

**RÉPUBLIQUE DU SÉNÉGAL**



*Un Peuple - Un But - Une Foi*

**Ministère de l'Économie, des Finances et du Plan**

**Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie (ANSD)**



**Ecole Nationale de la Statistique et de l'Analyse Economique**



**Mémoire Série Temporelle**

**Travaux Pratiques**

**Analyse dynamique des déterminants de l'inflation en Côte  
d'Ivoire**

**Réalisé par :**

**Eva KEVINE**

**Yousseuf BANCE,**

*Elève Ingénieur des Travaux Statistiques (ITS).*

**Sous la supervision de :**

**Monsieur Souleymane FOFANA,**

*Chef de filière ITS.*

**Mai - Juin 2019**

---

## *Remerciements et avertissement*

---



Au terme de notre étude, nous marquons une halte pour adresser nos remerciements à tous ceux qui de près ou de loin ont participé à la production de ce travail. Nos remerciements s'adressent en premier lieu à Monsieur Abdou DIOUF, Directeur de l'ENSAE-Sénégal pour nous avoir accueillis au sein de l'école, à Monsieur Souleymane FOFANA, Chef de la filière ITS pour son engagement à la réussite de notre formation. Nos remerciements s'adressent particulièrement à M. Souleymane FOFANA notre enseignant de Série Temporelle pour la qualité de la formation que nous avons reçu de lui.

A tout le corps professoral de l'ENSAE-Sénégal pour les efforts qu'ils font pour assurer notre formation, nous leurs disons merci.

Enfin, nous ne serons terminés sans remercier tous nos camarades de la classe ITS3 pour leur apport pour l'accomplissement de ce document. Cependant, ce document reste uniquement dans le cadre des travaux pratiques effectués au cours de la formation des élèves Ingénieurs de Travaux Statistiques de l'ENSAE et toute erreur éventuelle reste à la seule charge de l'auteur. Ainsi, aucune œuvre humaine étant parfaite, nous vous saurons gré, des différentes remarques que vous nous ferez parvenir.

---

## *Avant-propos*

---



**L**'Ecole Nationale de la statistique et de l'Analyse Économique (ENSAE) de Dakar, à l'instar des deux autres écoles régionales de la statistique que sont l'École Nationale de la Statistique et de l'Economie Appliquée (ENSEA) d'Abidjan et l'Institut Sous-régional de la Statistique et de l'Économie Appliquée (ISSEA) de Yaoundé, forme après admission à un concours d'entrée, des cadres statisticiens à trois niveaux. Il s'agit des Techniciens Supérieurs de la Statistique (TSS), les Ingénieurs des Travaux Statistiques (ITS) et les Ingénieurs Statisticiens Économistes (ISE). Dans le cadre d'une convention liant ces 3 écoles, l'Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE) a créé le Centre d'Appui aux Écoles de Statistiques Africaines (CAPESA) pour le renforcement des capacités de ces écoles.

La formation dans la filière ITS dure quatre (4) années et est dédiée aux titulaires d'un Baccalauréat. Cette formation, relativement théorique, donne aux élèves des aptitudes techniques en matière de statistique et les aide, tout au long de leur carrière, à s'adapter à l'évolution des méthodes statistiques et économétriques.

# Table des figures

1.1	Evolution de l'inflation . . . . .	3
2.1	Indice Harmonisé des Prix à la Consommation . . . . .	10
2.2	Indice Harmonisé des Prix à la Consommation . . . . .	10
2.3	Les droites de profils : IHPC Cote d'Ivoire . . . . .	12
2.4	Décomposition de la Série IHPC . . . . .	13
2.5	Décomposition de l'IHPC-CIV par X11 . . . . .	15
3.1	Les etapes de la modélisation de Box-Jenkins . . . . .	19
3.2	Série IHPC-CIV . . . . .	20
3.3	Densité spectrale et estimation par Multitaper . . . . .	21
3.4	Série IHPC-CIV différencié . . . . .	25
3.5	ACF série différenciée . . . . .	27
3.6	PACF série différenciée . . . . .	28
3.7	PACF série différenciée . . . . .	30
3.8	Série IHPC-CIV et intervention . . . . .	31
3.9	BP et LB pour SARIMA (1,1,1)(0,1,0) . . . . .	34
3.10	BP et LB pour ARIMA-Intervention(1,1,1) . . . . .	34
3.11	Erreur SARIMA (1,1,1)(0,1,0) . . . . .	35
3.12	Erreur SARIMA (1,1,1)(1,1,0) . . . . .	35
3.13	Prévision SARIMA (1,1,1)(1,1,0) . . . . .	36
3.14	Prévision ARIMA (2,1,2) . . . . .	37
4.1	ACP sur donnée temporelle . . . . .	39
4.2	Décomposition de la variance de l'erreur . . . . .	45

---

## *Sigles et abréviations*

---

<b>INS-CI</b>	Institut Natinal de la Statistiques Ivoirienne
<b>ENSAE</b>	École Nationale de la Statistique et de l'Analyse Economique
<b>IHPC</b>	Indice Harmonisé des Prix à la Consommation
<b>MCE</b>	Modèle à Correction d'Erreur
<b>MCO</b>	Moindre Carré Ordinaire
<b>ACP</b>	Analyse en Composante Principale
<b>PIB</b>	Produit Intérieur Brut
<b>UEMOA</b>	Union Economique et Monétaire Ouest Africain
<b>STL</b>	Seasonal and Trend decomposition using Loess
<b>LES</b>	Lissage exponentiel Simple
<b>LED</b>	Lissage exponentiel Double
<b>ACF</b>	AutoCorelation Function
<b>PACF</b>	Partial AutoCorelation Function
<b>AR</b>	Auto Regressif
<b>MA</b>	Moving Average ou Moyenne Mobile
<b>ARIMA</b>	Autoregressive integrated moving average
<b>VAR</b>	Vectorial Autoregressive
<b>MVEC</b>	Modèle à Correction d'Erreur Vectorielle

---

## *Sommaire*

---

<b>Tables des figures</b>	<b>iv</b>
<b>Sigles et abréviations</b>	<b>v</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Cadre théorique et méthodologie de l'étude</b>	<b>2</b>
<b>2 Analyse descriptive de la série temporelle : L'inflation</b>	<b>9</b>
<b>3 Modélisation univariée de l'IHPC</b>	<b>19</b>
<b>4 Modélisation Multivariée : Les déterminants de l'IHPC par l'approche consommation</b>	<b>38</b>
<b>Conclusion et recommandation</b>	<b>44</b>
<b>Tables des matières</b>	<b>46</b>
<b>Références bibliographiques</b>	<b>49</b>

---

## ***Introduction***

---

L'inflation peut être défini comme une hausse généralisée et durable des prix des différents produits (bien et service) et sa stabilisation constitue l'un des objectifs clé de tout gouvernement visant à atteindre la croissance. Au lendemain de la crise postélectorale en 2011, le gouvernement ivoirien a mis en place des politiques de lutte contre la vie chère. Selon l'INS-CI cette politique a permis une évolution globalement modérée des prix sur la période 2011 - 2016. Toutefois au vu de l'évolution de l'IHPC de la Côte d'Ivoire, cette politique semble ne pas encore atteindre son objectif visé.

Connaître les facteurs qui pourraient expliquer l'inflation en Côte d'Ivoire, permettra sans doute au gouvernement de revoir sa politique de lutte contre la vie chère et de mettre de nouvelle politique en place répondant au besoin actuelle.

Ainsi d'après ce qui précède nous avons jugé bon de mener notre réflexion sur le thème suivant : « **Les déterminants de l'inflation en Côte d'Ivoire** ». Ce sujet est important dans la mesure où la compréhension des différents facteurs explicatifs de l'inflation, permettra d'apporter des éléments de réponse à la question suivante : Qu'est ce qui explique réellement la cherté de la vie en Côte d'Ivoire ?

Pour atteindre notre objectif ce présent rapport s'articulera autour de trois (3) grandes parties. Dans la première partie il sera abordé le cadre théorique et méthodologique de l'étude. Dans la seconde partie il s'agira de faire une analyse descriptive et univariée de l'IHPC sur la période de 2009 à 2018. Dans la dernière partie, nous analyserons les résultats de la modélisation multivariée afin d'en déduire les recommandations et suggestions pour une meilleure prise de décision.

---

## ***Cadre théorique et méthodologie de l'étude***

---

Cette partie traite du cadre théorique du sujet. Après une définition de quelques concepts sur l'inflation et la méthodologie de calcul, nous passerons à la revue de littérature pour terminer avec la présentation de la méthodologie qui sera adoptée et des données qui vont être utilisées.

### **1.1 Définition des concepts de base sur l'inflation et sa détermination**

L'inflation est une hausse généralisée et durable des prix des biens et services. Elle se traduit par une dépréciation de la monnaie qui a cours dans le pays, puisqu'un même montant permet de se procurer moins de biens et services qu'auparavant. Le taux d'inflation qui n'est rien d'autre que la variation relative du niveau d'inflation entre deux périodes et permet d'apprécier très objectivement son évolution. Ainsi, ce taux reflète le changement subi par les prix payés par le consommateur moyen pendant une période donnée lors de ses achats de biens et services.

L'instrument statistique de mesure de l'évolution du niveau général des prix en Côte d'Ivoire est l'Indice Harmonisé des Prix à la Consommation (IHPC) des ménages. Ce indice harmonisé est commun aux huit pays de l'UEMOA. Il est calculé à partir d'enquête mensuelle sur la base d'un panier de biens par décomposition de la fonction de consommation des ménages en 12 fonctions. La nomenclature adoptée pour la construction de ce indice est la Nomenclature des classifications Ouest Africain (NCOA) elle-même directement dérivée de la nomenclature internationale COICOP (classification of individual



Consumption by Purpose).

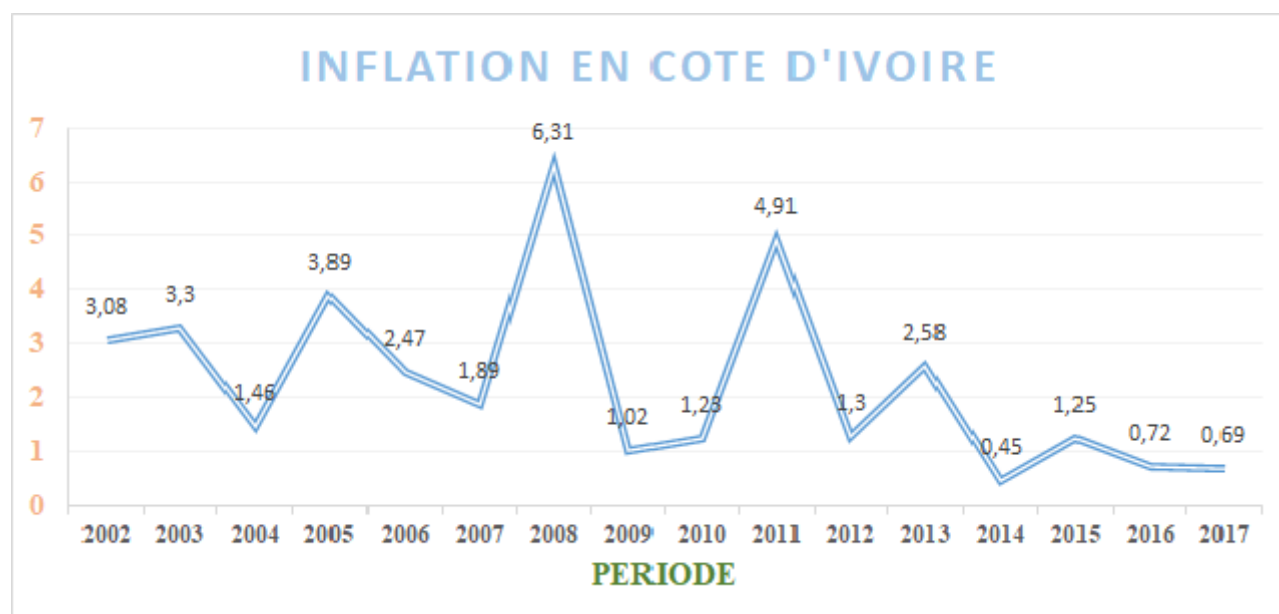
La population de référence retenue pour l'élaboration de ce indice est Côte d'Ivoire est constitué par les ménages résidents sur le territoire ivoirienne. En 2008, la côte d'Ivoire à élaborer un changement d'année de base pour la construction de l'IHPC afin de prendre en compte de nouvelle réalité. Jusqu'à fin décembre 2016, l'IHPC était calculé au niveau de la ville d'Abidjan avec pour année de base 2008. Depuis janvier 2017, il couvre l'ensemble du territoire national avec 2014 comme nouvelle année de base.

Il est à noter que l'Indice des prix à la consommation joue un rôle dans l'évolution de la situation personnelle des citoyens ivoiriens dans la mesure où elle permet une analyse très vaste de la situation économique et sociale et la prise de décision concernant les politiques. Il permet également la mesure du pouvoir d'achat, l'indexation des prix et enfin la mesure du taux d'inflation.

## 1.2 Tendence et cause de l'inflation

### 1.2.1 Evolution du taux d'inflation en Côte d'Ivoire

FIGURE 1.1 – Evolution de l'inflation



Source : INS-CI, calcul des auteurs

On note une hausse généralisée des prix des biens et services sur la période de 2002 à 2017 (inflation positive). Les années 2008 et 2011 sont les années de forte inflation avec un taux d'inflation respectivement de 6,31 et 4,91. L'année 2011 est marquée par

une flambée des prix (4,9%) consécutive à la crise post-électorale avec la hausse généralisée des prix des « Produits alimentaires et boissons non alcoolisées »(+10,4%) et des « Restaurants et Hôtels »(+8,1%). A partir de l'année 2012 on note une tendance à la baisse du taux d'inflation passe de +4,91% à +1,25% en 2015 puis à +0.69% en 2017. Ainsi sur la période 2012 à 2017 le taux d'inflation se trouve en-deçà de la norme de l'Union économique et monétaire ouest-africaine(UEMOA) qui est de 3%. Cette bonne performance en matière d'inflation est selon l'INS-CI entièrement imputable aux effets de la politique de lutte contre la vie chère engagée par le Gouvernement depuis 2011.

### 1.2.2 Les causes générales de l'inflation

Les causes de l'inflation sont diverses et peuvent être classés en inflation par les coûts, par la demande, par la monnaie et par les structures.

**L'inflation par les coûts** intervient quand le producteur répercute sur son prix de vente l'augmentation du coût des biens et services nécessaires à la production. Dans cette même catégorie, on retrouve également l'inflation importée, caractérisée par une hausse des prix intérieurs résultant du renchérissement des prix des importations pour diverses raisons.

**L'inflation par la demande** se produit lorsque la demande globale de biens et de services est durablement supérieure à l'offre à cause de capacités de production insuffisantes ou du refus des producteurs d'augmenter leur production.

**L'inflation par la monnaie** se caractérise généralement par un accroissement de la quantité de monnaie en circulation, souvent consécutive à l'octroi en masse de crédits aux agents économiques. Les crédits ainsi octroyés permettent aux ménages de consommer davantage de biens et de services. Si l'offre de ces biens et services ne suit pas, cela occasionne une hausse généralisée des prix.

**L'inflation par la structure** est due à l'existence sur le marché d'un pays un seul fournisseur qui impose ses prix aux consommateurs. Cette situation peut être source d'inflation si ce fournisseur unique choisit d'augmenter ses prix (monopole sur produit).

