

Prévision de l'indice des prix à la consommation au Mali : une approche de Box-Jenkins

Forecast of the Consumer Price Index in Mali: A Box-Jenkins Approach

Tiémoko SOUMAORO

Institut National de la Statistique (INSTAT), Mali

Koniba TRAORE, (Maitre-Assistant)

Faculté des Sciences économiques et de Gestion (FSEG)

Université des Sciences Sociales et de Gestion de Bamako (USSGB)

Adresse de correspondance :	Institut National de la Statistique (INSTAT) Mali Code postal : Téléphone : +22376126794 Faculté des Sciences Economiques et de Gestion de Bamako Université des Sciences et de Gestion de Bamako (USSGB)
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	SOUMAORO, T., & TRAORE, K. (2026). Prévision de l'indice des prix à la consommation au Mali : une approche de Box-Jenkins. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(7), 723–738. https://doi.org/10.5281/zenodo.21210465
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 18/05/2026

Accepted: 03/07/2026

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 07 (2026)

Prédiction de l'indice des prix à la consommation au Mali : une approche de Box-Jenkins

Résumé

Le présent article s'inscrit dans la continuité des travaux empiriques existants sur les indices harmonisés des prix à la consommation (IHPC) cherchant à prévoir la dynamique des indices des prix à la consommation au Mali sur les douze mois en 2026. La technique d'estimation de la méthodologie Box-Jenkins a été utilisée pour la prévision à court terme de l'IHPC au Mali. Les données proviennent de l'Institut National de la Statistique (INSTAT) et couvrent la période de janvier 2018 à décembre 2025. Les résultats des tests diagnostiques nous ont permis de choisir le modèle le plus approprié. Ainsi, le modèle ARIMA (2, 1, 2), qui présente les critères d'information les plus faibles, a été retenu pour la modélisation. De même, la moyenne des écarts en valeur absolue (MAPE) est relativement faible (0,52%) par rapport aux valeurs observées et les coefficients U de Theil sont inférieurs à 1. Ces résultats, nous indiquent que notre modèle a une précision de prévision excellente à court terme, mais la qualité de prévision reste modérée. Par conséquent, des recherches complémentaires devraient porter sur la comparaison des performances prédictives de modèles tels que GARCH et le SARIMA avec celles d'un modèle ARIMA pour la décomposition saisonnière, ou encore des approches hybrides ARIMA-RNA (réseaux neuronaux artificiels).

Mots-clés : ARIMA, indice harmonisé des prix à la consommation, l'inflation, Prédiction du modèle, Série temporelle.

Classification JEL : G21 ; G32 ; M12

Type de l'article : Recherche empirique

Abstract

This article follows on from existing empirical work on harmonized consumer price indices (HCPIs) seeking to predict the dynamics of consumer price indices in Mali over the twelve months in 2026. The Box-Jenkins estimation methodology was used for short-term forecasting of the IHPC (Integrated Health Care Plan) in Mali. Data were obtained from the National Institute of Statistics (INSTAT) and cover the period from January 2018 to December 2025. The results of diagnostic tests allowed us to select the most appropriate model. Thus, the ARIMA (2, 1, 2) model, which has the lowest information criteria, was chosen for modeling. Similarly, the mean absolute deviation (MAPE) is relatively low (0.52%) compared to observed values, and Theil's U coefficients are less than 1. These results indicate that our model has excellent short-term forecast accuracy, but the overall forecast quality remains moderate. Therefore, further research should focus on comparing the predictive performance of models such as GARCH and SARIMA with that of an ARIMA model for seasonal decomposition, or even hybrid ARIMA-RNA (Artificial Neural Networks) approaches.

Keywords: ARIMA, Harmonised Index of Consumer Prices, Inflation, Model Forecast, Time Series.

JEL Classification G21; G32; M12

Item type Empirical research

1. Introduction

L'inflation est aujourd'hui, l'un des défis majeurs pour les économies du monde. La flambée des prix des produits de première nécessité et celle de l'énergie ont des répercussions sur les conditions de vie des ménages, puisqu'elles entraînent une augmentation des coûts de la vie et une dégradation de la valeur d'usage de la monnaie. En effet, si la hausse du niveau général des prix n'est pas maîtrisée cela peut constituer une menace pour les ressources, l'environnement, la paix et la sécurité alimentaire. En outre, l'ampleur de l'inflation est disproportionnelle et varie selon les statuts. Les ménages à revenu faible et moyen sont en général plus vulnérables à une forte inflation que les plus riches, en raison de la composition respective de leurs revenus, de leurs actifs et de leurs paniers de consommation (Koné, 2023).

