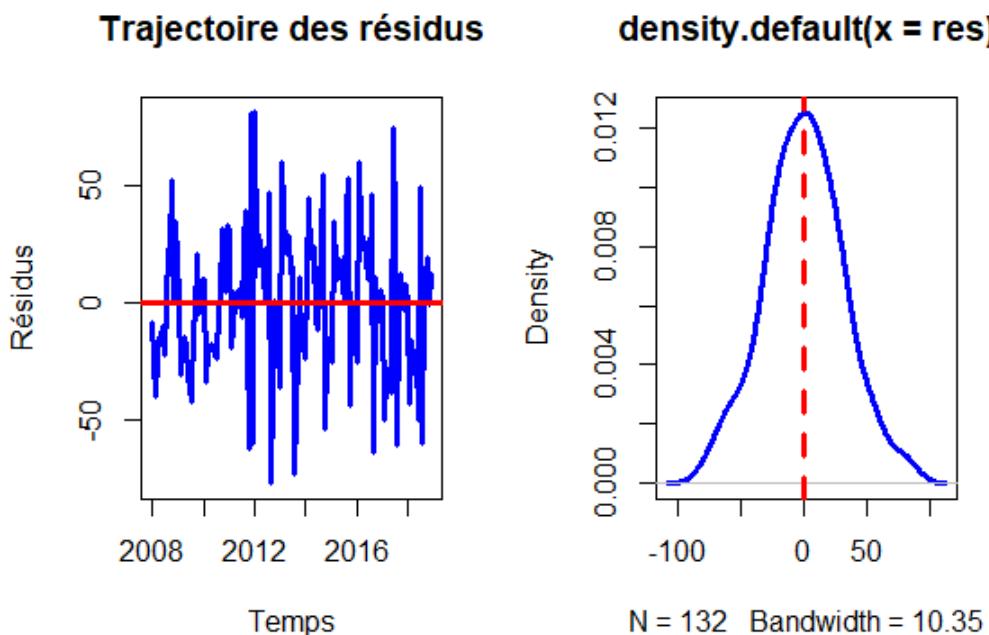
Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Comme nous pouvons le voir le coefficient AR(1) est significatif au seuil de 5% en se basant sur la comparaison entre la valeur absolue du t-statistique et la valeur 1,96 lu dans la table de la loi normale ($3,8406 > 1,96$).

Ensuite nous examinons les résidus pour vérifier l'hypothèse de normalité et de bruité. Pour ce faire, on utilise la méthode graphique et celle des tests présentés dans le chapitre de la méthodologie 2.

Au regard de la trajectoire des résidus, nous pouvons conclure que les résidus sont des bruits blancs gaussiens car ils fluctuent autour de leur moyenne qui est nulle et une variance qui semble constante dans le temps. Sa courbe de densité est une parfaite représentation d'une courbe de densité de la loi normale (une courbe en cloche).

FIGURE 3.8 – Diagnostique graphique des résidus



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Pour confirmer la conclusion issue de cette analyse graphique, nous effectuons un test de normalité des résidus de Jarque Bera et un test de bruit blanc gaussien de Ljung et Box. Ainsi les résultats des tests sont les suivants :

Tableau 3.8 – Test de normalité de Jarque Bera

Statistique de Jarque Bera	Degré de liberté	P-value
0,071886	2	0,9647

Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

L'hypothèse nulle du test est la normalité des résidus. Le résultat de ce test nous conduit à accepter que les résidus sont normalement distribués car le p-value du test est supérieure au seuil 5% ($0,9647 > 0,05$).

Tableau 3.9 – Test de bruit blanc gaussien de Ljung et Box

X-squared	Degré de liberté	P-value
0,34903	1	0,5547

Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Le test statistique de Ljung et Box confirme l'hypothèse que les résidus sont des bruits blancs gaussiens qui correspond à l'hypothèse nulle du test. Avec une p-value supérieure au seuil ($0,5547 > 0,05$), l'hypothèse nulle est acceptée.

Ainsi l'approche de Box et Jenkins nous a permis d'obtenir un modèle qui décrit le mouvement de l'indice harmonisé des prix à la consommation au Sénégal. Ce modèle se présente comme suit :

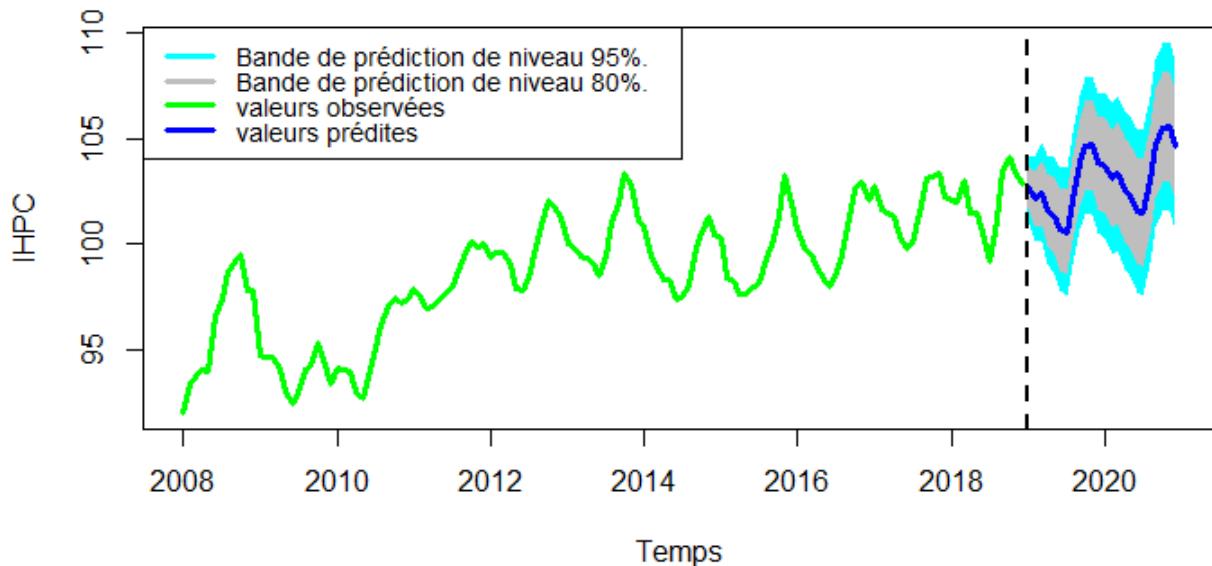
$$IHPC_t = 94,783 + 0,061t + S_t + A_t, \quad (3.5)$$

avec $A_t = 0,3157A_{t-1} + \epsilon_t$ et S_t les coefficients saisonniers calculés dans le tableau 3.4