## 1.3 Revue des théories et travaux empiriques sur l'inflation

Plusieurs études empiriques ont été entreprises pour identifier les déterminants possibles de l'inflation sur la base de techniques différentes. Bien que le sujet ne soit plus nouveau, des études ont révélé les facteurs pouvant influencer sur les mouvements de l'inflation que sont la masse monétaire, taux de change, taux d'intérêt, anticipation d'inflation, inflation importée et produit intérieur brut (PIB). On retrouve également plusieurs approches pour expliquer l'inflation d'un pays telle que l'approche monétaire ou encore l'approche par la consommation. Avant de faire une revue assez exhaustive des travaux sur l'inflation, nous parlerons de la place de l'inflation dans la théorie économique.

### 1.3.1 L'inflation dans la théorie économique

Dans la littérature économique, plusieurs théories existent, certaines se concurrençant et d'autres se complètent pour expliquer au mieux l'inflation à travers la masse monétaire. Ainsi les économistes ont toujours accordé une attention particulière à l'inflation notamment à cause des conséquences qu'elle peut avoir sur l'économie d'un pays.

#### — L'approche monétariste

Le monétarisme est un courant de pensée économique selon lequel les gouvernements doivent mener une politique monétaire stricte dans le but de limiter la quantité de monnaie en circulation. Le rénovateur de ce courant est l'économiste Milton Friedman, qui a contribué à réhabiliter et à relancer la théorie quantitative de la monnaie et selon lui « L'inflation est toujours un phénomène monétaire ». Cette théorie établit le lien entre les transactions et la masse monétaire à travers la relation  $MV = PY$  avec  $M$  la masse monétaire,  $V$  la vitesse de circulation de la monnaie supposée constante,  $Y$  le revenu national et  $P$  le niveau général des prix des biens et services. Ainsi le niveau général des prix varie dans le même sens que la masse monétaire  $M$  en circulation. Pour les monétaristes, l'inflation est donc un phénomène purement monétaire. Dans ces conditions la stabilisation de l'inflation dépend des autorités monétaires qui peuvent décider du niveau général des prix en jouant sur le taux de croissance de la masse monétaire à l'aide d'instruments tels que le taux d'intérêt.

*Friedman et Schwartz* ont pu justifier une corrélation positive entre la croissance

de la masse monétaire et le niveau de l'inflation à travers l'histoire monétaire des Etats Unis d'Amérique (USA).

— **L'approche de keynes et des classiques**

Selon les classiques et les néoclassiques, la monnaie n'a pas d'influence sur l'économie réelle. Il n'y donc pas de relation entre la sphère réelle et la sphère monétaire. Dans l'analyse des nouveaux classiques, ce sont les anticipations (adaptatives ou rationnelles) qui explique les fluctuations de l'inflation.

Pour Keynes l'inflation n'est pas un problème, il s'en réjouit même car il suppose que, de toute façon, les salariés sont victimes de l'illusion monétaire. Pour eux l'inflation résulterait d'un déséquilibre entre l'offre de monnaie (Masse monétaire) et la demande.

### **1.3.2 Résultats et travaux empirique**

Cette partie de l'étude a pour objet de présenter les principaux déterminants de l'inflation qui apparaissent dans la littérature théorique et empirique :

*Doé et Diarisso* (1998), sur la base d'un modèle dérivé de l'équation quantitative de la monnaie, ont montré qu'à court terme comme à long terme, la politique monétaire a une influence sur le niveau des prix des biens et services en particulier en Côte d'Ivoire. Dans la même ordre d'idée les tels que *Nubukpo* (2003), *Diop et Adoby* (1997) ont montré l'influence significative du taux d'intérêt dans l'explication des variations du niveau d'inflation. Les résultats obtenus par *Diop et Adoby* ont mis en évidence le caractère différencié des effets des variations de la masse monétaire et du taux d'intérêt sur les prix dans les pays de l'Union. Une hausse d'un (1) point de pourcentage de la masse monétaire entraîne à long terme une progression de l'indice des prix à la consommation de 0,43 point au Bénin, 0,28 point au Burkina, 0.45 point en Côte d'Ivoire et 0.41 point au Mali. L'influence de la masse monétaire sur les prix est apparue non significative au Niger, au Sénégal et au Togo.

Toutes ces études appliquent différentes approches pour détecter les déterminants de l'inflation sur la base de l'estimation à long terme et de l'estimation à court terme. Ces méthodes incluent la co-intégration, la correction d'erreur vectorielle (MVEC), la causalité de Granger, l'auto-régression vectorielle (VAR), le Dickey-Fuller augmenté (ADF), le test de racine unitaire et les moindres carrés ordinaires (MCO). La plupart des études appliquent la méthode de co-intégration (pour une estimation à long terme), la correc-

tion d'erreur de vecteur (pour une estimation à court terme) et la causalité de Granger.

Dans une approche d'explication par la fonction de consommation, *Baba NDIAYE* et *Yankhoba J.BADJI* (2008) ont utilisée le modèle à correction d'erreur (MCE) pour expliquer les déterminants de l'inflation au Sénégal. Les résultats de leur modèle ont montré que les fonctions « alimentation », « logement » et « habillement » seraient celles qui ont influencé le plus l'évolution du niveau général des prix à la consommation. Ils ont abouti à la conclusion qu'une hausse de 10 point de la fonction « alimentation » entraînerait une augmentation du niveau de l'IHPC de 4,2 et qu'une augmentation de même ampleur sur les prix du « logement » et de « l'habillement » entraînerait respectivement une augmentation de 2,1 points et de 1 points du niveau de l'inflation.

## **1.4 Donnée et méthodologie de l'étude**

Nous allons dans un premier temps présenter la base de données avec laquelle l'analyse sera faite. En deuxième lieu nous présenterons la démarche que nous utiliserons pour résoudre notre problématique. Cette deuxième partie sera suivie de deux encadrés. Le premier encadré présentera l'ACP temporelle et le deuxième présentera la description statistique de la base. Cela nous permettra de faire un choix rationnel sur la méthode d'analyse.

### **1.4.1 Présentation des données**

Les séries proviennent essentiellement de la base des données de la Banque Africain de développement ([www.opendataforafric.com](http://www.opendataforafric.com)) dont la source principale est l'Institut National de Statistique Ivoirienne (INS-CI). Les données sont mensuelles et couvrent la période allant de janvier 2009 à Avril 2019. Elle comprends en colonne, les indices des douze (12) fonctions de consommations. Après exploration de la base, la nous avons remarqué que la base comportait des données manquantes notamment sur la période d'Septembre 2016 à Août 2017. Nous les avons complété avec les données provenant des rapports mensuels sur l'IHPC produit par l'INS-CI et l'openData du gouvernement ivoirien. Nous avons également remarqué que les données à partir de janvier 2019 étaient en base 2014. Nous avons effectué une correction en calculant le coefficient de raccordement des années de base 2014 et 2008. Toutefois ces données ainsi raccordé ne sera pas intégré dans l'analyse elles serviront juste de comparaisons une fois que nous avons effectué

la prévision. Nous nous intéressons à la période de janvier 2009 à decembre 2018. Nous disposons également d'une seconde base de donnée comportant en plus des douze (12) fonctions de consommations des données financières (Masse monétaire, taux d'intérêt, taux de change...) et le taux de croissance du PIB. Cette dernière base est-elle annuelle et a été construite dans le souci de nous aider dans le choix de la méthodologie pour la paritie multivariée.

---

## ***Analyse descriptive de la série temporelle : L'inflation***

---

Cette partie a pour objectif de déterminer les propriétés de la série  $IHPC_t$ . Pour cela nous allons utiliser les méthodes classiques de Série temporelle ce qui nous permettra de décomposer la série en trois composantes qui sont : La tendance, la saisonnalité et le bruit. Nous terminerons cette partie avec la prévision par lissage exponentiel.

### **2.1 Propriété statistique de l'IHPC-CIV**

Le graphe suivant présente l'évolution de l'IHPC de la Côte d'Ivoire sur la période de Janvier/2009 à Décembre 2018.

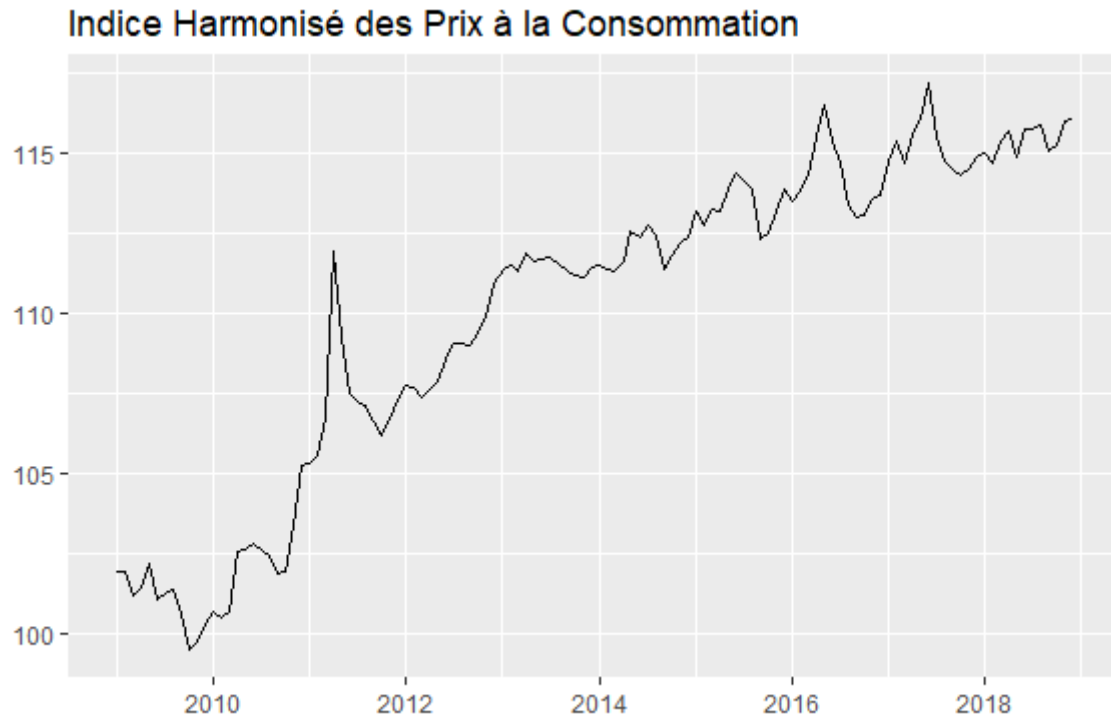
Sur la période 2009 à 2018, nous pouvons voir que la série brute n'est pas stationnaire. En effet, Cette évolution semble être caractérisée par une tendance haussière. On observe un choc sur l'indice des prix harmonisé à la consommation en 2011 traduisant ainsi une forte augmentation des prix entre fin 2010 et début 2011. Ce choc dont l'effet semble être ponctuel puisque à partir de mai 2019 l'IHPC de la Côte d'Ivoire retrouve sa tendance normale. Entre juin 2016 et fin 2017 nous observons des fluctuations moins importantes que celle observée en 2011. C'est justifié, traduit les nombreux efforts entrepris par le gouvernement ivoirien pour pouvoir stabiliser l'IHPC combiné avec la chute du prix de plusieurs matières premières.

Les caractéristiques de l'IHPC sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau 2.1 – Caractéristique de IHPC-CIV

<b>Longueur</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maximum</b>	<b>Moyenne</b>	<b>Variance</b>	<b>Ecart-type</b>
120	99,48	117,2	110,1	25,3	5,03

FIGURE 2.1 – Indice Harmonisé des Prix à la Consommation

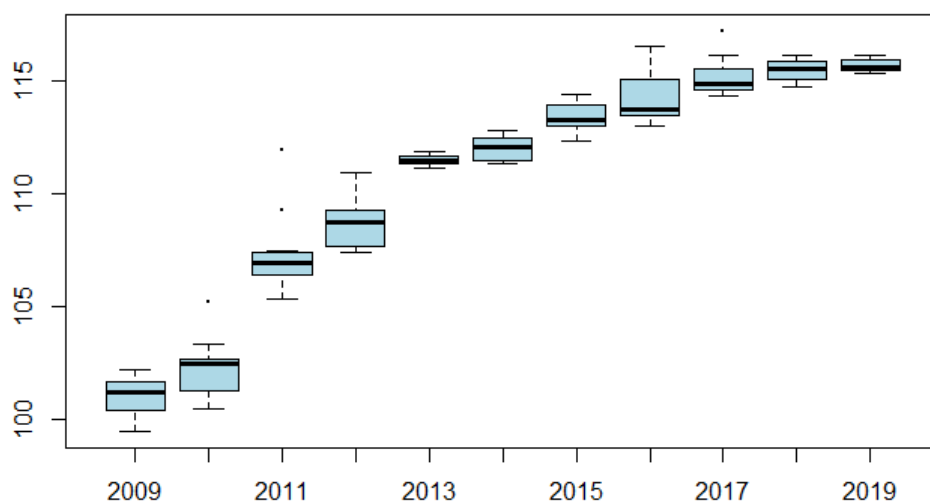


**Source :** INS-CI, calcul des auteurs

La série IHPC-CIV est constituée de 120 valeurs comprise entre 99,48 et 117,20. La moyenne de la série est de 110,10 avec une variance de 25,30 ce qui traduit la forte dispersion de la série sur la période de janvier 2009 et décembre 2018.

Le graphe suivante présente le boxplot sur chaque année :

FIGURE 2.2 – Indice Harmonisé des Prix à la Consommation



**Source :** INS-CI, calcul des auteurs



## 2.2 Décomposition de la série

Il existe plusieurs méthodes de décomposition de la d'une série en composante tendance, saisonnière et perturbation. Les méthodes les plus utilisées sont : la méthode de décomposition de Buyes Ballot (Par les MCO), décomposition par les moyennes mobiles, décomposition avec l'algorithme X11 ou encore la décomposition par STL « Seasonal and Trend decomposition using Loess ». Dans cette partie nous allons nous intéresser à la méthode de Buyes Ballot et l'algorithme du X11.

### 2.2.1 Test de détection de la saisonnalité et choix du modèle

#### a Détection de la saisonnalité

Dans la méthode classique de série temporelle plusieurs outils permettent d'identifier l'existence de saisonnalité dans la chronique à savoir l'analyse graphique, le tableau de Buyes Bullot et le test de corrélogramme.

L'analyse graphique nous renseigne sur le fait d'existence de pic marqué avec sur le mois de mai. Quant au tableau de Buyes ballot quant à lui ne fait pas ressortir le caractère saisonnier d'un mois particulier. L'analyse du corrélogramme définie par la formule suivante fait ressortir une faible présence de saisonnalité.