En Afrique de l'Ouest, le niveau général des prix à la consommation a connu une hausse, en moyenne, de 3,6% en 2021 après un recul de 2,1% en 2020 (BCEAO, 2022). Cette évolution est principalement imputable à la hausse des coûts des denrées alimentaires, dont l'impact sur l'inflation globale a atteint à +2,7 points de pourcentage comparé à +1,6 point de pourcentage l'année précédente.

Au Mali, l'inflation s'est établie à 3,2% en décembre 2024, après un pic à 9,7% en 2022 (INSTAT, 2025). Cependant, cette hausse est au-dessous de celle de la zone UEMOA qui était à 3,5% durant la période. De plus, le niveau général des prix à la consommation au Mali a enregistré une hausse, en moyenne, de 3,2% en 2024 après celle de 2,1% en 2023. Cette hausse a été principalement imputée par l'augmentation des prix des produits alimentaires, sa contribution à l'inflation s'est passée de +4,9 en un an.

Par ailleurs, l'une des missions assignées aux instituts nationaux de statistiques figure en bonne place l'analyse de la conjoncture économique au sein laquelle l'étude des prix des biens et services consommés par les ménages. Cette étude de conjoncture suppose non seulement de dégager les grandes tendances d'évolution des prix de paniers, d'estimer les variations saisonnières ou cycliques auxquelles ces prix sont affectés, mais également de pouvoir faire des prévisions de court ou moyen terme concernant en particulier les indices des prix à la consommation. Aussi, le Gouvernement du Mali a mis en place plusieurs mesures pouvant permettre de stabiliser les prix à travers notamment la subvention des prix des hydrocarbures, le gaz, en accordant des exonérations aux opérateurs économiques sur certains produits de première nécessité comme les sucres, le riz, le lait et les farines. En plus de tous ces efforts, le Gouvernement a réduit les taxes sur l'eau et l'électricité. Le Mali, malgré les efforts consentis, la maîtrise et la stabilité des prix demeurent problématiques.

Dans ce contexte, la prévision de l'inflation apparaît essentielle pour la fixation des prix des biens et services consommés par les ménages. Fort de ces constats, l'objectif du présent article est de prévoir les valeurs futures des indices des prix à la consommation des ménages maliens à partir des données historiques de 2018 à 2025 en utilisant l'approche ARIMA. Cependant, plusieurs méthodes sont employées pour la prévision des indices des prix à la consommation. Parmi ces méthodes, on peut citer notamment le lissage exponentiel, le modèle autorégressif intégré à moyenne mobile (ARIMA) et le modèle autorégressif conditionnellement hétéroscédastique généralisé (GARCH). Les modèles ARIMA sont réputés d'être plus robustes et efficaces pour les prévisions à court terme que les modèles prédictifs classiques (Meyler, et al., 1998). Ainsi, l'étude utilisera le modèle ARIMA dans les analyses.

La problématique de cette étude repose sur : Dans quelle mesure le modèle ARIMA constitue-t-il un levier efficace pour évaluer et prévoir l'indice des prix à la consommation, et comment ces prévisions peuvent-elles servir de boussoles dans la stabilisation des prix au Mali ?

La suite de l'article est structurée en quatre sections : la revue de la littérature qui met en lumière les travaux antérieurs en lien avec la thématique étudiée, l'approche méthodologique qui décrit

les techniques utilisées et le modèle retenu, l'analyse des résultats, puis la dernière section présente la conclusion et les implications économiques.

2. Revue de la littérature

Une importante littérature économique est consacrée à l'analyse des prévisions des séries temporelles à court terme. Les prévisions sont des estimations des valeurs futures fondées sur les valeurs observées, mais également sur les valeurs passées. Pour les banques centrales et d'autres instituts financiers les prévisions sont devenus des outils indispensables pour suivre l'évolution des cours de monnaie, des prix, de l'investissement etc. Pour les prix, en raison de sa forte volatilité et du caractère stochastique du marché des biens et services, prédire les prix demeure une tâche ardue. Bien qu'il soit difficile d'effectuer des prévisions parfaites, de nombreux chercheurs ont porté leur attention sur ce problème. Nous allons examiner plusieurs recherches effectuées sur la prédiction de l'indice des prix à la consommation.