3.2.7 Prévision du modèle retenu

Nous calculons maintenant les prévisions sur un horizon allant de janvier 2019 à décembre 2020 par le modèle retenu.

FIGURE 3.9 – Visualisation des prévisions par le modèle de Box-Jenkins



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Cette figure montre la représentation des prévisions par l'approche de Box-Jenkins sur un horizon temporel allant de janvier 2019 à décembre 2020 soit 24 mois avec ses intervalles de prévisions aux niveaux de 80% et 95%.

3.3 Approche de Holt et Winters

3.3.1 Estimation du modèle

L'analyse exploratoire de l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) fait apparaître une saisonnalité additive ; ce qui nous amène à l'utilisation de la version additive de l'approche Holt-Winters car elle est adaptée aux séries affectées d'une tendance linéaire et d'une variation saisonnière. Pour cela, nous estimons le modèle de Holt-Winters version saisonnière additive avec la méthode de lissage. Ce qui nous donne les résultats suivants :

Tableau 3.10 – Estimation du modèle de Holt-Winters saisonniers additif de l'IHPC

Paramètres de lissages du modèle Holt-Winters saisonnière additive	
α	0,5985672
β	0,0346596
γ	1
Coefficients du modèle	
a	100,8392403
b	0,009555524
S1	1,795301758
S2	0,744773718
S3	0,488869805
S4	-1,009508924
S5	-1,406504918
S6	-2,284243432
S7	-2,228133071
S8	-0,161816392
S9	1,713615308
S10	2,317112569
S11	2,486979737
S12	1,968452044

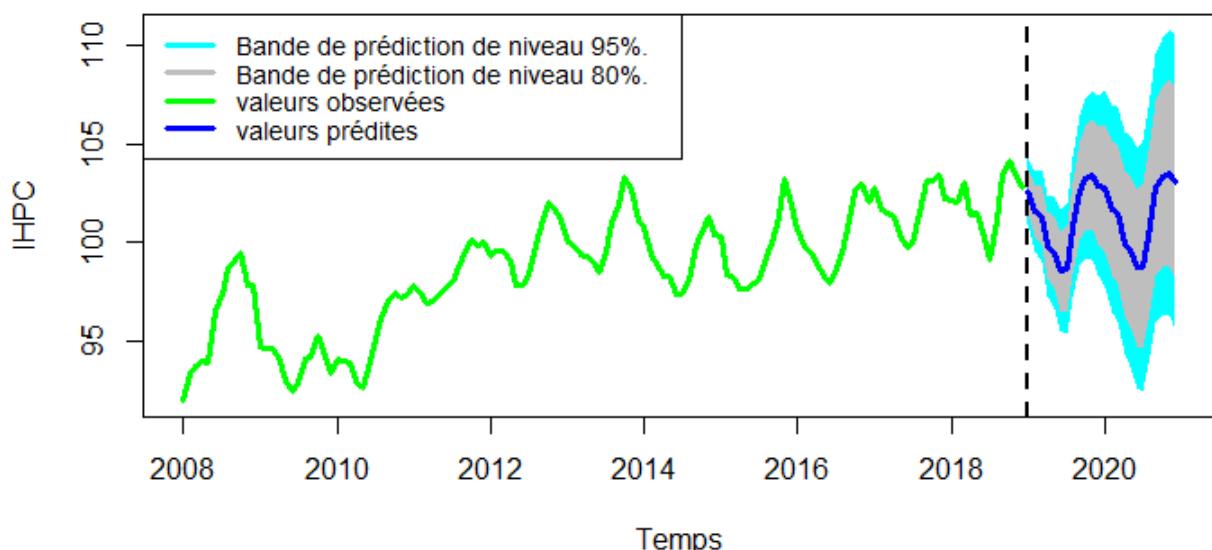
Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD

Ce tableau présente les résultats de l'estimation du modèle de Holt-Winters saisonnier additif avec la méthode de lissage. Où S1,...,S12 sont des coefficients saisonniers estimés par ce modèle.

3.3.2 Prévision par le modèle Holt-Winters

En effectuant des prévisions avec ce modèle sur le même horizon que celles de l'approche de Box-Jenkins (horizon de prévision de janvier 2019 à décembre 2020, soit 24 mois), nous obtenons les prévisions suivantes :