#### b Choix du modèle

Pour décrire de manière pertinente la série temporelle IHPC-CIV, il existe est nécessaire de déterminer le modèle qui le convient le mieux. Nous avons deux types de modèle :

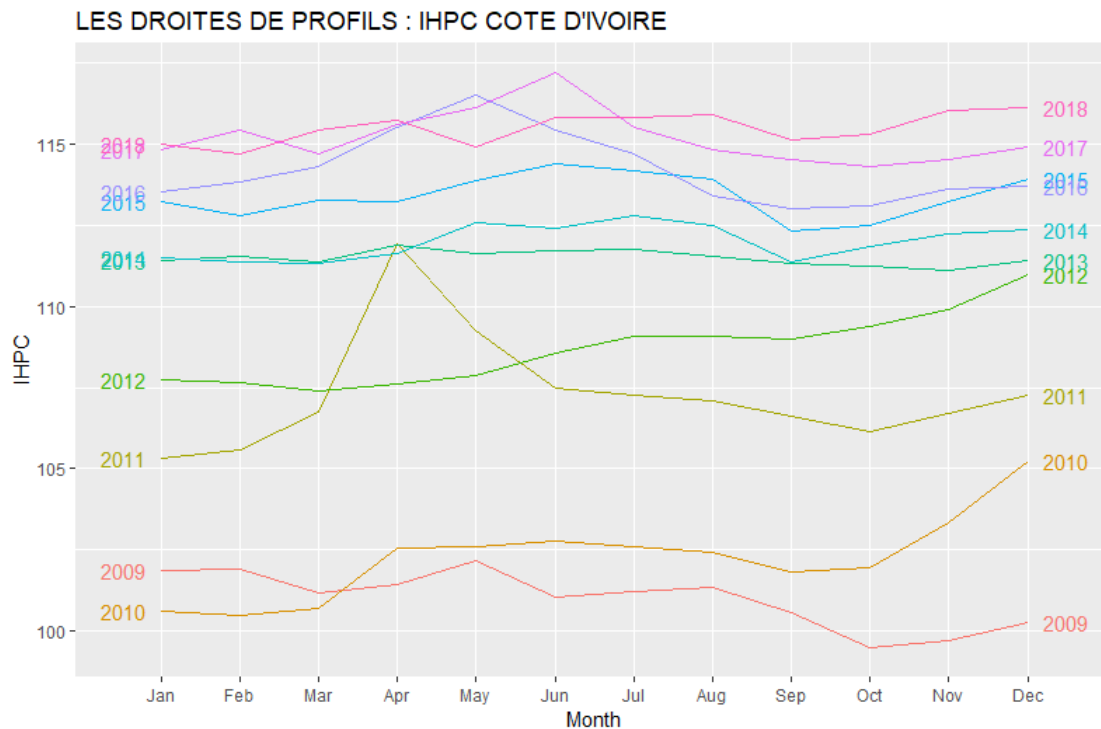
- Modèle additif :  $IHPC_t = T_t + S_t + \epsilon_t$
- Modèle multiplicatif :  $IHPC_t = T_t \cdot S_t \cdot \epsilon_t$

Plusieurs méthodes permettent de choisir le type de modèle d'une série temporelle.

#### Méthode du Profil

Il s'agit d'une méthode graphique qui consiste à superposer les saisons représentées par des droites de profil sur un même graphique. Si les droites sont parallèles, il est additif sinon il est multiplicatif. Le graphique suivant présente les droites de profils de l'IHPC-CIV :

FIGURE 2.3 – Les droites de profils : IHPC Cote d'Ivoire



Source : INS-CI, calcul des auteurs

Les droites de profils ne semblent pas toutes être parallèle. Ce qui est caractérisé une dépendance de la composante saisonnière par rapport à la tendance. On en déduit que le modèle est multiplicatif.

### Significativité d'une regression

La deuxième méthode que nous proposons pour le choix du modèle est la réalisation d'une régression de l'écart type des saisons sur la moyenne des saisons et à apprécier la Significativité de la régression du modèle suivant suivante :

$$\sigma_i = a + b\mu_i$$

Le tableau ci-dessous donne l'écart-type et la moyenne de l'IHPC-CIV par année :

Tableau 2.2 – Identification du modèle

Année	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
$\sigma_i$	0,82	1,26	1,70	1,04	0,21	0,51	0,63	1,05	0,79	0,45
$\mu$	101,0	102,3	107,3	108,7	111,5	111,2	113,4	114,2	115,2	115,48

Source : INS-CI, calcul des auteurs

On trouve que la constance  $a$  n'est pas significative avec une pvalue de 0.112 et donc le modèle est additif. D'après ce qui précède, l'analyse graphique des profils nous suggère

un modèle multiplicatif alors que la méthode analytique nous suggère un modèle additif, nous pouvons conclure que nous avons un modèle mixte. Toutefois on va privilégier le modèle multiplicatif pour la suite.

## 2.2.2 Désaisonnalisation par régression linéaire

Une telle désaisonnalisation consiste à estimer la tendance par MCO :

$$\text{IHPC}_t = \hat{a} + \hat{b}t \quad (2.1)$$

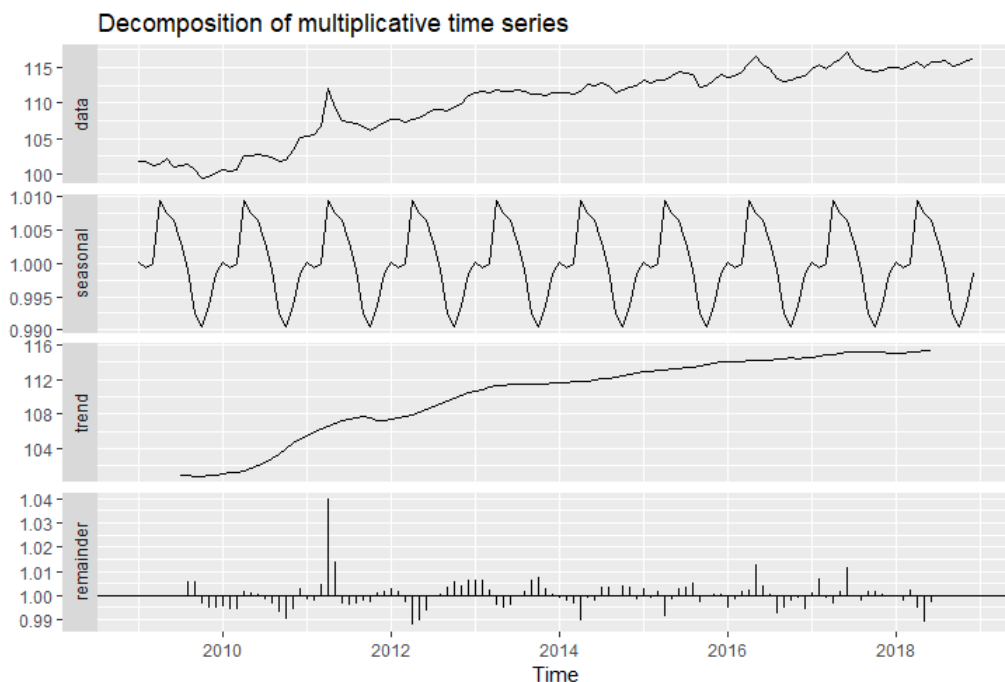
On obtient ainsi  $\hat{a} = 101.92$  et  $\hat{b} = 0.1352$ .

Une fois la tendance ainsi déterminée, nous procédons à la détermination de la saisonnalité (provisoire et définitive)  $S_t$  et de la série corrigée de ses variations saisonnières (CVS). La série corrigée de ses variations saisonnières est donnée par la formule suivante :

$$\text{IHPC}_t^{\text{CVS}} = \text{IHPC}_t - S_t$$

La décomposition de la série en composante tendance, saisonnière et perturbation par la méthode des MCO est représenté dans le graphique suivant :

FIGURE 2.4 – Décomposition de la Série IHPC



Source : INS-CI, calcul des auteurs

On voit bien que la saisonnalité semble être déterministe (constant) car sa valeur

fluctue entre 0.996 et 1.010.

Quant à la tendance elle semble moins volatile que la série brute et le choc de 2011 affecte la série des résidus (remainder). En effet on note une forte présence de valeur aberrante sur la série des résidus en avril 2011. Cette valeur aberrante peut très fortement déformée les prévisions et donc est néfaste pour le lissage. Il est donc nécessaire de réaliser une correction de cette valeur atypique. Pour corriger cette valeur, on peut envisager de réaliser une moyenne des valeurs pour avril sur les années antérieures et postérieures ou encore une moyenne de l'IHPC sur l'année 2011. Une autre solution serait de changer la valeur artificiellement en proposant une valeur cohérente sans calculs. Nous optons pour la première option et nous montrerons l'efficacité de cette opération lors de la prévision.

### 2.2.3 Désaisonnalisation par X11

#### a Présentation de l'algorithme X11

La méthode X-11 est un processus itératif, utilisant des moyennes mobiles appropriées pour décomposer une série temporelle en composantes de tendance / cycle, saisonnière et irrégulière. Cette moyenne mobile permettra d'annuler la tendance résiduelle ainsi que la saisonnalité d'ordre  $s$  (12 dans notre cas).

L'application de l'algorithme X-11 à la série temporelle consiste à réaliser les opérations suivante :

- **Etape 1** : On estime la tendance  $T_t^{(1)}$  de la série en le conservant par application d'une moyenne mobile symétrique d'ordre 12.

$$\hat{T}_t^{(1)} = M_{2m}X_t \text{ et } m = 6 \text{ et } M_{2m} = \frac{1}{2m}(X_{t-m} + 2X_{t-m+1} + \dots + X_t + \dots + X_{t+m-1} + X_{t+m})$$

- **Etape 2** : Estimation de la série diminuée de sa tendance  $X_t - \hat{T}_t$
- **Etape 3** : 1<sup>ère</sup> estimation de la saisonnalité  $S_t^{(1)}$

$$S_t^{(1)} = M_{3,3}(X_t - \hat{T}_t) \text{ avec } M_{3,3} = \frac{1}{9}(B^2 + 2B + 3B + 2B^{-1} + B^{-2})$$

Ces coefficients sont normalisés sur une période de 12 :  $S_t^* = S_t^{(1)} - M_{2m}S_t^{(1)}$

2<sup>nd</sup> estimation de la tendance  $\hat{T}_t^{(2)}$  avec l'utilisation de la moyenne mobile d'Hen-derson d'ordre 13 :  $\hat{T}_t^{(2)} = M_{13}^H(X_t - S_t^*)$  avec  $M_p^H$  pour  $p = 2m + 1$  est défini par  $M_p^H = \sum_{i=-m}^m \theta_i \beta^{-i}$  les  $\theta_i$  sont fixés sous les contraintes de cette méthode et doivent par définition minimiser :

$$\begin{cases} \text{Min} \quad \sum_{i=-m+3}^{m-3} ((1-B)^3 \theta_i)^2 \\ \text{SC} : \sum_{i=-m}^m \theta_i = 0 \\ \text{SC} : \sum_{i=-m}^m i^d \theta_i = 0 \end{cases}$$

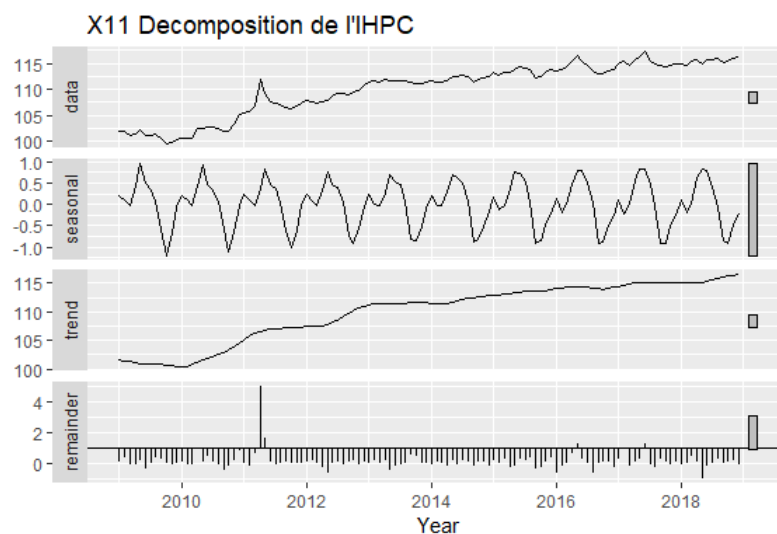
- **Etape 4** : 2<sup>nd</sup> estimation de la saisonnalité  $S_t^{(2)}$

$$S_t^{(2)} = M_{3,5}(X_t - \hat{T}_t^{(2)}) \text{ avec } M_{3,5} = \frac{1}{15}(B^3 + 2B^2 + 3B + 3B^{-1} + 2B^{-2} + B^{-3})$$

L'application de l'algorithme X11 sur l'IHPC-CIV permet d'obtenir le graphe de la décomposition suivante :

On note une légère différence entre la décomposition par régression et l'algorithme du X11. La décomposition par l'algorithme X11 permet au mieux de surmonter les inconvénients de la décomposition classique. En effet, des estimations de la tendance-cycle sont disponibles pour toutes les observations, y compris les points de début et finaux, ce qui n'était pas le cas avec la décomposition classique. Avec la méthode x11, nous observons une tendance beaucoup plus marquée et qui varié dans un intervalle de temps.

FIGURE 2.5 – Décomposition de l'IHPC-CIV par X11



Source : INS-CI, calcul des auteurs

D'amplitude plus grande (entre -1 et 1). Quant à la tendance-cycle on observe presque les mêmes évolutions avec la décomposition par la méthode classique. La décomposition par X11, a donné des résidus qui prennent en général des valeurs négatives ce qui n'était pas le cas avec la décomposition classique. On observe le même choc sur les résidus que celui observé sur les résidus donnés par la méthode de décomposition classique en avril 2011. Nous procéderons plu tard à la correction de cette valeur aberrante lors de la prévision puisqu'elle risque fort de biaiser la prévision.

## 2.3 Prédiction par lissage exponentiel

Les méthodes de lissage exponentiels représentent les méthodes traditionnelles de prévision lorsque les séries chronologiques sont trop courtes ou trop volatiles ou encore lorsque le nombre de séries à prévoir est important.

Les méthodes de lissages ont pour caractéristiques communes le fait d'accorder un poids plus important aux valeurs récentes d'une série. Ils existent plusieurs types de méthode de prévision par lissage exponentiel

- **Le lissage exponentiel simple (LES)** qui est adapté aux séries localement constantes à un bruit prêt.
- **Lissage exponentiel double (LED)** qui est adapté aux séries présentant une tendance localement linéaire.
- **Lissage de Holt-Winters** est adapté les séries saisonnières avec ou sans tendance.

Notre série est adaptée au deuxième cas car elle semble présenter une tendance localement linéaire. Nous ferons également la méthode de Holt-winters. Donc nous présenterons l'algorithme du lissage exponentiel double avant de faire la prévision proprement dite. Bien avant cela nous procédons à un calibrage des données.