Les études d'Atkeson et Ohanian (2001) et Stock et Watson (2007) se penchent sur la qualité de prévision de l'inflation. Leurs résultats montrent que globalement, l'inflation est plus facile à prévoir, mais qu'il est simultanément plus difficile d'incorporer efficacement d'autres informations complémentaires pour produire des prévisions meilleures que les simples modèles de référence. Par contre, Trehan (2015), Inoue et al. (2009), Ang et al. (2007) et Bryan et Gavin (1986) proposent une approche différente, mettant l'accent sur les prévisions issues d'enquêtes ménages pour anticiper l'évolution des prix. En Croatie, Pufnik et Kunovac (2006) ont utilisé le modèle ARIMA pour les projections de l'indice des prix à la consommation. Les résultats indiquent que le modèle est adéquat pour une prévision à court terme de l'inflation. D'autres auteurs traitent également de la prévision de l'inflation à l'aide du modèle ARIMA suivant la méthodologie Box-Jenkins dans l'évaluation du modèle (Alnaa et Ahiakpor, 2011 ; Okafor et Shaibu, 2013). De même, Abderraouf et Kamel (2019) ont employé la technique d'estimation de Box-Jenkins pour prédire l'indice des prix à la consommation en Tunisie. Ils confirment que le modèle ARIMA donne un résultat relativement satisfaisant avec une petite erreur de prévision. Ensuite, Koffi (2022) a fait une analyse comparée entre la méthode de réseaux neuronaux artificiels (RNA) et les méthodes classiques (ARIMA, HOLT-WINTERS) dans la prévision de l'IHPC en Côte d'Ivoire. Il conclut que la méthode basée sur les réseaux neuronaux artificiels (RNA) est la plus performante et améliore la prévision de plus de 90% contre ARIMA de 68% et la méthode Holt-Winters n'améliore la prévision que de 61%. Mahboub et Guerbaz (2024) utilisent les données historiques quotidiennes des actions de Dell Incorporated sur une période s'étalant d'août 2016 à janvier 2024. Leur étude cherche à comparer le modèle ARIMA (Moyenne Mobile Intégrée Auto-Régressive) et les Réseaux Neuronaux Artificiels (ANN) pour savoir lequel de ces deux modèles est le plus approprié dans les prévisions des mouvements boursiers. Ils trouvent que les deux modèles permettent d'obtenir de bonnes prévisions dans l'application à des problèmes réels. Cependant, le modèle des Réseaux Neuronaux Artificiels (ANN) s'est révélé plus précis et meilleur que les modèles ARIMA.

Au Mali, UEMOA (2000) utilise une combinaison des modèles ARIMA et lissage pour prévoir les indices des prix à la consommation. Les résultats indiquent que le modèle ARIMA et la technique de lissage de Holt-Winters sont appropriés pour prévoir l'évolution, à court terme, des indices des prix à la consommation des ménages à Bamako. Ensuite, il affirme que le modèle issu de leur combinaison apporte cependant une amélioration de la précision des prévisions.

Le modèle ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) est un outil statistique puissant pour la prévision de séries temporelles. Cependant, il présente des limites structurelles et des contradictions majeures qui le rendent parfois inadapté aux données complexes ou non linéaires.

Tout d'abord, le modèle repose sur l'hypothèse fondamentale que les relations entre les valeurs passées et futures sont strictement linéaires. Dans la pratique, les données économiques sont assujetties à des comportements chaotiques non linéaires. L'absence de non linéarité, peut conduire à des erreurs de prévision importantes lors de chocs ou de ruptures dans la série (Mahboub et Guerbaz, 2024).

Le modèle n'est employé que sur des séries stationnaires, c'est-à-dire que la moyenne et la variante restent constantes dans le temps. En réalité, les séries temporelles réelles présentent presque toutes des tendances à long terme ou des variations saisonnières (Pufnik et Kunovac, 2006). De plus, le modèle ARIMA se fonde uniquement sur ses propres valeurs passées et sur des erreurs passées. Les études ont montré que l'évolution d'une variable dépend non seulement de ses propres valeurs passées mais également de facteurs explicatifs externes. Pour inclure des variables exogènes, il faut se tourner vers des variantes plus complexes comme le modèle SARIMAX (Amornthum, 2004). Une autre limite avérée est que le modèle est incapable d'anticiper des événements aléatoires (crises économiques, pandémies, nouvelles réglementations). Il projette simplement l'inertie du passé, ce qui le rend obsolète lors de changements de régime brusques (Boaretto et Medeiros, 2023).