FIGURE 3.10 – Visualisation des prévisions du modèle de Hol-Winters additif



Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

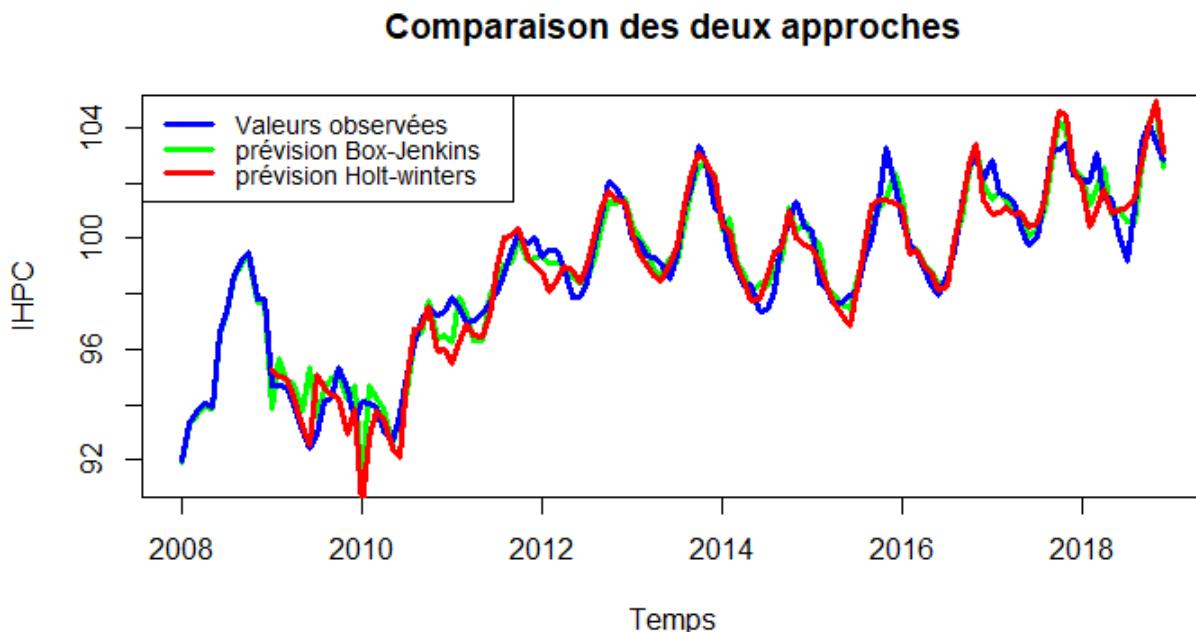
Cette figure est la représentation des résultats de prévisions par le modèle de Holt-Winters saisonnier additif avec des intervalles de prévisions pour des niveaux de confiances de 80% et de 95%

3.4 Comparaison des résultats

Pour comparer les résultats en terme de pouvoir prédictif, nous effectuons des simulations sur la période d'observation (janvier 2008 à décembre 2018).

A partir de l'examen du graphique de simulations de prévisions de l'IHPC pour les deux approches à savoir l'approche de Box-Jenkins et celle de Holt-Winters, nous constatons que la série prévue (valeurs prédites) semble se confondre à la série de ses réalisations sur la période d'observation (valeurs observées).

FIGURE 3.11 – Simulations de prévisions par les deux approches



Source : Auteur, réalisé à partir des données de l'ANSD

Nous sommes amenés maintenant à faire une comparaison entre l'approche de Box-Jenkins et celle de Holt-Winters en termes de prévisions. Pour ce faire nous utilisons des indicateurs de mesure de la qualité des prévisions des séries temporelles tels que le MAPE et le MAE présentés dans le chapitre 2. Le principe est de retenir le modèle qui minimise ces indicateurs.

Nous constatons que l'approche de Box-Jenkins est meilleure que celle de Holt-Winters en termes de prévision sur un horizon de 24 mois. En comparant les indicateurs de mesure de la qualité des prévisions pour les séries temporelles, le modèle de Box-Jenkins présente les valeurs les plus petites par rapport à celui de Holt-Winters. D'après le calcul de ces indicateurs, l'écart entre une prédiction de l'indice harmonisé des prix à la consommation et sa réalisation n'est, en moyenne, que de 0,52 ; et ne représente ainsi que 0,53% de sa réalisation pour le modèle de Box-Jenkins 3.11.

Les résultats de ces indicateurs sont consignés dans le tableau suivant :

Tableau 3.11 – Mesure de la qualité des prévisions pour les deux approches

Indicateurs de qualités	Modèle de Box-Jenkins	Modèle de Holt-Winters
MAPE	0,5369637	0,6546018
MAE	0,5290969	0,6463233

Source : Auteur, à partir des données de l'ANSD

Nous concluons que l'approche de Box-Jenkins permet de prévoir l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) au Sénégal sur un horizon de 24 mois. En connaissant les prévisions de cet indice, nous pouvons déterminer les prévisions de l'inflation en calculant son taux de variation. Il ressort aussi que l'IHPC au Sénégal est stationnaire sur notre période d'étude allant de janvier 2008 à décembre 2018. L'IHPC présente des variations saisonnières qui sont produites par d'autres facteurs que nous n'avons pas pris en compte dans notre analyse. Ainsi, une tendance haussière a été identifiée dans cette période. Le modèle final que nous retenons dans le cadre cette étude est celui obtenu avec l'approche de Box-Jenkins.

Conclusion générale

Conclusion Général

L'objectif de notre étude était de trouver une méthodologie qui prévoit le mieux l'inflation au Sénégal. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé deux approches univariés des séries temporelles à savoir l'approche de Box-Jenkins (1970) et celle de Holt-Winters (1960).

Ainsi, nous avons analysé les données de l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) au Sénégal.

Les prévisions ont été calculées pour chacune des deux approches sur un horizon de 2 ans soit 24 mois. En effet selon les indicateurs de mesures de la qualité des prévisions l'Erreur Absolue Moyenne en Pourcentage (MAPE) et l'Erreur Absolue Moyenne (MAE), l'approche de Box-Jenkins est préférable à celle de Holt-Winters.

Notre étude peut servir pour les agents économiques d'outil d'anticipation et d'aide à la prise des décisions d'investissement, d'épargne, de consommation et de politiques économiques.

Pour la recherche scientifique, l'analyse approfondie des indicateurs macroéconomiques avec des méthodes récentes est un surplus pour la recherche en sciences économiques.

Pour l'utilisation du modèle retenu avec l'approche de Box-Jenkins, nous recommandons d'ajuster tous les 24 mois pour prendre en compte les nouvelles données observées afin d'améliorer la qualité des prévisions.