### 2.3.1 Calibrage des données

Comme vu précédemment la série est fortement impactée en avril 2011. Pour pouvoir corriger cette valeur nous avons dans un premier temps imputée la valeur de la série d'avril 2011 par la moyenne des valeurs pour avril sur les années antérieures et postérieures (la série est notée IHPCCiv1). Dans un second temps nous avons imputée par la valeur par la moyenne des indices des autres mois pour l'année 2011 (la série est notée IHPCCiv2). La première valeur imputée est 110,57 et le deuxième est 106,86

### 2.3.2 Prédiction par lissage exponentiel double

Le lissage exponentiel double suppose que la série peut être approximée par une droite au voisinage de  $t$  :  $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2(t - T)$

Ceci suggère une prévision de la forme :  $\hat{X}_T(h) = \hat{\alpha}_1(T) + \hat{\alpha}_2(T) \cdot h$

où  $\hat{a}_1(T)$  et  $\hat{a}_2(T)$  sont choisis de façon à minimiser :

$$Q = \sum_{j=0}^{T-1} \beta^j (X_{T-j} - a_1 + a_2 \cdot j)^2 \quad (2.2)$$

en résolvant le système suivant on obtient :

$$\begin{cases} \frac{\partial Q}{\partial a_1} = -2 \sum_{j=0}^{T-1} \beta^j (X_{T-j} - a_1 + a_2 \cdot j) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial a_2} = 2 \sum_{j=0}^{T-1} j \beta^j (X_{T-j} - a_1 + a_2 \cdot j) = 0 \end{cases}$$

On obtient la solution suivante :

$$\begin{cases} \hat{a}_1(T) = 2S_1(T) - S_2(T) \\ \hat{a}_2(T) = \frac{1-\beta}{\beta} [S_1(T) - S_2(T)] \end{cases}$$

avec  $S_1(t) = (1-\beta) \sum_{j=0}^{T-1} \beta^j X_{T-j}$  et  $S_2(t) = (1-\beta)^2 \sum_{k=0}^{T-1} k \beta^k X_{T-k} + (1+\beta) S_1(t)$

Pour pouvoir utiliser les formules de mise à jour, il faut avoir des valeurs initialiser les suites. On prend en général  $\hat{a}_1(2) = X_2$  et  $\hat{a}_2(2) = X_2 - X_1$

Le tableau suivante donne la prévision sur une horizon de 4 c'est à dire de janvier 2019 à avril 2019 :

Tableau 2.3 – Prévision par lissage exponentiel double

<b>h</b>	<b>Janvier</b>	<b>Février</b>	<b>Mars</b>	<b>Avril</b>
<b>IHPC-CIV</b>	116.39	116.28	116.33	117.24
<b>IHPC-CIV1</b>	116.39	116.28	116.33	117.12
<b>IHPC-CIV2</b>	116.39	116.30	116.34	116.87
<b>Valeur réel</b>	115.57	115.35	115.68	116.13

### 2.3.3 Prévision par Holt-Winters : Le modèle multiplicatif

Dans la prévisions de Holt-Winters on ajoute la série  $X_t$  par une tendance de la forme  $X_t = (a_1(t) + a_2(t))S_t$

Les formules de mise à jour sont :

$$\begin{cases} \hat{a}_1(T) = (1-\alpha) \frac{X_T}{\hat{S}_{T-s}} + \alpha [\hat{a}_1(T-1) + \hat{a}_2(T-1)] & , \quad 0 < \alpha < 1; \\ \hat{a}_2(T) = \gamma \hat{a}_2(T-1) + (1-\gamma) [\hat{a}_1(T) - \hat{a}_1(T-1)] & , \quad 0 < \alpha < 1; \\ \hat{S}_T = \delta \hat{S}_{T-s} + (1-\delta) \frac{X_T}{\hat{a}_1(T)} \end{cases}$$

la prévision est donnée à un horizon temporel h est :

$$\begin{cases} \hat{X}_T(h) = [\hat{a}_1(T) + h\hat{a}_2(T)]\hat{S}_T + h - s & , \quad 1 \leq h \leq s \\ \hat{X}_T(h) = [\hat{a}_1(T) + h\hat{a}_2(T)]\hat{S}_T + h - 2s & , \quad s < h \leq 2s \end{cases}$$

Le tableau suivante donne la prévision sur une horizon de 4 c'est à dire de janvier 2019 à avril 2019 pour nos trois séries (IHPCciv, IHPCciv1 et IHPCciv2) :

Tableau 2.4 – Prévision par Holt-Winters

<b>h</b>	<b>Janvier</b>	<b>Février</b>	<b>Mars</b>	<b>Avril</b>
<b>IHPC-CIV</b>	116.19	116.11	116.40	117.58
<b>IHPC-CIV1</b>	116.31	116.32	116.66	117.82
<b>IHPC-CIV2</b>	116.65	116.89	117.371	118.47
<b>Valeur réel</b>	115.57	115.35	115.68	116.13



---

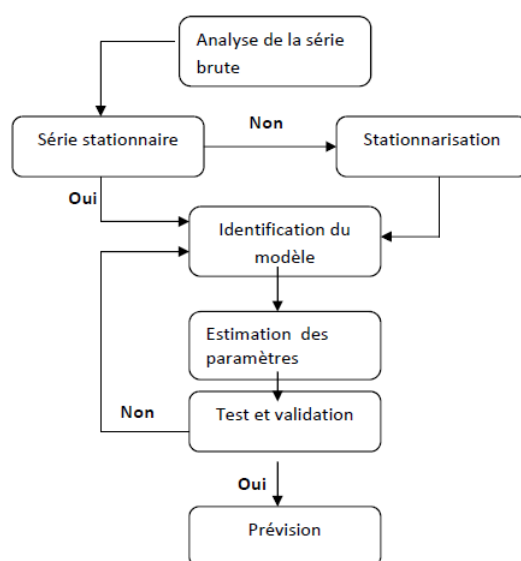
## *Modélisation univariée de l'IHPC*

---

Dans cette partie il s'agira essentiellement d'étudier la série IHPC – CIV à partir de la méthode de *Box – Jenkins*. Elle a été développée par *George Box & Gwilym Jenkins* en 1976 une véritable méthodologie de recherche et d'étude systématique en fonction de l'étude des corrélogrammes et qui est l'aboutissement d'une succession de méthodes parues depuis Newbold (1974). la modélisation d'une chronique nécessite au préalable une stationnarisation. Le diagramme qui suit illustre la démarche générale de Box & Jenkins.

Les étapes de la modélisation de Box-Jenkins peut être résumée par le graphe :

FIGURE 3.1 – Les étapes de la modélisation de Box-Jenkins



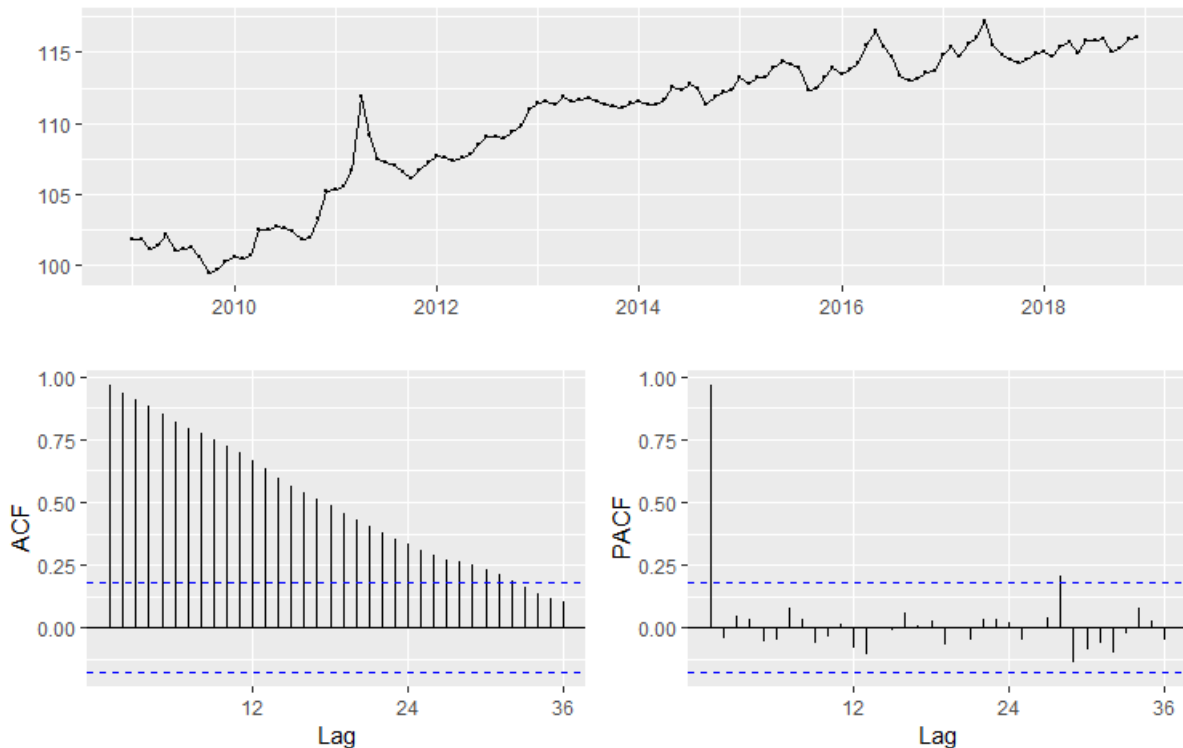
Source : calcul des auteurs

Ainsi, nous débuterons cette partie avec l'analyse de la stationnarisation de la série avec le test de **Dickey-Fuller** et de *KPPS*.

### 3.1 Graphe, corrélogramme et densité spectrale de la série IHPC

#### 3.1.1 Graphe de la série, l'ACF et PACF

FIGURE 3.2 – Série IHPC-CIV



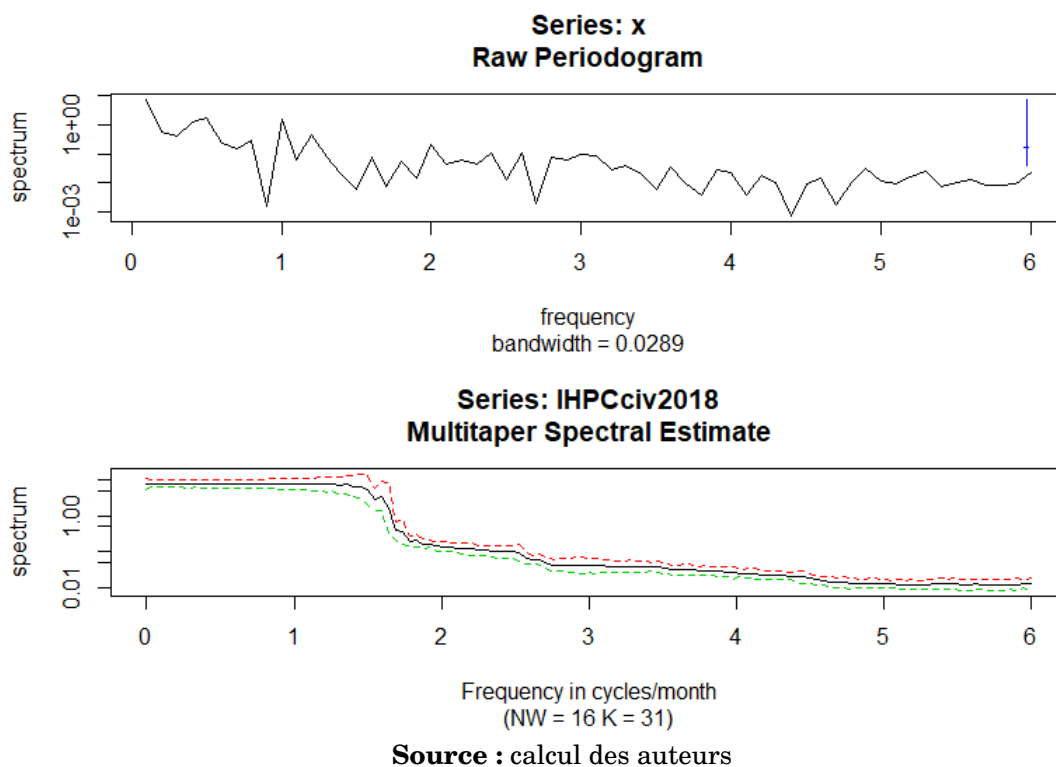
Source : calcul des auteurs

La série brute IHPC présente une tendance haussière comme nous l'avons décrit au niveau de la partie de la descriptive. La sortie ACF de la série une décroissance lente vers 0 pour les multiples de 12. Les autocorrélations empiriques simples sont proches de 1 pour un grand nombre de retards. L'ACF est donc caractéristique d'une série non stationnaire. Quant au PACF on constate aussi qu'il est nul à partir de  $h = 1$ , on peut penser à la présence d'une composante AR(1).

#### 3.1.2 Densité spectrale de la série IHPC : Le périodogramme

La densité spectrale ou spectre est la répartition de la dispersion, plus précisément de la variance. En fonction des fréquences. Nous n'observons pas de phénomènes cycliques dans les données. Il est estimé dans le premier cas par la fonction périodo-

FIGURE 3.3 – Densité spectrale et estimation par Multitaper



gramme donnée par la formule suivante :

$$I_n(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \sum_{h=-n}^n \hat{\gamma}(h) \exp(-i\lambda h)$$

Le deuxième représente l'estimation d'une densité spectral par Multitaper qui est utile pour réduire le biais de l'estimation quand le nombre d'échantillons est faible.

## 3.2 Test des composantes saisonnières et tendancielle :

### Test de stationnarité

Dans cette partie il s'agira pour nous de tester essentiellement l'existence d'une saisonnalité et d'une tendance dans la série.

#### 3.2.1 Test de Fisher

Bien vrai que la chronique soit de base désaisonnalisée, nous testerons quand même l'existence d'une saisonnalité ce qui permettra de s'assurer de l'absence de saisonnalité. On considère  $n$  le nombre d'années,  $P$  le nombre d'observations dans l'année et  $X_{ij}$  la valeur de la série pour la  $i$ -ème année et la  $j$ -ème période.

Tableau 3.1 – Résultats test de Fisher

Test	Statistique	Valeur	Valeur critique	décision
Saisonnalité	$\frac{VAR_P}{VAR_R}$	0,19	0,41	Accepte $H_0$
Tendance	$\frac{VAR_A}{VAR_R}$	24,48	2,05	rejet $H_0$

La moyenne générale  $\bar{X}$ , la moyenne de l'année  $\bar{X}_i$  et la moyenne de la période  $j$   $\bar{X}_j$ . La variance année et la variance période sont définies respectivement par :  $VAR_A = \frac{p \sum_{i=0}^n (\bar{X}_i - \bar{X})^2}{n-1}$  ;  $VAR_P = \frac{n \sum_{j=0}^p (\bar{X}_j - \bar{X})^2}{p-1}$  ;

La variance résiduelle est donnée par :

$$VAR_R = \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^p (X_{ij} - \bar{X}_i - \bar{X}_j - \bar{X})^2}{(n-1)(p-1)} \quad (3.1)$$

L'équation de la variance totale :  $VAR_T = VAR_A + VAR_P + VAR_R = \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^p (X_{ij} - \bar{X})^2}{(n-1)}$

les hypothèses à tester sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{« pas de saisonnalité »} \\ H_1: \text{« présence de saisonnalité »} \end{cases}$$

Pour on compare la valeur calculée  $F_0 = \frac{VAR_P}{VAR_R}$  à la statistique d'une loi de de fisher  $F_{\nu_1, \nu_2}^\alpha$  avec  $\nu_1 = (p-1)$  et  $\nu_2 = (n-1)(p-1)$  degré de liberté.

- Si  $F_0 > F_{\nu_1, \nu_2}^\alpha$ , on rejette  $H_0$ , la série est saisonnière
- Sinon on accepte l'existence d'une saisonnalité dans la chronique IHPC

Il est également possible de tester l'existence d'une tendance dans la chronique IHPC.

les hypothèses à tester dans ce cas sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{« La serie n'est pas affectée d'une tendance »} \\ H_1: \text{« présence de tendance »} \end{cases}$$

La statistique est donnée par  $F_0 = \frac{VAR_A}{VAR_R}$  que l'on compare avec la statistique d'une loi tabulée de fisher  $F_{\nu_3, \nu_2}^\alpha$  avec  $\nu_3 = (n-1)$  et  $\nu_2 = (n-1)(p-1)$

- Si  $F_0 > F_{\nu_3, \nu_2}^\alpha$ , on rejette  $H_0$ , la série n'est pas affectée d'une tendance
- Sinon on accepte l'existence d'une tendance dans la chronique IHPC

La mise en oeuvre de ce test nous donnee  $VAR_A = 322,509$ ,  $VAR_P = 2,525$ ,  $VAR_R = 13,173$  et  $VAR_T = 338,209$ . Les résultats du test de Fisher sont présentés

Ainsi on peut conclure que la série ne présente pas de saisonnalité et mais une tendance.

### 3.2.2 Test de non stationnarité : Test de racine unitaire

Les tests de racine unitaire pose comme hypothèse nulle la non stationnarité. Il s'agit des test de Dickey-Fuller (Simple et Augmenté) et le test de Philips-Perron.