La question qui se pose alors est de savoir dans quelle mesure le modèle ARIMA peut-il être efficace pour prédire les indices harmonisés des prix à la consommation (IHPC) ?

Le présent article tente de répondre à cette question. En s'inspirant des travaux existants sur la prévision des indices des prix à la consommation, il entend combler la littérature empirique déjà pauvre sur la thématique au Mali. Cet article se propose alors de prévoir les valeurs futures des indices des prix à la consommation des ménages maliens, en adoptant l'approche de Box-Jenkins (1976).

3. Méthodologie de la recherche

Dans cette partie, nous commençons par présenter le modèle ARIMA, puis nous décrivons la procédure d'estimation des paramètres du modèle Box-Jenkins (1976). Ensuite nous décrivons les tests statistiques utilisés pour mesurer la précision d'une prévision, ainsi que les données utilisées.

3.1. Présentation du modèle

Dans cette étude, nous emploierons la technique de modélisation Box-Jenkins (1976) basée sur les modèles ARIMA. Les modèles ARIMA permettent de combiner trois types de processus temporels : les processus autorégressifs (AR-AutoRegressive), les processus intégrés (I-Integrated), et les moyennes mobiles (MA-Moving Average). En plus, le modèle ARIMA ne s'applique que sur une série stationnaire et permet de combiner trois types de processus aléatoires, la contribution de chacun termes étant précisé par la notation ARIMA(p,d,q), où p est l'ordre du processus autorégressif AR(p), d le degré d'intégration d'un processus I(d), et q l'ordre de la moyenne mobile MA(q). Ainsi, le modèle peut être décomposé comme suit :

3.1.1. Modèles autorégressifs (AR)

C'est l'une des méthodes utilisées pour modéliser des données de séries chronologiques univariées, où la valeur observée actuelle est supposée être une fonction des valeurs passées plus un choc aléatoire. Ce faisant, si un modèle AR n'est pas stationnaire, cela implique que les valeurs précédentes du terme auront un effet non décroissant sur la valeur actuelle de la variable dépendante.

Cela implique que les coefficients du processus MA ne convergeraient pas vers zéro lorsque la longueur du décalage augmente.

Pour qu'un modèle AR soit stationnaire, les coefficients du processus MA correspondant diminuent avec la longueur du décalage, convergeant vers 0.

Le processus $\{X_t\}$ est dit autorégressif d'ordre p , noté **AR (p)** si,

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t, \{\varepsilon_t\} \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

$$X_t - \varphi_1 X_{t-1} - \varphi_2 X_{t-2} - \dots - \varphi_p X_{t-p} = \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\text{Ou encore } (1 - \varphi_1 L^1 - \dots - \varphi_p L^p) X_t = \varepsilon_t \quad (3)$$

On peut dire qu'un processus autorégressif est une combinaison linéaire de la valeur courante de la série par rapport à une ou plusieurs valeurs historiques de la série. Autrement dit, que chaque valeur est corrélée à l'ensemble des valeurs qui la précèdent. Cependant, l'une des faiblesses du modèle autorégressif réside dans le fait que les perturbations passées ne sont pas prises en compte.

3.1.2. Moyenne mobile (MA)

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 :

$$y_t = \mu + v_t, v_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

$$y_t = \mu + v_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (5)$$

$$y_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\Rightarrow y_t = \mu + \theta(B) \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2) \quad (7)$$

Une série temporelle (Z_t) est dite un modèle ARIMA d'ordre (p, d, q), si :

$$\phi(\beta) \partial^d X_t = \theta(\beta) \zeta_t \quad (8)$$

Le processus ARIMA est donc caractérisé par trois valeurs importantes : p : est l'ordre du composant autorégressif, d : le nombre de différences nécessaires pour transformer la série non stationnaire en un processus ARMA stationnaire (p, q) et q : l'ordre de la moyenne mobile.

3.2. Estimation du modèle de Box et Jenkins (1976)

La modélisation des modèles ARIMA de Box-Jenkins (1976) est généralement employée à des fins de prévision partant d'une série chronologique stationnaire dont les valeurs sont éventuellement proches. Il s'agit d'une méthode d'estimation basée sur l'analyse des fonctions d'autocorrélations (FAC) et des fonctions autocorrélations partielles (FAP) comme moyen de déterminer la stationnarité de la variable en question et les longueurs de retard du modèle ARIMA. De plus, il existe d'autres critères d'information qui peuvent permettre de choisir le modèle approprié entre les modèles ARIMA (p, d, q).