Le modèle que nous avons mis en oeuvre permet de prédire l'avenir de l'IHPC et indirectement de l'inflation au Sénégal à un horizon court. Ce modèle ne permet pas d'identifier les facteurs qui influencent le mouvement de l'inflation. Or, pour que les décideurs de politiques économiques puissent agir efficacement dans l'amélioration des conditions socio-économiques du pays, il leur faut identifier les facteurs influents du mouvement de cet indicateur. Pour cela, il fallait introduire d'autres indicateurs économiques dans la modélisation. Autrement dit l'utilisation des modèles multivariés des séries temporelles. Dans le futur, nous souhaiterons étudier la dynamique de long terme de l'inflation au Sé-

négal et faire des simulations de politiques économiques afin de la maintenir durablement sous le seuil de convergence de l'UEMOA en utilisant les modèles multivariés des séries temporelles.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

- [1] ANSD (2018). Indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) pour les pays membres de l'UEMOA. Rapport de travail Février – 2018. 7 pages.
- [2] ANSD (2018). Indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) pour les pays membres de l'UEMOA. Rapport de travail Mars – 2018. 6 pages.
- [3] ANSD (2018). Indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) pour les pays membres de l'UEMOA. Rapport de travail Juillet – 2018. 7 pages.
- [4] Atkeson, A. et Ohanian, L. E. (2001). Are phillips curves useful for forecasting inflation ?. Quarterly Review, Federal Reserve Bank of Minneapolis. 12 pages.
- [5] Aragon, Y. (2011). Séries temporelles avec R méthodes et cas. Université de Toulouse 1 – Capitole, Springer France. 266 pages.
- [6] BCEAO (2011). Rapport sur l'évolution des prix à la consommation dans l'UEMOA sur les dix dernières années (2002 – 2011). Direction de la recherche et de la statistique / Service de la statistique. 45 pages.
- [7] BCEAO (2015). Rapport sur l'évolution des prix à la consommation dans l'UEMOA en 2015 et perspectives. Direction de la recherche et de la statistique / Service de la statistique. 38 pages. [en ligne] disponible sur :
https://www.bceao.int/sites/default/files/2017-12/rapport_annuel_sur_l_evolution_des_prix_a_la_consommation_dans_l_uemoa_en_2015_et_perspective.pdf
- [8] BCEAO (2017). Rapport sur l'évolution des prix à la consommation dans l'UEMOA en 2017 et perspectives. Direction de la recherche et de la statistique / Service de la statistique. 37 pages.

- [9] Biau, O. et Sobczak, N. (2001). Prévoir l'inflation en France. Note de conjoncture : INSEE conjoncture. 89 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.epsilon.insee.fr/jspui/bitstream/1/12927/1/nc_0106.pdf
- [10] Bourbonnais, R. et Terraza, M. (2004). Analyse des séries temporelles. Paris : Dunod. 368 pages.
- [11] Bourbonnais, R. (2015). Cours et exercices corrigés. Paris : dunod, 9ème édition. 392 pages.
- [12] Boutahar, M. (2007). Séries temporelles : estimation paramétrique et non paramétrique avec le logiciel R. Support de cours de l'Université de Marseille : département de Mathématique. 78 pages. [en ligne] disponible sur : <https://docplayer.fr/5100685-Series-temporelles-estimation-parametrique-et-non-parametrique-avec-le-logiciel-r.html>
- [13] Charpentier, A. (2010). Cours des séries temporelles théorie et applications. Université Paris Dauphine. 121 pages.
- [14] Charpentier, A. (2014). Modèle de prévision séries temporelles. Support de cours, Université de Paris Dauphine. 196 pages. [en ligne] disponible sur : <https://freakonometrics.hypotheses.org/files/2014/06/uqam-ts-10-06-2014.pdf>
- [15] Colli et Bernard. (1978). Vocabulaire économique et financière. Nouvelle édition, Ed. du Seuil. 255 pages
- [16] Dembo, T. M. (2010). Modèles de prévision de l'inflation dans les pays membres de l'UEMOA. Banque centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) : document d'étude et de recherche n°3. 33 pages. [en ligne] disponible sur : <https://www.bceao.int/sites/default/files/2017-12/er12010.pdf>
- [17] Dembo, T. M. (2011). Prévision de l'inflation dans la zone UEMOA : une approche par composantes. Banque centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO), document d'étude et de recherche n°2. 34 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.bceao.int/sites/default/files/2017-11/er_prevision_mathurin.pdf
- [18] Diallo, A. T. et Doumbouya, M. (2012). Modèle de prévision de l'inflation en Guinée. Banque centrale de la République de Guinée : Direction Générale des études. 29 pages.
- [19] Dor, E. (2009). Econométrie. Paris : Pearson Education. 162 pages.
- [20] Dossou, T. M. et Awouekoun, M. M. (2018). Analyse de la relation entre l'inflation et la croissance économique au Benin. Document de travail n°