### 3.2.3 Test de Dickey-Fuller Simple

Il permet de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique. Pour la construction de ce test, *Dickey* et *Fuller* ont proposé trois modèles de base :

- $(1 - \rho B)X_t = \epsilon_t$  : Modèle autorégressif d'ordre 1 (**modèle 1**)
  - $(1 - \rho B)(X_t - \mu) = \epsilon_t$  : Modèle autorégressif d'ordre 1 avec constante (**modèle 2**)
  - $(1 - \rho B)(X_t - \alpha - \beta \cdot t) = \epsilon_t$  : Modèle autorégressif d'ordre 1 avec tendance (**modèle 3**)
- les hypothèses à tester dans ce cas sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0: & \rho = 1 \\ H_1: & |\rho| < 1 \end{cases}$$

Il s'agit d'un test itératif.

```
> library(tseries)
> adf.test(IHPCciv2018, k=0)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: IHPCciv2018
Dickey-Fuller = -2.4694, Lag order = 0, p-value = 0.3816
alternative hypothesis: stationary
```

Donc le test de *Dickey-fuller* rejete la stationnarité de la série  $X_t$

### 3.2.4 Test de Dickey-Fuller Augmenté

Il s'agit de tester les deux hypothèses :  $\begin{cases} H_0: & \text{absence de la tendance,} \\ H_1: & \text{l'existence d'une tendance.} \end{cases}$

```
> adf.test(IHPCciv2018, k=1)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: IHPCciv2018
Dickey-Fuller = -2.6653, Lag order = 1, p-value = 0.3003
alternative hypothesis: stationary
```

On rejette également la stationnarité de la série.

### 3.2.5 Test de Phillips-Perron

Phillips et Perron (1988) proposent une correction non paramétrique des deux statistiques de test de Dickey-Fuller pour prendre en compte des erreurs d'hétéroscédastique et/ou autocorrélées. Ainsi comme avec le test de Dickey-Fuller (Simple ou augmenté)

il pose comme hypothèses : 
$$\begin{cases} H_0: \text{La série est non stationnaire,} \\ H_1: \text{La série est stationnaire.} \end{cases}$$

```
> pp.test(IHPCciv2018)
```

Phillips-Perron Unit Root Test

```
data: IHPCciv2018
Dickey-Fuller Z(alpha) = -12.71, Truncation lag parameter =
= 0.3809
alternative hypothesis: stationary
```

Philip Perron également rejette la stationnarité de la série IHPC.

### 3.2.6 Test de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt et Shin : Test KPSS

Le test de KPSS contrairement au test de Phillips-Perron et Dickey-Fuller pose comme hypothèse nulle la stationnarité de la série. Il s'agit de tester les deux hypothèses :

$$\begin{cases} H_0: \text{La série est stationnaire,} \\ H_1: \text{La série est non stationnaire,} \end{cases}$$

```
> kpss.test(IHPCciv2018)
```

KPSS Test for Level Stationarity

```
data: IHPCCiv2018
```

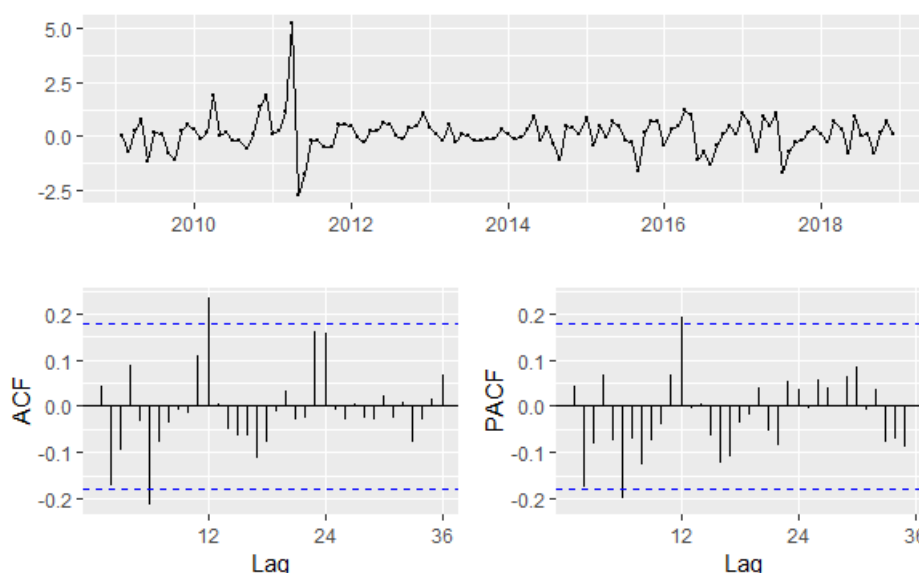
```
KPSS Level = 2.2576, Truncation lag parameter = 4, p-value = 0.01
```

On rejette également  $H_0$  qui est la stationnarité de la série.

### 3.3 Série différencié et centré

#### 3.3.1 Graphe de la série, l'ACF et PACF

FIGURE 3.4 – Série IHPC-CIV différencié



Source : calcul des auteurs

La série IHPC ainsi différenciée ne présente plus de tendance haussière comme il était le cas. La série semble être stationnaire. Cela s'aperçoit assez nettement sur le ACF et le PACF dans la mesure celle ci sont en corcondance avec les ACF et PACF des séries stationnaires.

#### 3.3.2 Test de stationnarité

Le différents test réaliser sur la série différencié relève que la série est stables. Nous avons les résultats de ce test en fonction différents tests de stationnarité :

— **Test de Dickey-Fuller Simple**

### Augmented Dickey–Fuller Test

data: IHPCCiv2018d

Dickey–Fuller = -10.272, Lag order = 0, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

#### — Test de Dickey-Fuller Augmenté

### Augmented Dickey–Fuller Test

data: IHPCCiv2018d

Dickey–Fuller = -8.8669, Lag order = 1, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

#### — Test de Phillip-Perron

### Phillips–Perron Unit Root Test

data: IHPCCiv2018d

Dickey–Fuller  $Z(\alpha)$  = -98.857, Truncation lag parameter = 4,  
p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

#### — Test de KPSS

### KPSS Test for Level Stationarity

data: IHPCCiv2018d

KPSS Level = 0.068917, Truncation lag parameter = 4, p-value = 0.1

## 3.4 Identification du processus

### 3.4.1 Ordre $q$ de la partie MA( $q$ )

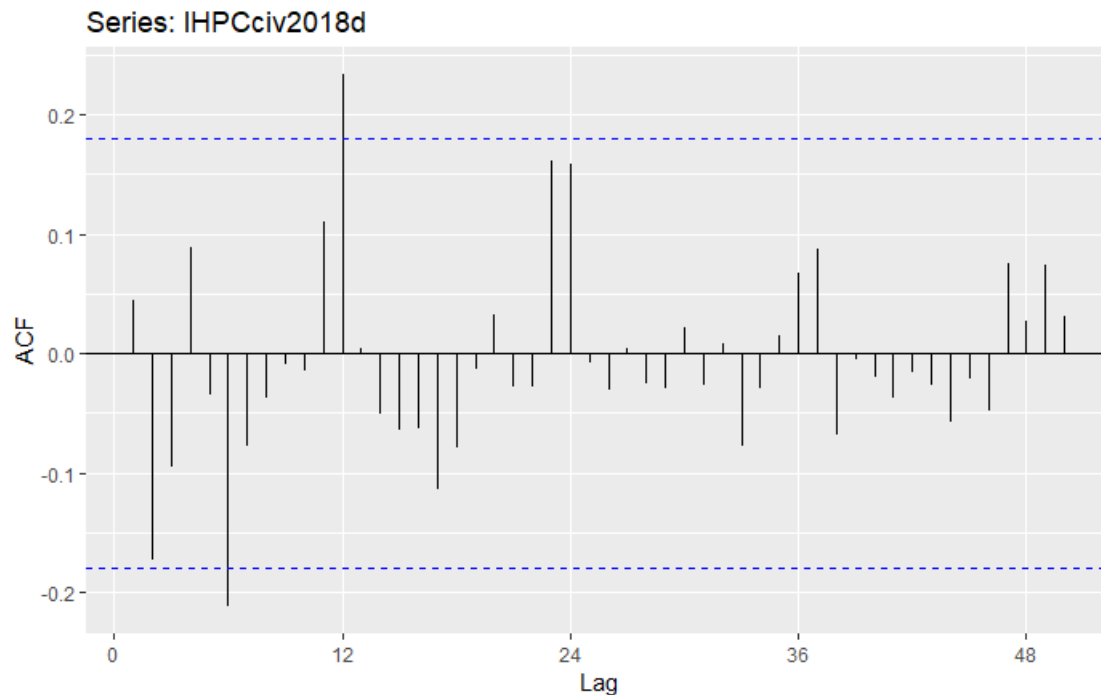
L'ordre  $q$  de la partie MA est donnée se fait a partir du test de Barlett mais peut être aussi proposé a partir d'une simple observations de l'ACF.

Le graphe suivant présente l'ACF de la série différencié.

Ainsi pour déterminer s'il est raisonnable de modeliser notre IHPCCd par une moyenne mobile MA( $q$ ), on utilise les deux résultats suivants :



FIGURE 3.5 – ACF série différenciée



Source : calcul des auteurs

- L'autocorrélation empirique  $\rho(t)$  calculée sur les 120 valeur  $IHPCd_1, \dots, IHPCd_{120}$  suit approximativement une loi gaussienne de moyenne  $\rho(t)$  et ed variance  $1/120$
- L'autocorrélation d'un  $MA(q)$  est nulle à partur du rang  $q + 1$ .

Ces deux résultats nous conduit à choisit les valeurs vraisemblable de  $q$  :  $q = 2$  soit  $q = 6$

### 3.4.2 Ordre p de la partie AR(p)

L'ordre  $p$  de la partie AR est donnée se fait a partir du test de Quenouille mais peut être aussi proposé a partir d'une simple observations du PACF.

Le graphe suivant présente l'ACF de la série différencié :

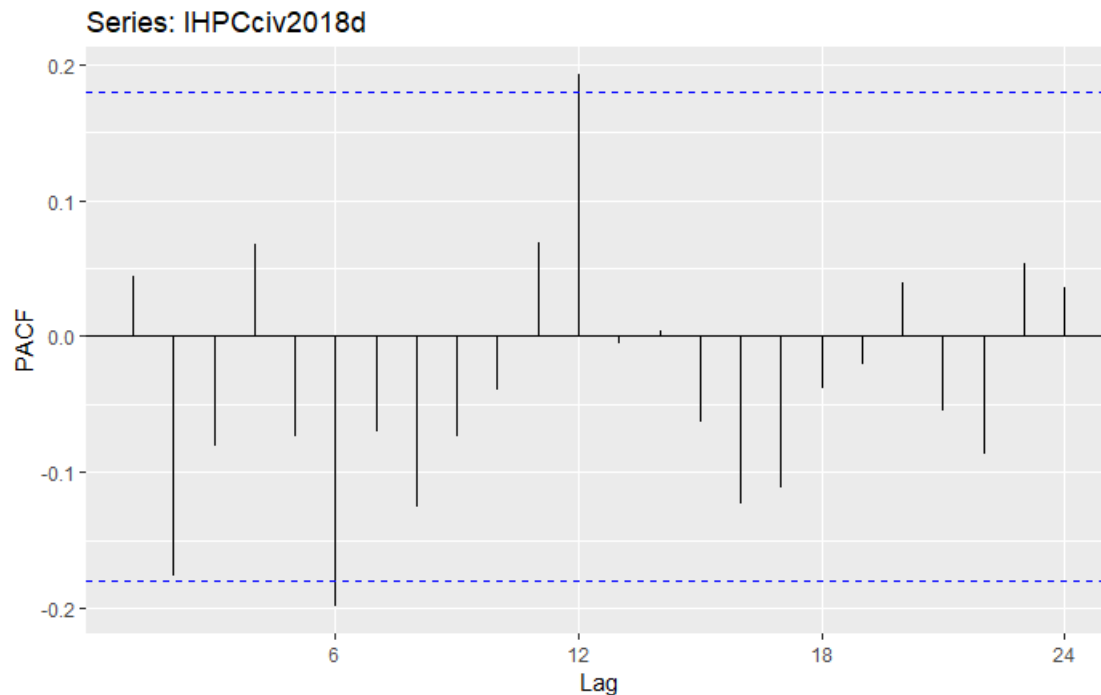
Ainsi pour déterminer s'il est raisonnable de modeliser notre  $IHPCd$  par une moyenne mobile  $AR(p)$ , on utilise les deux résultats suivants :

- L'autocorrélation partiel empirique  $\rho(t)$  calculée sur les 120 valeur  $IHPCd_1, \dots, IHPCd_{120}$  suit approximativement une loi gaussienne de moyenne  $\rho(t)$  et ed variance  $1/120$
- L'autocorrélation partiel d'un  $AR(p)$  est nulle à partur du rang  $p + 1$ .

Ces deux résultats nous conduit à choisit :  $p = 1, p = 2$  ou  $p = 6$

Les modèles qui dévrons donc être estimé sont les suivants :  $ARIMA(1,1,0)$  a cause de la nature du PACF et l'ACF de la série brute :  $ARIMA(1,1,2)$ ,  $ARIMA(1,1,1)$ ;  $ARIMA(2,1,1)$

FIGURE 3.6 – PACF série différenciée



Source : calcul des auteurs

ARIMA(2,1,2), ARIMA(6,1,6).

Dans le cas ou aucun processus ci-dessus ne permet de modeliser notre série nous passerons à une désaisonnalisation de la série et à une intervention avec les processus SARIMA – *intervention* qui permettra de prendre en compte l'effet de la guerre de 2011.

## 3.5 Modèle SARIMA avec intervention

### 3.5.1 Sa formulation

Il ont été par Box et Tiao (1975) pour prendre en compte des ruptures de moyenne ou de tendance. Pour eux ces ruptures sont des conséquences de chocs exogènes sur la série. Ces chocs peuvent être de nature permanent ou transitoire. On apporte ainsi au modèle statistique une information supplémentaire de type qualitatif, qui est intégrée de manière additive au modèle à l'aide de variables déterministes exogènes de type binaire. On espère ainsi fournir une "meilleure" modélisation en terme d'ajustement du modèle aux données, grâce à l'utilisation d'un ensemble informationnel plus grand. Ces chocs peuvent être par exemple une crise financière des grèves ou encore des guerres. Sa formulation est la suivante :

On note  $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$  la suite de variables aléatoires à modéliser, perturbée par une inter-

vention extérieure. Le modèle proposé par Box et Tiao respect :

$$X_t = \sum_{i=1}^m \frac{\omega_i(L)}{\delta_i(L)} Y_{i,t} + \eta_t \quad (3.2)$$

avec :

$\omega_i$  et  $\delta_i$  : Polynôme de degré respective r et m

$\eta_t$  : est supposé suivre un processus SARIMA

$Y_{i,t}$  : La variable de saut

$Y_{i,t}$  est destinée à rendre compte de l'influence d'un phénomène commençant à la date  $T_i$  par un changement de réglementatin. Pour prendre en compte l'influence sur  $X_t$  d'un phénomène ayant eu lieu à la date  $T_i$  uniquement, on définit  $Y_{i,t}$  comme suit :

$$Y_{i,t} = \begin{cases} 0 & \text{si } t \neq T_i, \\ 1 & \text{si } t = T_i, \end{cases}$$

Si par contre, on veut prendre en compte l'influence d'un effet qui s'annulent (une fonction en forme d'impulsion) alors on pose :

$$Y_{i,t} = \begin{cases} 0 & \text{si } T_i > t, \\ 1 & \text{si } T_i \leq t, \end{cases}$$

Une hypothèse fondamentale lors de l'utilisation de l'analyse d'intervention est que la structure du modèle, par exemple SARIMA, soit la même avant et après l'intervention. Ainsi, après avoir déterminé la date d'intervention, on fixe alors les deux sous-ensembles de données correspondant à l'évolution du processus avant et après l'intervention. On ajuste ensuite le même modèle sur chacun de ces deux sous-ensembles.