En principe, cette approche de Box-Jenkins passe par quatre phases :

- Identification du modèle ;
- Estimation ;
- Vérification diagnostique (principalement pour l'autocorrélation) ;
- Prédiction.

3.2.1. Identification du modèle

La première étape consiste à rendre la série chronologique stationnaire. Cela revient à supposer que la moyenne et la variance de la série sont constantes dans le temps. La meilleure méthode pour éliminer toute tendance est de différencier, c'est-à-dire de remplacer la série originale par la série des différences adjacentes. Pour ce faire, nous allons tester la stationnarité de la série par un test de racine unitaire simple ou bien augmenté (**ADF**) pour déterminer le type de processus de stationnarité à savoir DS ou bien TS. Nous pouvons ensuite déterminer la structure de décalage appropriée dans la partie **AR (p)** du modèle, on utilise alors le PACF ou

corrélogramme partiel et pour la structure de décalage **MA (q)**, on utilise l'ACF ou le corrélogramme. Pour que nous puissions obtenir le modèle **ARIMA (p, d, q)**.

3.2.2. Test de racine unitaire

Comme mentionné précédemment, les tests de racine unitaire appelés « Unit Root Test » permettent à la fois de détecter l'existence d'une non-stationnarité, et de déterminer de quelle non-stationnarité il s'agit (processus TS ou DS) et donc la bonne méthode pour stationnariser la série. Dans cet article, les tests Dickey-Fuller augmenté (ADF), Phillips-Perron (PP) ont été utilisés pour vérifier si notre série est stationnaire.

- **Test de Dickey Fuller Augmenté (ADF)**

Le test de Dickey Fuller Augmenté (1979) est un test de racine unitaire ADF qui teste donc l'acceptation ou le rejet de l'une des deux hypothèses suivantes : $H_0: \rho = 1$ non stationnaire ou bien $H_1: \rho \neq 1$ stationnaire.

- **Test de Phillips Perron (PP)**

Le test de Phillips et Perron (1988) est fondé sur une approche non paramétrique des statistiques de Dickey-Fuller pour prendre en compte des erreurs hétéroscédastiques. Contrairement au test ADF, le test PP ne nécessite pas l'ajout de retards dans la série. Les deux hypothèses du test sont :

- ✓ Hypothèse Nulle (H_0) : La série temporelle possède une racine unitaire (elle n'est pas stationnaire)
- ✓ Hypothèse Alternative (H_1) : La série est stationnaire (ou stationnaire en tendance).

L'avantage de ce test réside dans sa forme fonctionnelle lors du premier processus de la variable qui est applicable à un très grand nombre de problèmes.

3.2.3. Estimation

Les méthodes d'estimations diffèrent selon le type de processus diagnostiqué. Pour le modèle **AR(p)**, la méthode des moindres carrés peut être utilisée ou bien nous pouvons utiliser les relations existantes entre les autocorrélations et les coefficients du modèle (équations de Yule Walker), par contre l'estimation des paramètres du modèle **MA(q)** est plus complexe. Box-Jenkins (1976) propose d'utiliser plutôt une procédure itérative comme palliatif.

Le processus peut s'écrire :

$$: (1 - \theta_1 D - \theta_2 D^2) y_t = (1 - \alpha_1 D - \alpha_2 D^2) \varepsilon_t \quad (8)$$

Finalement on obtient :

$$y_t = v_t - \alpha_1 v_{t-1} - \alpha_2 v_{t-2} \text{ où } v_t = y_t + \alpha_1 v_{t-1} + \alpha_2 v_{t-2} \quad (9)$$

3.2.4. Test de diagnostic ou choix de modèle

Il s'agit de s'intéresser à la validation du modèle **ARIMA (p, d, q)** adéquat qui minimise les critères d'information : Critère d'Information Akaike (AIC), Critère d'Information Akaike Modifié (AICC), Critère d'Information de Bayésien (BIC), puis vérification du modèle en analysant si le résidu est un bruit blanc.

- **Critère d'information Akaike (AIC)**

L'AIC dit de sélectionner le modèle **ARIMA (p, d, q)** qui minimise

$$AIC = -2 \ln L + 2k \quad (10)$$

- **Critère d'information de Bayésien (BIC)**

Le BIC dit de sélectionner le modèle **ARIMA (p, d, q)** qui minimise.

$$BIC = -2 \ln L + 2k \ln(n) \quad (11)$$

Où $\ln L$ est le logarithme naturel de la fonction de vraisemblance estimée et $k = p + q$ est le nombre de paramètres dans le modèle et n observations.