- 001 (2018). Centre d'analyse des politiques de développement (Benin). 16 pages. [en ligne] disponible sur : <https://plan.gouv.bj/wp-content/uploads/2017/03/Analyse-Relation-Inflation-Croissance-CAPOD.pdf>
- [21] Doucouré, F. B. (1998). Problèmes de prédition dans les modèles de séries chronologiques linéaires à temps discret. Thèse : Mathématiques Appliquées. Sénégal : UGB de Saint-Louis, 194 pages. [en ligne] disponible sur : http://greenstone.lecames.org/collect/thefe/index/assoc/HASH6d2d/ac76d5c0.dir/CS_02417.pdf
- [22] Doucouré, F. B. (2016). Méthodes économétriques cours et exercices résolus avec les logiciels Eviews et Stata. Tome 1, 1ère édition : ARIMA. 357 pages.
- [23] Duguay, P. (1996). La transmission de la politique monétaire au Canada. Banque du Canada. 144 pages. [en ligne] disponible sur : <https://www.banqueducanada.ca/wp-content/uploads/2011/02/hermes-f.pdf>
- [24] Edwin, L. H. (2006). La stratégie de la confiance. *L'économie politique*, pages 26 – 39. [en ligne] disponible sur : <https://www.cairn.info/revue-l-economie-politique-2006-1-page-26.htm>
- [25] Fritzer, F. (2002). Forecasting Austrian HICP and its components using VAR and ARIMA Models. Working papers n° 73, Oesterreichische Nationalbank (Austrian Central Bank). 49 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.oenb.at/dam/jcr:c385b784-c1eb-4b82-8e4e-83eec7e42a75/wp73_tcm16-6163.pdf
- [26] Galbraith, J. W. et Zinde – Walsh, V. (2004). Evaluation des critères d'information pour les modèles de séries chronologiques. *L'actualité économique*, pages 207 – 227. [en ligne] disponible sur : <https://www.erudit.org/fr/revues/ae/2004-v80-n2-3-ae958/011386ar.pdf>
- [27] Gali, J. et Gertler, M. (1999). Inflation dynamics : A structural Econometric Analysis. Working Papers series, National bureau of Economic Research Cambridge. 31 pages. [en ligne] disponible sur : <https://www.nber.org/papers/w7551.pdf>
- [28] Grellet, G. (2003). Econométrie. Support de cours d'économétrie. 64 pages. [en ligne] disponible sur : <http://www.pantheonsorbonne.fr/IMG/pdf/GRELLET2003.doc.pdf>
- [29] Hossein et al. (2007). Essai de modélisation de l'inflation en Algérie. Mémoire de recherche : Statistique Appliquée. Alger : Institut National de Planification et de la Statistique (INPS). 69 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.memoireonline.com/12/07/787/m_essai-modelisation-inflation-algerie3.html
- [30] Jordan, J. T. et al (2002). Prévisions d'inflation par des modèles vectoriels autorégressifs. Banque nationale de Suisse (Zurich), Rapport de travail trimestriel. 27 pages. [en

- ligne] disponible sur : https://www.snb.ch/fr/mmr/reference/quartbul_2002_1/source/quartbul_2002_1.fr.pdf
- [31] Kahn, A. G. (1996). Achieving price stability : A summary of Bank's 1996 Symposium. *Economic Review*, pages 53 – 61. [en ligne] disponible sur : https://www.researchgate.net/publication/5043814_Achieving_Price_Stability_A_Summary_of_the_Bank's_1996_Symposium
- [32] Kozicki, S. et Tinsley, P. A. (2002). Alternative sources of the lag dynamics of inflation. Research division federal Reserve Bank of Kansas city. 52 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2010/08/Kozicki_Tinsley-final.pdf
- [33] Kuma, J. K. (2018). Prévision par l'approche méthodologique de Box et Jenkins : Cas d'une série non saisonnière et non stationnaire du type TS (pratique sur Eviews et Stata). Document de recherche : Centre de Recherches Economiques et Quantitatives (CREQ) Congo-Kinshasa. 26 pages. [en ligne] disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/cel-01771600/document>
- [34] Lassoued, A. (2006). Quel(s) indicateur(s) d'inflation sous-jacente pour la Tunisie. Document de travail, Institut National de la Statistique – Tunisie. 20 pages. [en ligne] disponible sur : <https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:0Nd5mzHS3GgJ:https://dial.ird.fr/media/ird-sites-d-unites-de->
- [35] Leblond, S. et Belley–Ferris, I. (2004). Guide d'économétrie appliquée. Université de Montréal : Canada. 69 pages. [en ligne] disponible sur : <https://sceco.umontreal.ca/fileadmin/Documents/FAS/sciences-economiques/Documents/3-Ressources-services/Ressources-formulaires/GuideEconometrieStata.pdf>
- [36] Massamba, C. (2005). Prévision des indices des prix à la consommation des ménages au Congo. Document de travail n° 11-2005, Bureau d'Application des Méthodes Statistiques et Informatiques (BAMSI) Brazzaville. 34 pages. [en ligne] disponible sur : <https://www.yumpu.com/fr/document/read/5865803/prevision-des-indices-des-prix-a-la-consommation-des-cnsee>
- [37] Mbaye, B. B. et Sene, S. M. (2007). Analyse et prévision des séries temporelles par la méthode de Box & Jenkins. Document de travail du Ministère de l'économie et des finances (Sénégal), Direction de la prévision et des études économiques. 43 pages. [en ligne] disponible sur : <https://fr.scribd.com/doc/106621943/55-Analyse-Prevision-Box-Jenkins-Der>