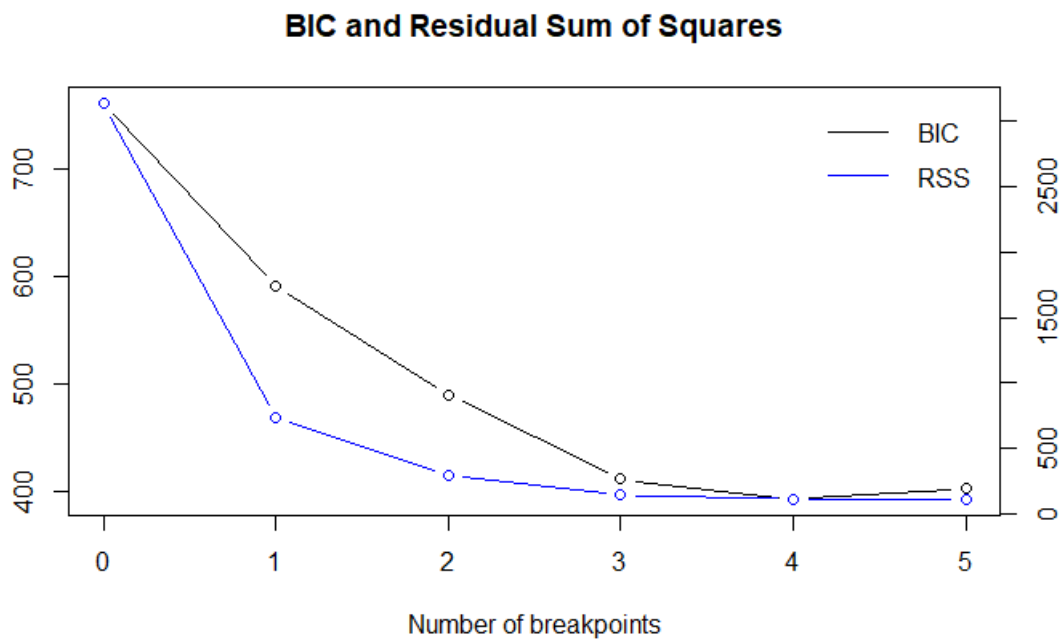
$\delta_i^{-1}(L) \cdot \omega_i(L) Y_{i,t}$  est appelée la  $i_{eme}$  fonction d'intervention. On se réfère également à l'article de Ferrara et Guégan pour une description des quelques types de fonction d'intervention que l'on rencontre.

### 3.5.2 Mise en pratique

Bien vrai que la crise qu'a connu la Côte d'Ivoire, il est donc naturelle de penser que la fonction d'impulsion doit être basée sur la période Novembre 2010 à Avril 2011. Nous laisserons parler les données d'elles mêmes. En effet, nous allons procéder à une ana-

lyse d'intervention sur toute la période d'étude. Le graphe suivant montre les 5 période d'interventuon identifié sur la série IHPC.

FIGURE 3.7 – PACF série différenciée



**Source :** calcul des auteurs

Ces 5 périodes de rupture sont :

Optimal (m+1)-segment partition :

Call :

```
breakpoints.formula(formula = IHPCciv2018 ~ 1)
```

Breakpoints at observation number:

m = 1	42
m = 2	23 47
m = 3	23 46 74
m = 4	23 46 72 96
m = 5	23 46 64 82 100

Corresponding to breakdates :

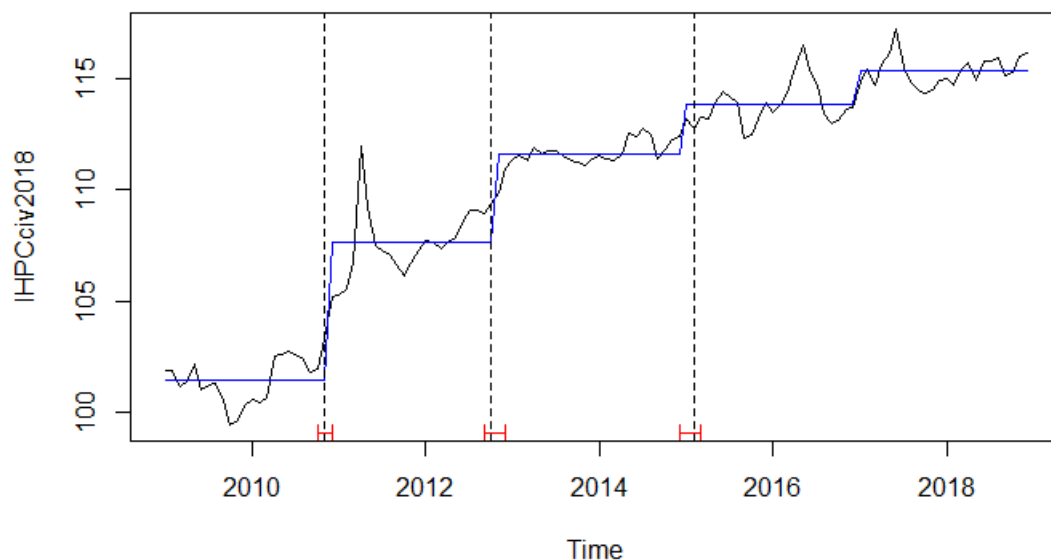
m = 1	2012(6)				
m = 2	2010(11)	2012(11)			
m = 3	2010(11)	2012(10)		2015(2)	
m = 4	2010(11)	2012(10)	2014(12)		2016(12)
m = 5	2010(11)	2012(10)	2014(4)	2015(10)	2017(4)

Fit :

m	0	1	2	3	4	5
RSS	3009.1	709.2	280.7	142.9	116.4	117.0
BIC	736.7	572.9	471.2	399.8	384.8	395.0

selon le résultats précédents nous travaillerons avec  $m = 4$  car les critères RSS et BIC sont minimale. Le graphique donne donc le découpage de notre série avec  $m=4$ .

FIGURE 3.8 – Série IHPC-CIV et intervention



Source : calcul des auteurs

## 3.6 estimation des paramètres du modèle et significatif

### 3.6.1 Modélisation par les ARIMA sans intervention

Pour modéliser notre serie IHPC par les procesus ARIMA, nous avons estimé succinctement les modèle d'ARIMA suivant : ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,2),

### ARIMA(2,1,1),ARIMA(1,1,2)

Dans ces modèles sauf ARIMA(2,1,2) tous les paramètres étaient non significatifs. Toutefois dans le modèle ARIMA(2,1,2) sauf les paramètres AR(2) et MA(2) sont significatifs.

z test of coefficients :

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
ar1	-0.10724	0.12299	-0.8720	0.3832
ar2	-0.88361	0.12464	-7.0891	1.350e-12 ***
ma1	0.18522	0.15658	1.1829	0.2368
ma2	0.79859	0.15937	5.0109	5.418e-07 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Pour pouvoir résoudre le problème de significativité du modèle nous avons différencié toutes ces processus ARIMA pour avoir un SARIMA. Seul les modèles SARIMA(1,1,1)(0,1,0)[12], SARIMA(2,1,2)(1,1,0)[12] et SARIMA(2,1,2)(1,1,0)[12] avaient tous les coefficients significatifs.

### 3.6.2 Modélisation par les SARIMA avec intervention

La mise en oeuvre du SARIMA avec intervention nous conduit à retenir les modèles suivants dont tous les coefficients sont significatifs.

— ARIMA-Intervention(1,1,1)

z test of coefficients :

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
ar1	-0.71900	0.25641	-2.8041	0.005045 **
ma1	0.78525	0.22409	3.5042	0.000458 ***
xreg	0.28494	0.10478	2.7194	0.006540 **

— SARIMA-Intervention(1,1,1)(0,1,0)<sub>12</sub>

z test of coefficients :

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
ar1	0.721104	0.116113	6.2104	5.286e-10	***
ma1	-0.982433	0.043589	-22.5387	< 2.2e-16	***
xreg	0.357395	0.119204	2.9982	0.002716	**

— SARIMA-Intervention(1,1,1)(1,1,0)<sub>12</sub>

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
ar1	0.721104	0.116113	6.2104	5.286e-10	***
ma1	-0.982433	0.043589	-22.5387	< 2.2e-16	***
xreg	0.357395	0.119204	2.9982	0.002716	**

## 3.7 Validité des modèles

### 3.7.1 test de nullité de la moyenne

Tout les test effectué sur la nullité de la moyenne des modèles à conduire a choix de l'hypothèse nulle selon laquelle les rusidus sont de moyenne nulle.

### 3.7.2 Test de non-autocorelation des erreurs

Nous avons utilisé le test de Ljung et Box et de Box et Pierce. Il est ressorti ici également que tous les modèles sont non-autocorelé. Le graphique suivante présente le résultat des test de BP et LJ (p-valeur) pour le modèle SARIMA (1,1,1)(0,1,0) :

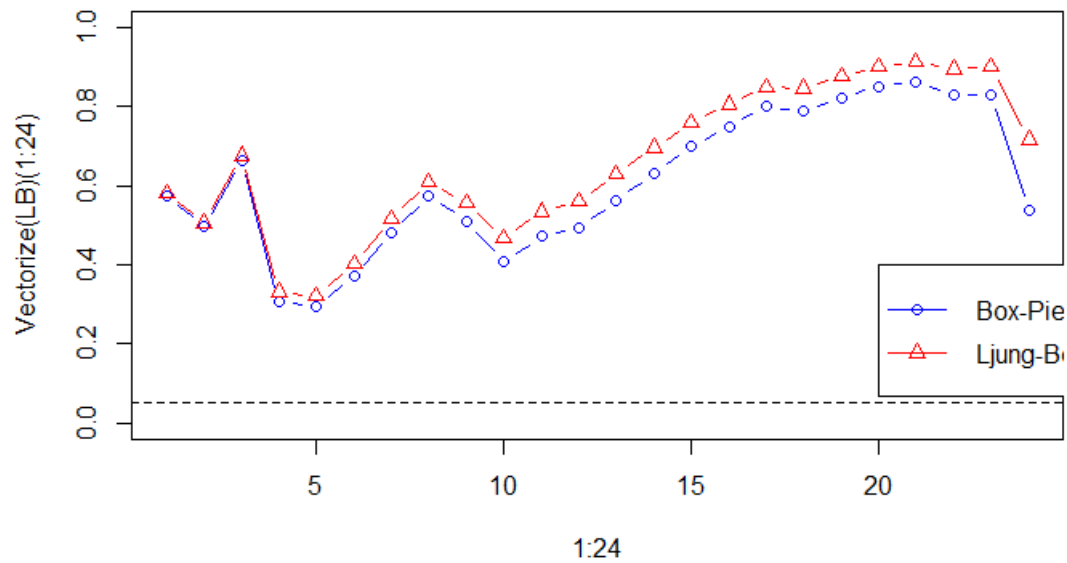
Quant au graphe suivant il présente les p-valeur pour les mêmes tests (LB et BP).

### 3.7.3 Test de normalité des erreurs

Quelques soit le test(Jarques bera , KS ...) et le modèle cela conduit à un rejet de la normalité des erreurs.

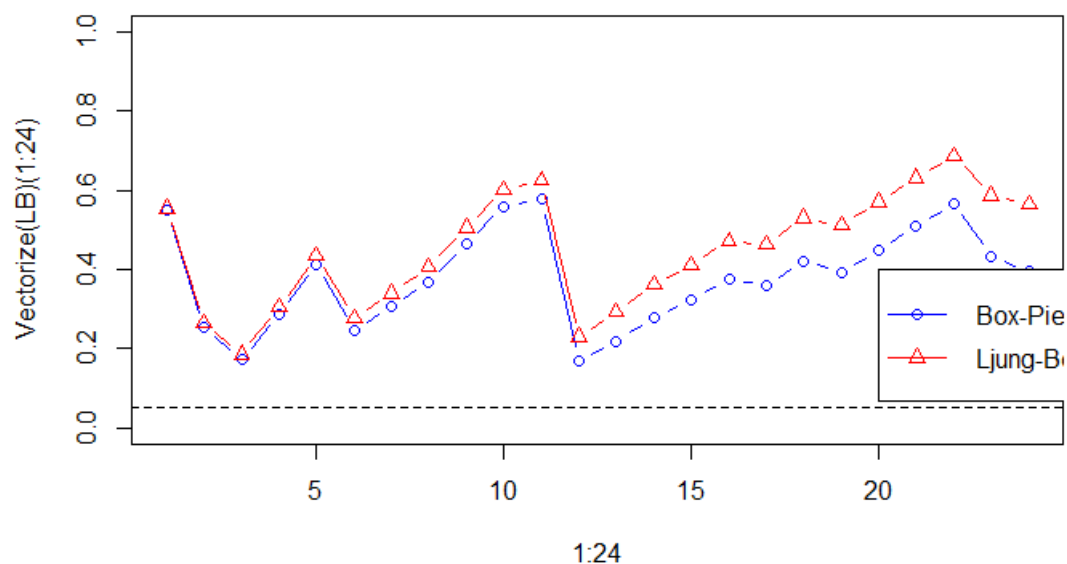
- residu du modèle SARIMA (1,1,1)(0,1,0)
- residu du modèle SARIMA-Intervention(1,1,1)(1,1,0)

FIGURE 3.9 – BP et LB pour SARIMA (1,1,1)(0,1,0)



Source : calcul des auteurs

FIGURE 3.10 – BP et LB pour ARIMA-Intervention(1,1,1)



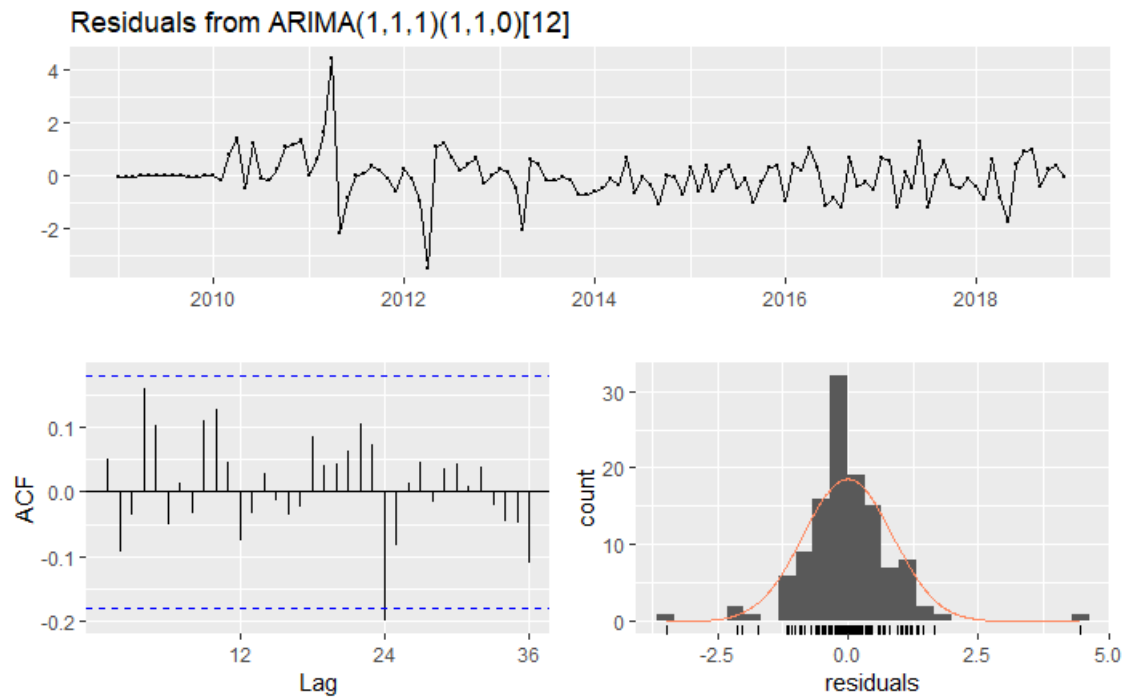
Source : calcul des auteurs

### 3.7.4 Choix du modèle de prévision et critère d'information

On voit que le meilleur modèle au sens des critères d'information est SARIMA-Intervention(1,1,1)(1,1,0). Il sera donc préférable de l'utilisée pour la prévision. Toutefois, les résidus n'étant pas normale il est déconseillé d'utilisé le modèle avec intervention pour la prévision. Donc nous utiliserons SARIMA(1,1,1)(1,1,0).