AIC et BIC requièrent tous deux la maximisation de la fonction de vraisemblance log lorsque nous avons comparé AICC à BIC, ce qui entraîne une pénalité plus sévère pour les modèles paramétrés.

3.2.5. Préviation

L'un des tests les plus importants pour évaluer la performance d'un modèle est sa capacité de prévision. Ainsi, pour déterminer la précision d'une prévision, la méthode la plus simple consiste à comparer directement la prévision aux valeurs réelles.

Dans la littérature, divers tests statistiques sont utilisés pour mesurer la précision d'une prévision, la plupart étant basées sur une moyenne des erreurs entre les valeurs réelles et les valeurs prévues à un instant donné t .

La statistique Erreur Quadratique Moyenne (EQM) peut être définie comme suit :

$$EQM = \frac{1}{T - (T_1 - 1)} \sum_{t=T_1}^T (y_{t+s} - f_{t,s})^2 \quad (12)$$

T : taille totale de l'échantillon

T_1 : première observation de prévision hors échantillon

$f_{t,s}$: prévisions à s pas en avant établies au temps t

y_{t+s} : la valeur réelle au temps t

3.2.6. Données

Les données utilisées dans cette étude proviennent de l'Institut National de la Statistique (INSTAT), de 2018 à 2025. Il s'agit des données mensuelles de l'indice harmonisé des prix à la consommation (IHPC) du Mali.

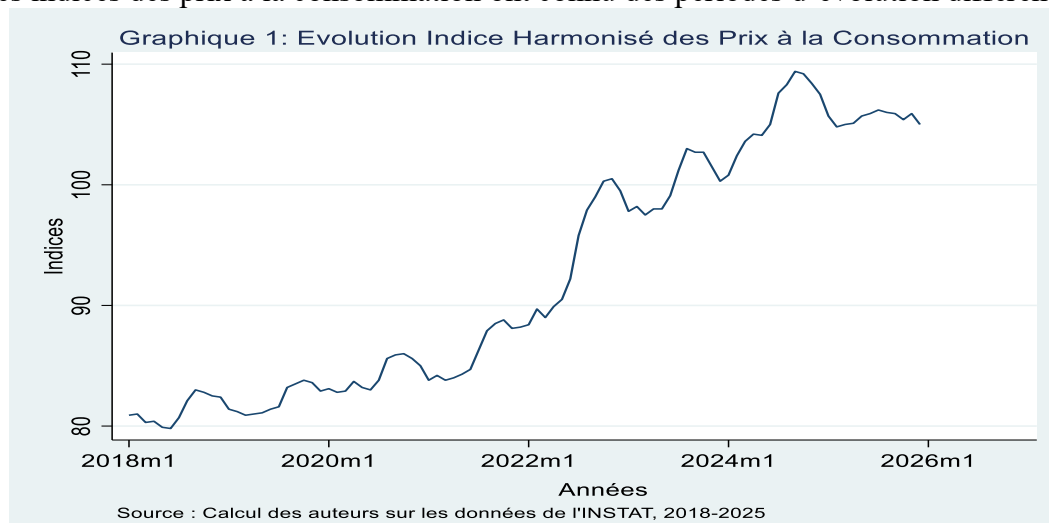
Le logiciel STATA 16 est utilisé dans l'analyse.

4. Résultats et discussions

4.1. Analyse graphique

Nous allons commencer cette partie par une représentation graphique de la série des indices des prix. Cette représentation nous offrira un aperçu global des propriétés de la série, comme la tendance et la saisonnalité, indispensable pour saisir le caractère des mécanismes qui produisent cette série.

Le graphique 1 présente l'évolution du niveau global de l'indice de 2018 à 2025. Il montre bien que les indices des prix à la consommation ont connu des périodes d'évolution différente :



Les indices des prix harmonisés à la consommation sont passés de 80 en décembre 2018 et à plus de 85 en décembre 2021. Il s'ensuit une forte hausse passant d'environ 88 à 100 en 2022 soit 13,64% en à peine un an. Cette hausse a entraîné une inflation annuelle moyenne, qui a augmenté pour atteindre 9,7% en 2022, principalement en raison de l'augmentation des coûts des denrées alimentaires (Banque Mondiale, 2023). La hausse s'est accentuée et devient plus volatile entre 2023 à 2025 avec des pics oscillant autour 109 à 110 avant de repartir à la baisse au début de janvier 2026.