- [38] Mercillon, H. (1958). L'inflation importée : l'inflation à facteurs externes dominants et son développement. *Revue économique*, pages 461 – 481. [en ligne] disponible sur : https://www.persee.fr/doc/reco_0035-2764_1958_num_9_3_407307
- [39] Meuriot, V. (2015). Etude critique et réflexive de l'économétrie des séries temporelles (1974 – 1982). Mémoire : Sciences économiques. Canada : Université de Versailles Saint – Quentin – en – Yvelines, 206 pages.
- [40] Moisan, M. (2010). La prévision de l'inflation au Canada. Mémoire de maîtrise : Economie. Québec (Canada) : Université du Québec à Montréal. 105 pages. [en ligne] disponible sur : <https://archipel.uqam.ca/3049/1/M11446.pdf>
- [41] Mouha, M. S. et al. (2017). Modèle de prévision de l'inflation à court terme pour la Tunisie. Document de travail 1-2017, Banque centrale de Tunisie. 31 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.bct.gov.tn/bct/siteprod/documents/Document_Travail_201706_fr.pdf
- [42] Ndiaye, B. et Badji, Y. J. (2008). Les déterminants de l'inflation au Sénégal : Approche par les fonctions de consommation. ANSD / Sénégal, 43 pages. [en ligne] disponible sur : http://www.anasd.sn/ressources/rapports/Determinants_Inflation_Senegal.pdf
- [43] Ndongo, M. (2011). Les processus à mémoire longue saisonniers avec variance infinie des innovations et leurs applications. Thèse : Mathématiques Appliquées / Probabilités – statistiques. Sénégal : UGB / Saint – Louis, 162 pages. [en ligne] disponible sur : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00947321/document>
- [44] Phillips (1958). The relation between unemployment and the rate of change of money wage rates in the United Kingdom at 1861-1957. *Economica review*, pages 283-299. [en ligne] disponible sur : https://www.jstor.org/stable/2550759?seq=1#metadata_info_tab_contents
- [45] Sall, A. K. (2016). Les perspectives de ciblage de l'inflation dans les pays de l'Union Economique et Monétaire Ouest Africaine (UEMOA) [en ligne]. Thèse de doctorat : Economies et Finances. Orléans (France) : Université d'Orléans, 376 pages. [en ligne] disponible sur : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01713102/document>
- [46] Tatsa, S. (2013). Modélisation et prévision de la consommation horaire d'électricité au Québec : Comparaison de méthodes de séries temporelles. Mémoire : Sciences Économiques. Québec : Université de Laval, 75 pages. [en ligne] disponible sur : <https://corpus.ulaval.ca/jspui/bitstream/20.500.11794/24781/1/30329.pdf>
- [47] Touré, M. (2000). Modèle de prévision pour l'indice des prix à la consommation des ménages à Bamako. Banque centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO).

- Notes d'information et Statistiques n° 504. 19 pages. [en ligne] disponible sur : https://www.bceao.int/sites/default/files/2017-12/Une_methode_de_prevision_des_prix_application_a_l indice_des_prix_a_la_consommation_des_menages_a_Bamako_Toure_M-_NIS_no_504_de_juin_2000-.pdf
- [48] Umba Di Mamona, A. (2004). L'incidence de l'inflation sur la fiscalité Congolaise de 1995 à 2004. Mémoire : Licence Sciences commerciales et financières / Institut Supérieure de commerce de Kinshasa. 102 pages. [en ligne] disponible sur : <https://www.memoireonline.com/04/07/426/incidence-inflation-fiscalite-congolaise-1994-2004.html>
- [49] Vroey, M. et Malgrange, P. (2006). La théorie et la modélisation macroéconomiques, d'hier à aujourd'hui. Document de travail : Paris – Jourdan / Sciences Economiques. 33 pages. [en ligne] disponible sur : <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00590316/document>
- [50] Yagoua, K. (2014). Analyse et prévision de l'évolution de l'indice des prix à la consommation et des services des ménages au Cameroun. Mémoire de Master : Statistique Appliquée. Cameroun : Université Yaoundé 1, 147 pages.

Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Résumé & Abstract	iii
Notations & abréviations	v
Liste des figures	viii
Liste des tableaux	ix
Introduction générale	2
1 Généralités et Revue de la littérature	6
1.1 Généralités	7
1.1.1 Définitions et mesures	7
1.1.2 Faits stylisés de l'inflation et les prix à la consommation	10
1.2 Revue de la littérature	14
1.2.1 Aspects théoriques	14
1.2.2 Aspects empiriques	17
2 Généralités sur les séries temporelles	21
2.1 Définitions	22

2.1.1	Définition d'une série temporelle	22
2.1.2	Les composantes d'une série chronologique	22
2.1.3	Définition des coefficients saisonniers	23
2.1.4	Notion de stationnarité	23
2.1.5	Notion de bruit blanc	24
2.1.6	Processus stationnaires	24
2.1.7	Processus non stationnaire	25
2.2	Approche de Box-Jenkins (1970)	26
2.2.1	Décomposition de la série brute	26
2.2.2	Identification des ordres p, d et q	28
2.2.3	Estimation des modèles ARIMA candidats	30
2.2.4	Validation des modèles estimés	30
2.2.5	Prévision du modèle retenu	32
2.3	Approche de Holt-Winters (1960)	33
2.3.1	Holt-Winters non saisonnière	33
2.3.2	Holt-Winters saisonnière additive	34
2.3.3	Holt-Winters saisonnière multiplicative	34
2.4	Critères de comparaisons	36
3	Application à l'indice harmonisé des prix à la consommation au Sénégal	37
3.1	Analyse exploratoire des données	38
3.1.1	Présentation des données	38
3.1.2	Statistiques descriptives	39
3.2	Approche de Box et Jenkins	41
3.2.1	Décomposition de la série	41
3.2.2	Régression de la tendance	42
3.2.3	Analyse des effets saisonniers	43
3.2.4	Identification des ordres p, d et q	46
3.2.5	Estimation des modèles candidats	48
3.2.6	Validation	48
3.2.7	Prévision du modèle retenu	50
3.3	Approche de Holt et Winters	51
3.3.1	Estimation du modèle	51
3.3.2	Prévision par le modèle Holt-Winters	53
3.4	Comparaison des résultats	53