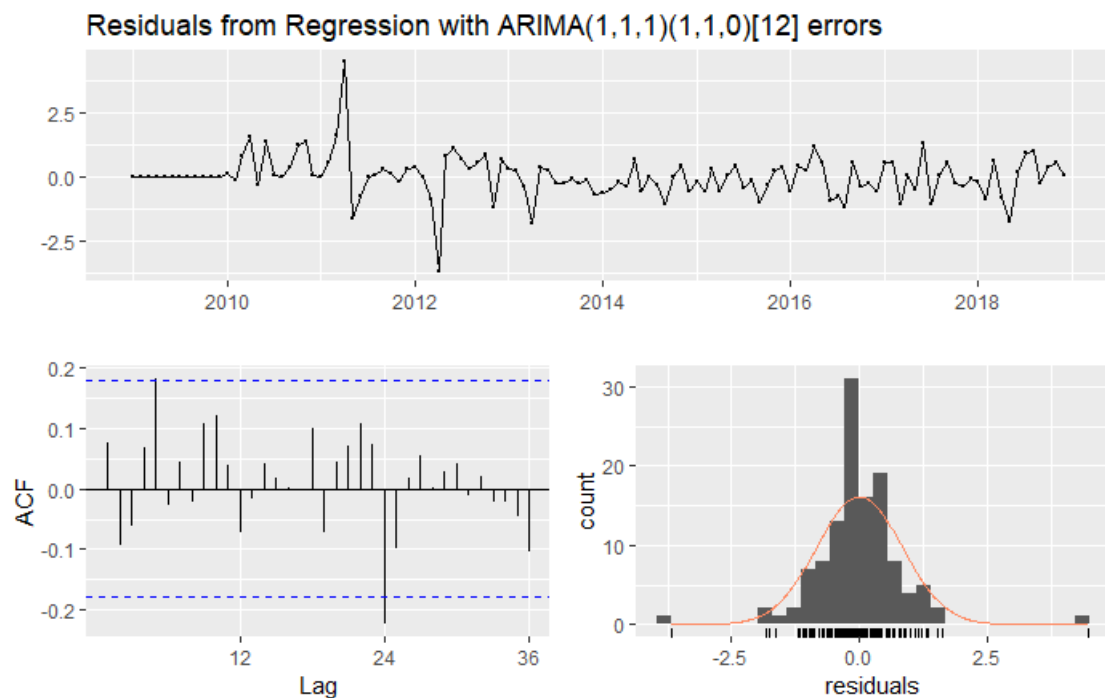


FIGURE 3.11 – Erreur SARIMA (1,1,1)(0,1,0)



Source : calcul des auteurs

FIGURE 3.12 – Erreur SARIMA (1,1,1)(1,1,0)



Source : calcul des auteurs

## 3.8 Prédiction univariée

Donc nous obtenons le tableau suivant des prévision selon le lissage exponentiel double, Holt-Winters et SARIMA :

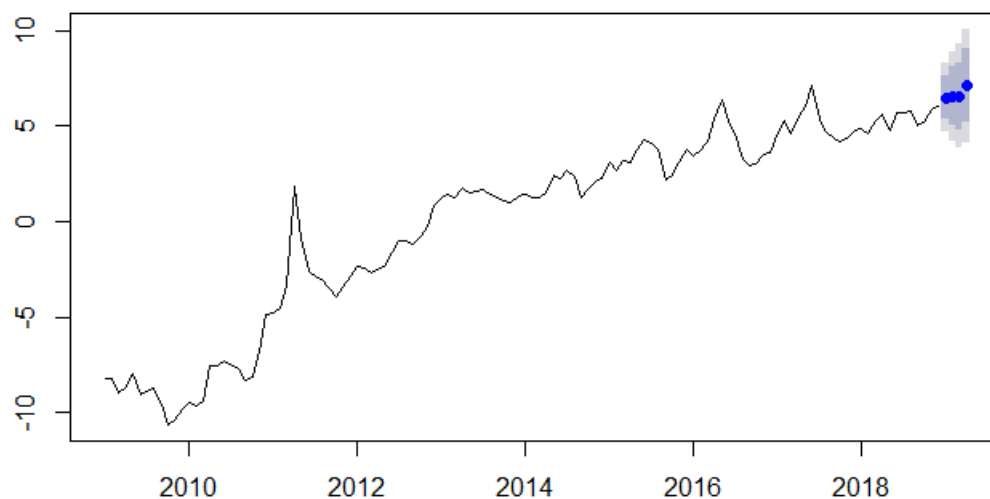
Tableau 3.2 – Les critères d'informations

Modèle \ Critère	RMSE	AIC	BIC
<b>SARIMA (1,1,1)(0,1,0)</b>	0.85	293.4	304.1
<b>SARIMA (2,1,2)(0,1,0)</b>	0.91	310.2	323.5
<b>SARIMA (1,1,1)(1,1,0)</b>	0.85	310.18	304.1
<b>SARIMA (2,1,2)(1,1,0)</b>	0.91	310.2	323.5
<b>ARIMA-Intervention(1,1,1)</b>	0.81	296.5	307.7
<b>SARIMA-Intervention(1,1,1)(0,1,0)</b>	0.92	306.8	317.5
<b>SARIMA-Intervention(1,1,1)(1,1,0)</b>	0.84	290.2	303.6

Source : Les calculs de l'auteur

FIGURE 3.13 – Prévission SARIMA (1,1,1)(1,1,0)

Forecasts from ARIMA(1,1,1)(1,1,0)[12]



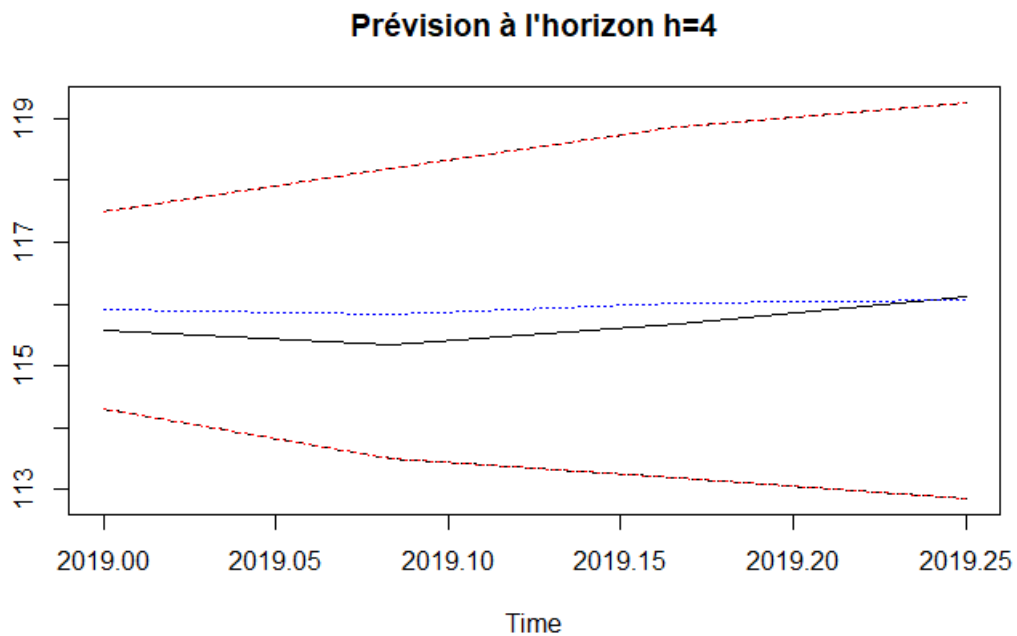
Source : calcul des auteurs

On voit donc la prévision par ARIMA(2,1,2) est beaucoup meilleur que les autres moyens de prévision. Le graphique suivant présente les prévisions selon le modèle ARIMA(2,1,2) ainsi que les valeurs réelles et leurs intervalles de confiance.

Tableau 3.3 – Préviation par lissage exponentiel double

<b>h</b>	<b>Janvier</b>	<b>Février</b>	<b>Mars</b>	<b>Avril</b>
<b>Lissage double</b>	116.39	116.28	116.33	117.24
<b>Holt-Winters</b>	116.31	116.32	116.66	117.82
<b>SARIMA</b>	116.6	116.7	116.7	117.20
<b>ARIMA(2,1,2)</b>	115.90	115.84	116.03	116.06
<b>Valeur réel</b>	115.57	115.35	115.68	116.13

FIGURE 3.14 – Préviation ARIMA (2,1,2)



**Source :** calcul des auteurs

---

## ***Modélisation Multivariée : Les déterminants de l'IHPC par l'approche consommation***

---

### **4.1 Approche méthodologique**

#### **4.1.1 L'approche**

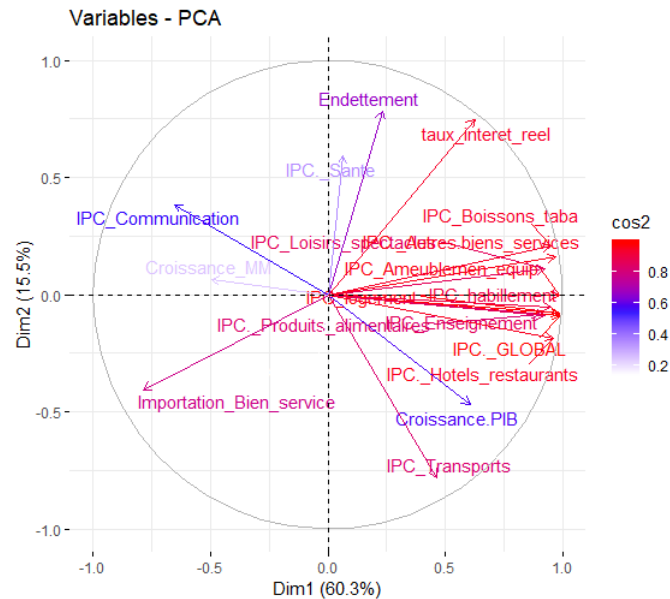
L'approche que nous proposons pour pouvoir étudier les déterminants du taux de change de la Côte d'Ivoire est l'utilisation d'un MCE (Modèle à Correcteur d'Erreur). Ce modèle permettra d'apprécier dans un premier temps l'effet d'un choc sur une variable explicative du niveau d'inflation, sur le niveau des prix à la consommation et dans un second temps de mettre en évidence la nature de la relation entre les causes du phénomène et l'inflation de la Côte d'Ivoire. Pour ce faire nous analyserons de manière chronologique les modèles VAR et le Modèle à Correction d'Erreur (MCE) ou encore MVEC. La problématique à présent réside au niveau du choix des variables explicatives. La section suivante consistera à réaliser une ACP sur donnée temporelle pour voir entre les variables fonctions de consommation et les variables niveau de vie qui s'associer le plus à notre variable explicative qui est l'IHPC-CIV

#### **4.1.2 Choix du type d'approche et de variables**

Le graphique suivante présente les résultats de l'ACP sur donnée de panel que nous avons réalisée sur notre deuxième base.

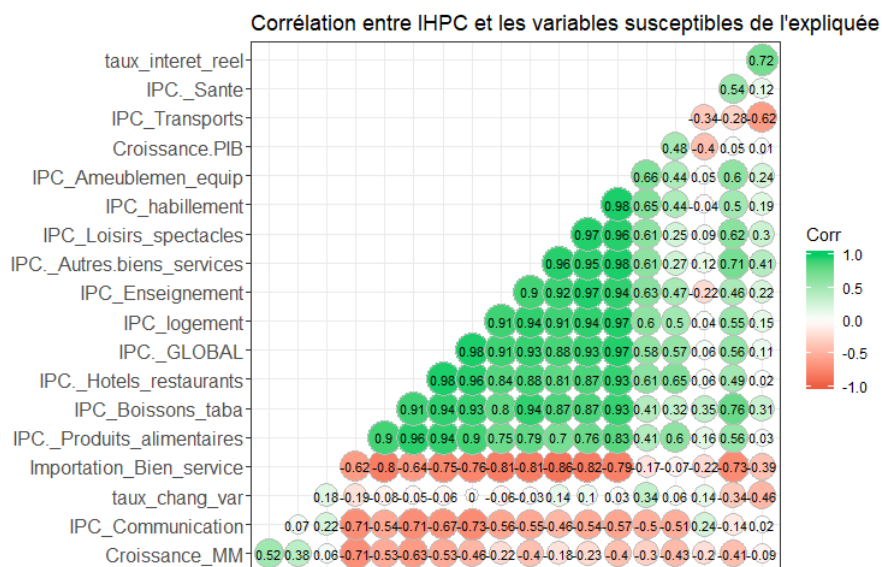
Il ressort que les variables fonctions de consommation sont plus liées à notre variable IHPC. Ce résultat se comprend dans la mesure où l'IHPC est obtenu comme leur

FIGURE 4.1 – ACP sur donnée temporelle



Source : calcul des auteurs

moyenne pondérée. Ainsi nos variables explicatives seront les fonctions de consommation. D'où le nom "approche par les fonctions de consommation". Le nombre de variables étant ainsi de 13 cela peut constituer un frein pour le test de cointégration pour lequel les valeurs critiques ne sont pas toujours tabulées lorsqu'il y'a plus de 10 variables. A partir du graphe précédente nous pouvons éliminer de l'Analyse les variables  $IHP_{C_{santé}}$ ,  $IHP_{C_{communication}}$  et  $IHP_{C_{transport}}$ .



Source : calcul des auteurs

### 4.1.3 Les étapes de la modélisation

### **Approche méthodologique**

- ♣ **Étape 1 :** Test de stationnarité sur les variables ou détermination de l'ordre d'intégration des variables.
- ♣ **Étape 2 :** Test de cointégration entre les variables.
- ♣ **Étape 3 :** Mise en place du test de Johansen pour la détermination du nombre de relations de cointégration.
- ♣ **Étape 4 :** Identification du vecteur de cointégration associé à IHPCg.
- ♣ **Étape 5 :** Estimation par la méthode du maximum de vraisemblance du MVCE et validation du modèle (Johansen).
- ♣ **Étape 6 :** Interprétation des résultats
- ♣ **Étape 7 :** Préviation du MVEC estimé pour un horizon de prévision donné.

## **4.2 Test de stationnarité et de cointégration des variables**

### **4.2.1 Test de stationnarité**

Le test de stationnarité de Dickey-fuller sur le logarithme des fonctions révèle que ces derniers ne sont pas stationnaire. Toutefois, le même test sur les séries différencées conduit à une acceptation de la stationnarité. On en déduit que les séries loguées sont toutes intégrées d'ordre 1. D'où la réalisation du test de cointégration.