4.2. Tests de racine unitaire

Pour s'assurer que la série est stationnaire, nous avons utilisé deux tests, notamment celui de Dickey-Fuller (ADF) et Phillips-Perron (PP).

Tableau 1 : Test de Dickey-Fuller et Phillips-Perron

		Adj. T-Stat	Probabilité
Test de Dickey-Fuller		-1,716	0,7440
Test de validité des critères	Significatif de 1%	-4,051	
	Significatif de 5%	-3,455	
	Significatif de 10%	-3,153	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			
		Adj. T-Stat	Probabilité
Test de Phillips-Perron		-2,259	0,4568
Test de validité des critères	Significatif de 1%	-4,051	
	Significatif de 5%	-3,455	
	Significatif de 10%	-3,153	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			

Source : Calcul de l'auteur sur les données de l'INSTAT, 2018-2025

Les résultats des tests montrent que les indices des prix à la consommation ne sont pas stationnaires en niveau car les probabilités critiques associées sont toutes supérieures à 5% quels que soient les tests choisis. Ainsi, pour ne pas être confronté à des résultats erronés, nous procéderons aux tests des différences premières.

Le test ADF effectué sur la différence première de l'IHPC global conduit aux résultats suivants:

Tableau 2 : Test de Dickey-Fuller augmenté

		Adj. T-Stat	Probabilité
Test de Dickey-Fuller		-4,902	0.0000
Test de validité des critères	Significatif de 1%	-2,368	
	Significatif de 5%	-1,662	
	Significatif de 10%	-1,291	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			

Source : Calcul de l'auteur sur les données de l'INSTAT, 2018-2025

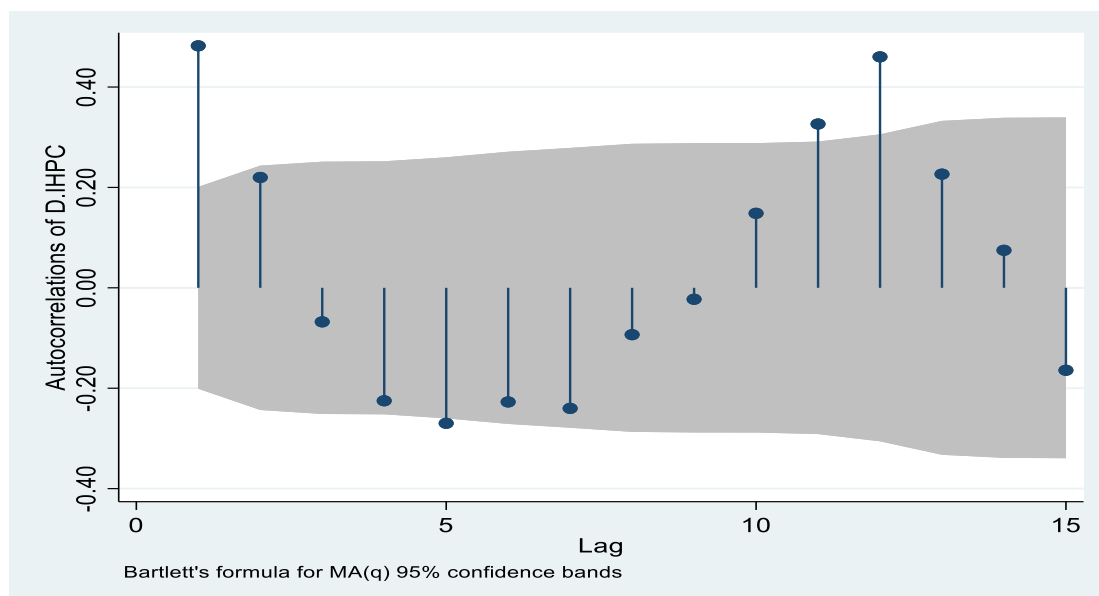
La valeur de la probabilité critique est nulle, l'hypothèse nulle est rejetée pour tous les seuils statistiques conventionnels. La variable IHPC est stationnaire en différence première, elle est donc intégrée d'ordre 1.

4.3. Analyse des fonctions d'autocorrélation simple et partielle

Pour analyser les fonctions d'autocorrélation, il est nécessaire que le processus soit stationnaire. D'après le tableau 2, notre série est stationnaire en différence première et elle est intégrée d'ordre 1.

De plus, les fonctions d'autocorrélations (FAC) et des fonctions autocorrélations partielles (FAP) vont nous servir de moyen pour déterminer les longueurs de retard et les décalages nécessaires de notre modèle ARIMA (p, d, q).