Conclusion générale	57
Bibliographie	60
Table des matières	68
Annexes	69

Les prévisions pour les deux approches

Résultats des prévisions par l'approche de Box-Jenkins

Horizon	Prévisions de l'IHPC	Intervalle de prévision 80%		Intervalle de prévision 95%	
		Borne inf	Borne sup	Borne inf	Borne sup
janv-19	102,723	101,7531	103,6929	101,2396	104,2064
févr-19	102,1211	100,8133	103,4288	100,121	104,1211
mars-19	102,4368	100,9072	103,9663	100,0975	104,776
avr-19	101,6404	99,951	103,3299	99,0567	104,2242
mai-19	101,347	99,5373	103,1567	98,5793	104,1147
juin-19	100,6766	98,7741	102,579	97,767	103,5861
juil-19	100,5725	98,5975	102,5476	97,5519	103,5932
août-19	102,1134	100,0809	104,1459	99,0049	105,2219
sept-19	103,8787	101,8004	105,9571	100,7002	107,0573

oct-19	104,6514	102,5363	106,7665	101,4167	107,8862
nov-19	104,7041	102,5595	106,8488	101,4241	107,9841
déc-19	103,8303	101,6618	105,9989	100,5138	107,1469
janv-20	103,7212	101,4534	105,9889	100,253	107,1894
févr-20	103,0971	100,7514	105,4428	99,5096	106,6846
mars-20	103,3928	100,9852	105,8004	99,7106	107,075
avr-20	102,5784	100,1212	105,0355	98,8205	106,3362
mai-20	102,2686	99,7717	104,7654	98,4499	106,0872
juin-20	101,5833	99,0544	104,1122	97,7157	105,4509
juil-20	101,4659	98,9111	104,0207	97,5587	105,3731
août-20	102,9946	100,4189	105,5704	99,0553	106,934
sept-20	104,749	102,1562	107,3419	100,7836	108,7144
oct-20	105,5118	102,9051	108,1185	101,5252	109,4984
nov-20	105,5556	102,9376	108,1736	101,5517	109,5594
déc-20	104,6737	102,0465	107,3008	100,6558	108,6916

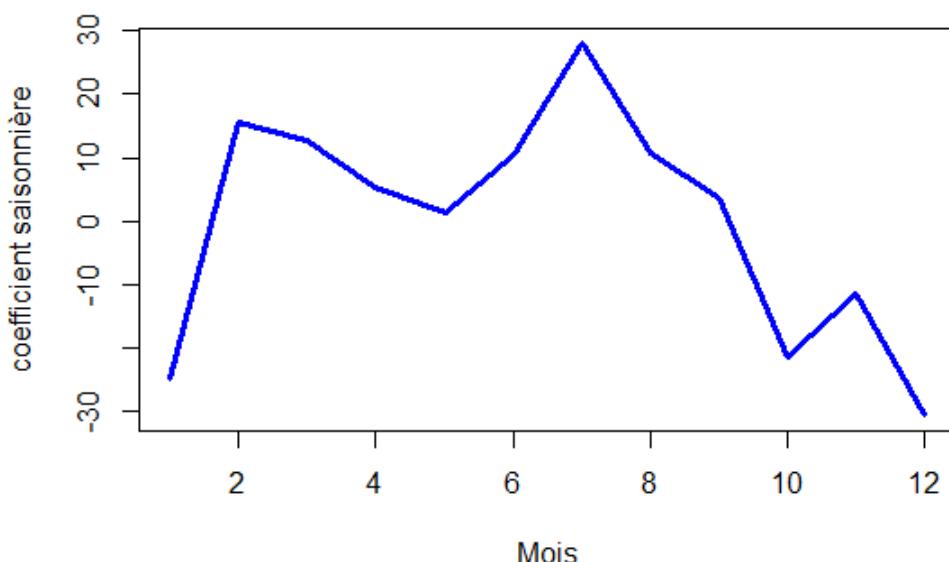
Prévision par le modèle de Holt-Winters saisonnier additif

Horizon	Prévisions de l'IHPC	Intervalle de prévision 80%		Intervalle de prévision 95%	
		Borne inf	Borne sup	Borne inf	Borne sup
janv-19	102,644	101,515	103,774	100,917	104,371
févr-19	101,603	100,275	102,932	99,571	103,635
mars-19	101,357	99,844	102,869	99,044	103,67
avr-19	99,868	98,181	101,555	97,289	102,447
mai-19	99,481	97,627	101,334	96,645	102,316
juin-19	98,612	96,596	100,629	95,528	101,696
juil-19	98,678	96,502	100,854	95,351	102,005
août-19	100,754	98,422	103,086	97,187	104,321
sept-19	102,639	100,152	105,126	98,836	106,442
oct-19	103,252	100,612	105,892	99,214	107,29
nov-19	103,431	100,638	106,224	99,16	107,703
déc-19	102,922	99,978	105,867	98,419	107,426
janv-20	102,759	99,494	106,024	97,765	107,753
févr-20	101,718	98,308	105,127	96,504	106,932
mars-20	101,471	97,917	105,026	96,036	106,907
avr-20	99,983	96,283	103,682	94,324	105,641

mai-20	99,595	95,749	103,441	93,713	105,477
juin-20	98,727	94,734	102,72	92,62	104,834
juil-20	98,793	94,651	102,934	92,459	105,126
août-20	100,869	96,578	105,159	94,307	107,43
sept-20	102,754	98,313	107,194	95,962	109,545
oct-20	103,367	98,775	107,958	96,344	110,389
nov-20	103,546	98,802	108,29	96,291	110,801
déc-20	103,037	98,14	107,934	95,548	110,526