### **4.2.2 Test de cointégration**

Nous avons mis en place la procédure de Johansen pour tester la cointégration et le nombre de relation de cointégration.

```
#####  
# Johansen-Procedure #  
#####
```

```
Test type: trace statistic , with linear trend in cointegration
```

Eigenvalues (lambda):

```
[1] 4.742357e-01 3.866670e-01 3.386968e-01 2.609371e-01 2.306877e-01
[6] 1.588706e-01 1.162162e-01 1.059261e-01 8.227038e-02 3.640898e-02
[11] -4.403756e-17
```

Values of teststatistic and critical values of test:

test	LR	10pct	5pct	1pct
r <= 9	4.38	10.49	12.25	16.26
r <= 8	14.51	22.76	25.32	30.45
r <= 7	27.72	39.06	42.44	48.45
r <= 6	42.30	59.14	62.99	70.05
r <= 5	62.71	83.20	87.31	96.58
r <= 4	93.66	110.42	114.90	124.75
r <= 3	129.34	141.01	146.76	158.49
r <= 2	178.14	176.67	182.82	196.08
r <= 1	235.82	215.17	222.21	234.41
r = 0	311.68	256.72	263.42	279.07

Les statistiques de trace ou Statistique du ratio de vraisemblance defini par :

$$LR_{trace}(r) = -T \sum_{i=r+1}^m \log(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (4.1)$$

Ou T est le nombre d'Observations,  $r$  le rang de la matrice,  $\lambda_i$  la  $i^{eme}$  valeur propre et m le nombre de variable du VAR. Cette statistique suit une loi de probabilité tabulée par Johansen et Juselius (1990).

Les valeurs de cette statistique pour les différents tests est donnée :

test	LRtrace(r)
r <= 9	4.38
r <= 8	14.51
r <= 7	27.72
r <= 6	42.30
r <= 5	62.71
r <= 4	93.66
r <= 3	129.34

$r \leq 2 \mid 178.14$

$r \leq 1 \mid 235.82$

$r = 0 \mid 311.68$

Pour  $r = 2$  on observe que la statistique  $LR(2) = 178.14$  est inférieure à la valeur lue donc on ne rejette pas  $H_0$  au seuil de 5% donc on peut extraire deux relation de cointégration. Au seuil de 10% on voit qu'il existe 3 relation de cointegration.

### 4.3 Vecteur de cointégration

Le vecteur de cointégration normalisé associé à IHPCg est donnée par :

$$C = \begin{bmatrix} 1.000000e+00 \\ -3.756753e-01 \\ 6.801786e-02 \\ -3.366079e-01 \\ 2.187166e-02 \\ -1.346193e-02 \\ 1.405435e-02 \\ -6.053264e-02 \\ 2.275729e-02 \\ 6.698339e-03 \\ -4.622157e-05 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

### 4.4 Estimation du MVEC et interpretation

#### 4.4.1 Estimation

L'estimation par la méthode de Maximun de vraisemblance de Johansen conduit aux résultats suivant :

Response IHPCg.d :

Call :

`lm(formula = IHPCg.d ~ ect1 + constant + IHPCg.dl1 + IHPCpa.dl1 +`



IHPCbt.dl1 + IHPCcha.dl1 + IHPClog.dl1 + IHPCae.dl1 + IHPCls.dl1 +  
IHPCchr.dl1 + IHPCe.dl1 + IHPCnca.dl1 - 1, data = data.mat)

Residuals :

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.027509	-0.003695	-0.000019	0.002879	0.044617

Coefficients :

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
ect1	0.043780	0.222271	0.197	0.8442
constant	-0.068538	0.353039	-0.194	0.8464
IHPCg.dl1	-0.271173	0.573151	-0.473	0.6371
IHPCpa.dl1	0.093046	0.169162	0.550	0.5834
IHPCbt.dl1	0.163405	0.110003	1.485	0.1404
IHPCcha.dl1	0.093517	0.120453	0.776	0.4393
IHPClog.dl1	-0.011220	0.092966	-0.121	0.9042
IHPCae.dl1	-0.060477	0.060090	-1.006	0.3165
IHPCls.dl1	0.299708	0.134658	2.226	0.0282
IHPCchr.dl1	-0.036379	0.126275	-0.288	0.7738
IHPCe.dl1	0.014716	0.049043	0.300	0.7647
IHPCnca.dl1	0.002115	0.049387	0.043	0.9659

Residual standard error: 0.00761 on 106 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1274, Adjusted R-squared: 0.02858

F-statistic: 1.289 on 12 and 106 DF, p-value: 0.2356

Il ressort que le modèle n'est pas globalement significatives. Toutefois, etant dans un cadre pratique nous supposerons la significativité et procederons à l'identification des relations de court terme et de long terme.

#### 4.4.2 Relation de long terme

La relation de long terme est donnée par :

$$\text{Log}(\text{IHPCg}_t) = -0.068 - 0.271173 \cdot \text{Log}(\text{IHPCg}) + 0.093 \cdot \text{Log}(\text{IHPCpa.d}) + 0.163 \cdot \text{Log}(\text{IHPCbt}) + 0.093 \cdot \text{Log}(\text{IHPCcha}) - 0.011 \cdot \text{Log}(\text{IHPClog}) + 0.06 \cdot \text{Log}(\text{IHPCae}) + 0.299 \cdot \text{Log}(\text{IHPCls}) - 0.036 \cdot$$

$$\text{Log}(\text{IHPC}_{hr}) + 0.014 \cdot \text{Log}(\text{IHPC}_e) + 0.002 \cdot \text{Log}(\text{IHPC}_{nca}) + \epsilon_t$$

L'équation, rendant compte de l'équilibre de long terme, montre que les fonctions « Loisirs et spectacles », « boissons et tabac » sont celles qui ont le plus d'impact sur le niveau de l'IHPC et donc de l'inflation. A long terme, une hausse de 10 points sur l'indice des prix de la fonction « Loisirs et spectacles » entraîne une hausse de 2,99 points sur le niveau de l'IHPC. Un accroissement de même ampleur sur les indices des fonctions « boissons et tabac » entraînera à long terme une hausse de 1,63 point de l'IHPC et donc de l'inflation. Ainsi on voit toute l'importance des fonctions « Loisirs et spectacles », « boissons et tabac » dans l'explication de l'inflation en Côte d'Ivoire.

Par contre une hausse de 10 point sur l'indice des prix de la fonction « logement » entraînera à long terme une baisse de l'IHPC de 1,1 et une hausse de 10 point sur l'indice des prix de la fonction « hôtel et restaurant » entraînera une diminution de l'IHPC global de 3,3 point et donc de l'inflation.

#### 4.4.3 Relation de court terme

La dynamique de court terme est donnée par :

$$\begin{aligned} \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{gt}) = & -0.271173 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_g) + 0.093 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{pa}) + 0.2 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{bt}) \\ & + 0.093 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{ha}) - 0.011 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{log}) + 0.06 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{ae}) + 0.3 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{ls}) \\ & - 0.036 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{hr}) + 0.014 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_e) + 0.002 \Delta \text{Log}(\text{IHPC}_{nca}) + 0.043 \text{RESIDU}_{-1} + \\ & \epsilon_t \end{aligned}$$

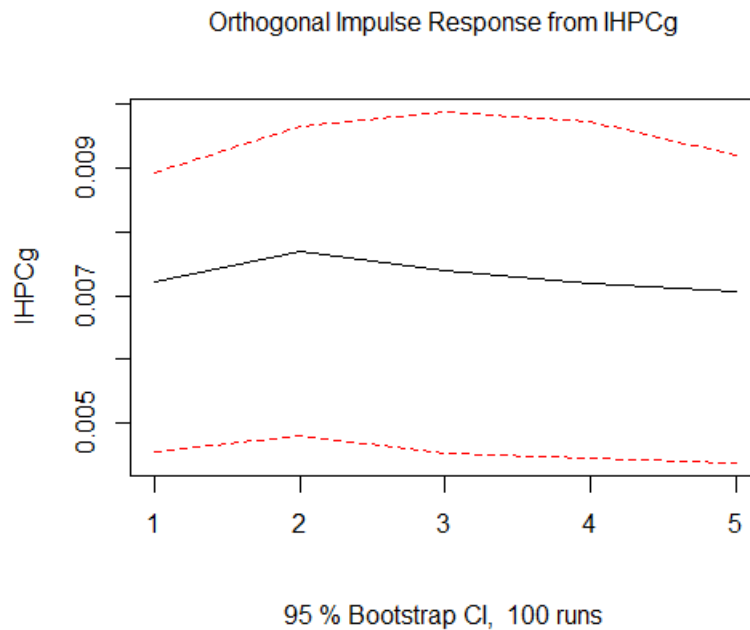
Dans le court terme, une hausse de 10 points sur les loisirs et spectacle, l'enseignement et boissons et tabac entraîne des hausses respectives de 3 point, 0.14 point et 2 point de l'indice des prix à la consommation.

## 4.5 Prévision et décomposition de la variance

## Conclusion et recommandation

Cette étude sur les déterminants de l'inflation avait pour but de faire ressortir les variables les plus pertinentes dans l'explication de l'inflation en Côte d'Ivoire afin de prendre des mesures qui s'imposent face à la montée observée au niveau des prix en 2011. Cette étude, à travers l'approche par les fonctions de consommation a mis en évidence un certain nombre de facteurs tels que le domaine du « Loisirs et spectacle » et

FIGURE 4.2 – Décomposition de la variance de l'erreur



Source : calcul des auteurs

« Boisson et tabac » qui ont un impact négatif sur l'inflation en Côte d'Ivoire. Il s'agira donc pour le gouvernement ivoirien d'intervenir dans ces deux domaines afin de permettre une baisse du niveau d'inflation. Nous formulons donc les recommandations suivantes :

#### recommandations de l'étude

- ♣ **sensibilisation** : Sensibiliser la population sur les dangers liés à la consommation de Tabac et boisson alcoolisée
- ♣ **Formalisation** : Rendre plus formelle les domaines du loisir, spectacles et du « Boisson et tabac »
- ♣ **Suivi continu des statistiques** : Disposer de statistiques fiables dans les domaines du loisir, spectacles et du « Boisson et tabac »

# Table des matières

<b>Tables des figures</b>	<b>iv</b>
<b>Sigles et abréviations</b>	<b>v</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Cadre théorique et méthodologie de l'étude</b>	<b>2</b>
1.1 Définition des concepts de base sur l'inflation et sa détermination . . . . .	2
1.2 Tendance et cause de l'inflation . . . . .	3
1.2.1 Evolution du taux d'inflation en Côte d'Ivoire . . . . .	3
1.2.2 Les causes générales de l'inflation . . . . .	4
1.3 Revue des théories et travaux empiriques sur l'inflation . . . . .	5
1.3.1 L'inflation dans la théorie économique . . . . .	5
1.3.2 Résultats et travaux empirique . . . . .	6
1.4 Donnée et méthodologie de l'étude . . . . .	7
1.4.1 Présentation des données . . . . .	7
<b>2 Analyse descriptive de la série temporelle : L'inflation</b>	<b>9</b>
2.1 Propriété statistique de l'IHPC-CIV . . . . .	9
2.2 Décomposition de la série . . . . .	11
2.2.1 Test de détection de la saisonnalité et choix du modèle . . . . .	11
2.2.2 Désaisonnalisation par régression linéaire . . . . .	13
2.2.3 Désaisonnalisation par X11 . . . . .	14
2.3 Prévision par lissage exponentiel . . . . .	16
2.3.1 Calibrage des données . . . . .	16
2.3.2 Prévision par lissage exponentiel double . . . . .	16
2.3.3 Prévision par Holt-Winters : Le modèle multiplicatif . . . . .	17
<b>3 Modélisation univariée de l'IHPC</b>	<b>19</b>

3.1	Graphe, corrélogramme et densité spectrale de la série IHPC . . . . .	20
3.1.1	Graphe de la série, l'ACF et PACF . . . . .	20
3.1.2	Densité spectrale de la série IHPC : Le périodogramme . . . . .	20
3.2	Test des composantes saisonnières et tendanciels : Test de stationnarité	21
3.2.1	Test de Fisher . . . . .	21
3.2.2	Test de non stationnarité : Test de racine unitaire . . . . .	23
3.2.3	Test de Dickey-Fuller Simple . . . . .	23
3.2.4	Test de Dickey-Fuller Augmenté . . . . .	23
3.2.5	Test de Phillips-Perron . . . . .	24
3.2.6	Test de kwiatkowski, Philips, Schmidt et Shin : Test KPSS . . . . .	24
3.3	Série différencié et centré . . . . .	25
3.3.1	Graphe de la série, l'ACF et PACF . . . . .	25
3.3.2	Test de stationnarité . . . . .	25
3.4	Identification du processus . . . . .	26
3.4.1	Ordre q de la partie MA(q) . . . . .	26
3.4.2	Ordre p de la partie AR(p) . . . . .	27
3.5	Modèle SARIMA avec intervention . . . . .	28
3.5.1	Sa formulation . . . . .	28
3.5.2	Mise en pratique . . . . .	29
3.6	estimation des paramètres du modèle et significatif . . . . .	31
3.6.1	Modélisation par les ARIMA sans intervention . . . . .	31
3.6.2	Modélisation par les SARIMA avec intervention . . . . .	32
3.7	Validité des modèles . . . . .	33
3.7.1	test de nullité de la moyenne . . . . .	33
3.7.2	Test de non-autocorrelation des erreurs . . . . .	33
3.7.3	Test de normalité des erreurs . . . . .	33
3.7.4	Choix du modèle de prévision et critère d'information . . . . .	34
3.8	Prévision univariée . . . . .	35
<b>4</b>	<b>Modélisation Multivariée : Les déterminants de l'IHPC par l'approche consommation</b>	<b>38</b>
4.1	Approche méthodologique . . . . .	38
4.1.1	L'approche . . . . .	38
4.1.2	Choix du types d'approche et de variables . . . . .	38

4.1.3	Les étapes de la modélisation . . . . .	39
4.2	Test de stationnarité et de cointégration des variables . . . . .	40
4.2.1	Test de stationnarité . . . . .	40
4.2.2	Test de cointégration . . . . .	40
4.3	Vecteur de cointégration . . . . .	42
4.4	Estimation du MVEC et interpretation . . . . .	42
4.4.1	Estimation . . . . .	42
4.4.2	Relation de long terme . . . . .	43
4.4.3	Relation de court terme . . . . .	44
4.5	Prévision et décomposition de la variance . . . . .	44
<b>Conclusion et recommandation</b>		<b>44</b>
<b>Tables des matières</b>		<b>46</b>
<b>Références bibliographiques</b>		<b>49</b>

---

## ***Bibliographie***

---

- [1] Commission de l'UEMOA (2007) : les déterminants de l'inflation au niveau de la zone UEMOA *UEMOA-2007*
- [2] (septembre 2003). « L'impact de l'offre locale de produits vivriers sur les prix dans l'UEMOA ». *DIALLO Mamadou Lamine Adama*.
- [3] TESTENOIRE Jean-Pierre (2005). Les causes de l'inflation : les explications conjoncturelles, les explications structurelles et les explications monétaires
- [4] Les déterminants de l'Inflation au Sénégal : Approche par les fonctions de consommation (ANSD-2008), *Baba NDIAYE et Yankhoba J. BADJI*
- [5] F. Bashir, S. Nawaz, K. Yasin, U. Khursheed, J. Khan, and M. J. Qureshi, "Determinants of inflation in Pakistan : An econometric analysis using Johansen cointegration approach," *Australian Journal of Business and Management Research*, vol. 1, no. 5, pp. 71-82, 2011.
- [6] B. Y. Kim, « Determinants of inflation in Poland : A structural cointegration approach, »BOFIT, Discussion Paper, no. 16, 2001.
- [7] M. Kandil and H. Morsy, « Determinants of inflation in GCC, »IMF, working paper 09/82, 2009
- [8] <https://www.cotedivoire.opendataforafrica.org>
- [9] <https://www.ins.ci/>
- [10] <https://data.gouv.ci/>