L'évolution des variations saisonnières

FIGURE 3.12 – L'évolution des variations saisonnières de l'IHPC



Les codes R

```
#####
##### Analyse des données #####
##### Début de programme #####
#####

### importer les données
data <- read.csv("C:/Users/user/Desktop/Mes recherches mémoire/data.csv")
attach(data)
str(data)

### créer un objet de classe ts
library(tseries)
ihpc_t=ts(data,start=c(2008,1),end=c(2018,12),frequency = 12)
ihpc_t

## Analyse descriptives des données
de=decompose(ihpc_t)
plot(de$random, lwd=2, col="blue",xlab="Temps",ylab="Partie aléatoire",
     main="Composante aléatoire")
plot(de$trend, lwd=2, col="blue",xlab="Temps",ylab="tendance",
     main="Composante tendancière")
plot(de$seasonal, lwd=2, col="blue",xlab="Temps",ylab="saisonnalité",
     main="Composante saisonnière")
summary(ihpc_t)
plot(ihpc_t,lwd=3,col="blue",main="",xlab="Temps")
boxplot(ihpc_t,col="seagreen",lwd=3)
## Regresser la droite de la tendance
temps1=c(1:132)
temps1
trend=lm(data_t~temps1)
summary(trend)

### ajuster la série de la tendance
ihpcajten=reg$residuals
ihpcajten
ihpcajten_t=ts(ihpcajten,start = c(2008,1),end = c(2018,12),frequency = 12)
plot(ihpcajten_t,lwd=3,col="blue",main="",xlab="Temps",
      ylab="IHPC ajusté de la tendance")
abline(h=0,lwd=3,col="red")

##### Analyser la saisonnalité #####
mois=c("J","F","M","Av","Mai","Ju","Juil","Août","Sep","Oct","Nov","Déc")
```

```
monthplot(ihpcajten_t,lwd=3,
ylab="IHPC",
main="",
xlab="Mois",axes=T, col="blue")
##### test d'absence de saisonnalité #####
total.mois=factor(rep(mois,11),level=mois)
IHPC.mois1=data.frame(total.mois,ihpcajten_t)
IHPC.mois1
ipc.nat.par.mois2=tapply(IHPC.mois1[,-1],total.mois,rev)
ipc.nat.par.mois2
ipc.nat.par.mois=lapply(ipc.nat.par.mois2,rev)
ipc.nat.par.mois
library(tseries)
kruskal.test(ipc.nat.par.mois)
##### le test révèle que les variations saisonnières existent
# calculons les coefficients saisonnière
s=matrix(ihpcajten_t,ncol=12,nrow=11,byrow=T)
s
m1=mean( s[,1])
m2=mean(s[,2])
m3=mean(s[,3])
m4=mean(s[,4])
m5=mean(s[,5])
m6=mean(s[,6])
m7=mean(s[,7])
m8=mean(s[,8])
m9=mean(s[,9])
m10=mean(s[,10])
m11=mean(s[,11])
m12=mean(s[,12])
m=c(m1,m2,m3,m4,m5,m6,m7,m8,m9,m10,m11,m12)
mt=mean(m)
mt
coef.saison=m-mean(m)
print(coef.saison)
#désaisonnalisé notre série
co=rep(coef.saison,11)
co
serie.corrigé=ihpcajten_t-co
```

```
serie.corriget=ts(serie.corrige,start = c(2008,1),
                  end = c(2018,12),frequency = 12)
serie.corriget
## modéliser la partie aléatoire de la série
## test de stationnarité de la série
plot(serie.corriget,col="blue",lwd=3,xlab="Temps",ylab="Série corrigé")
abline(h=0,col="red",lwd=3)
library(tseries)
kpss.test(serie.corriget)
## identification
library(forecast)
Acf(serie.corriget,col="blue",lwd=3,xlab="Retard",main="")
Pacf(serie.corriget,col="blue",lwd=3,xlab="Retard" ,main="")
# estimation des models candidats
mod1 = Arima(serie.corriget,order = c(1,0,0),method = "CSS-ML")
mod1
mod2 = Arima(serie.corriget,order = c(11,0,0),method = "CSS-ML")
mod2
#### diagnostique des résidus
summary(mod1)
res= mod1$residuals
hist(res,col="blue",lwd=3)
den=(density(res))
par(mfrow=c(1,2))
plot(res,col="blue",lwd=3, main="Trajectoire des résidus",xlab="Temps",
      ylab="Résidus")
abline(h=0,col="red",lwd=3)
plot(den,lwd=3,col="blue")
abline(v=0,col="red",lty=2,lwd=3)
dev.off()
library(caschrono)
Box.test(res)
library(lmtest)
library(fBasics)
library(tseries)
jarque.bera.test(res)
##### Simulations de box jenkins
library(forecast)
modv=auto.arima(ihpc_t)
```

```
modv$fitted
plot(modv$fitted,col="green",lwd=3,main="simulations du modèle de Box-Jenkins",xlab="Temps")
lines(ihpc_t,col="blue",lwd=3)
legend("topleft",lty=c(1,1,1,1,1),legend=c("Valeurs prédictées",
    "Valeurs observées"),col=c("green","blue"),cex=0.9,lwd=3,
y.intersp=0.8)
##### Prévisions box-jenkins
library(forecast)
prevbox=forecast::forecast(modv, h=24)
print(prevbox)
##### Evaluation des prévisions de box-jenkins
library(forecast)
forecast::accuracy(prevbox)
## approche de holt -winter
library(RColorBrewer)
ihpc_t
mod3=HoltWinters(ihpc_t)
mod33=predict(mod3)
prevhol=mod3$fitted
prevhol
fitholt=prevhol[,1]
print(fitholt)
##### Simulation de Holt-winters
plot(fitholt, ylab="IHPC",col="green",lwd=3,
      main="Simulation pour le modèle Holt-Winters", xlab="Temps")
lines(ihpc_t,col="blue",lwd=3)
legend("topleft",lty=c(1,1,1,1,1),legend=c("Valeurs prédictées",
    "Valeurs observées"),col=c("green","blue"),cex=0.9,lwd=3,
y.intersp=0.8)
##### Prévisions de holt-winters
library(forecast)
prevhol=forecast::forecast(mod3,h=24)
print(prevhol)
### Evaluation des prévisions de holt-winters
library(forecast)
forecast::accuracy(prevhol)
##### Comparaison des deux approches
plot(modv$fitted,col="green",lwd=3,main="Comparaison des deux approches",
      xlab="Temps",ylab="IHPC")
```

```
lines(ihpc_t,col="blue",lwd=3)
lines(fitholt,col="red",lwd=3)
legend("topleft",lty=c(1,1,1,1,1),legend=c("Valeurs observées",
                                              "prévision Box-Jenkins", "prévision Holt-winters"
),col=c("blue","green","red"),cex=0.9,lwd=3,
y.intersp=0.8)
```

```
#####
##### Fin de programme #####
#####
```