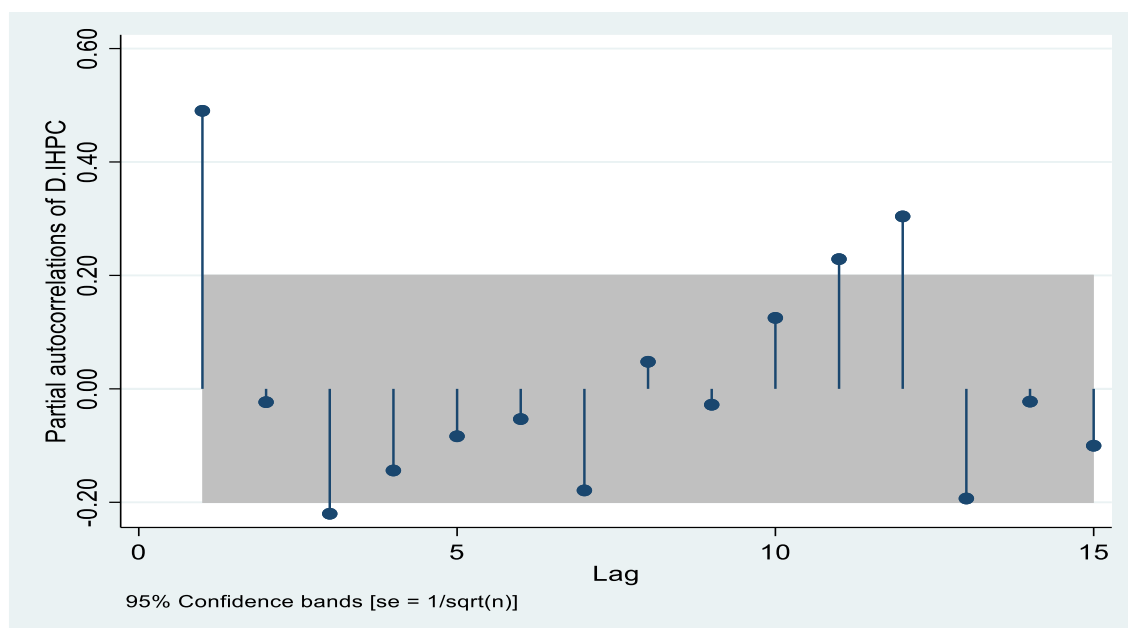
Graphique 2 : Corrélogramme simple de la série différenciée



La première et la treizième autocorrélation sont relativement élevées et elles sont situées en dehors des bandes grises. Ce qui indique qu'elles sont statistiquement et significativement différentes de zéro. Aussi, la douzième autocorrélation sort à peine de la zone de confiance et sa magnitude n'est pas assez grande, nous pouvons conclure à un processus moyenne mobile (MA) d'ordre $q=2$.

Contrairement à l'autocorrélation simple, le premier et le douzième termes de l'autocorrélation partielle (graph. 3) sont relativement forts et sont situés en dehors des bandes grises. Par contre, le troisième et le onzième termes sont en dehors des bandes également, mais ils sortent à peine. Ce qui indique qu'ils sont tous statistiquement et significativement différents de zéro. Nous pouvons donc conclure à un processus autorégressif (AR) d'ordre $p=2$.

Graphique 3 : Corrélogramme partielle de la série différenciée



4.4. Estimation et sélection des modèles

Au vu de la forme des corrélogrammes simple et partiel, nous estimons un modèle ARIMA (2, 1, 2) que nous allons comparer aux modèles ARIMA (2, 1, 1) et ARIMA (3, 1, 2).

Tableau 3 : Procédure de sélection du modèle ARIMA approprié.

Modèle	Akaike info criterion (AIC)	Schwarz criterion (SC)
Modèle ARIMA (2, 1, 2)	233,2619*	248,5852*
Modèle ARIMA (2, 1, 1)	236,6839	249,4533
Modèle ARIMA (3, 1, 2)	243,6732	250,1072*

Source : Calcul de l'auteur sur les données de l'INSTAT, 2018-2025

Les résultats du tableau 3 indiquent des valeurs des critères d'information (AIC et SC). Le modèle ARIMA (2, 1, 2) semble meilleur que les modèles ARIMA (2, 1, 1) et ARIMA (3, 1, 2) puisqu'il présente les valeurs d'information les plus petites. D'où le modèle ARIMA (p=2 ; d=1 ; q=2) est le plus approprié pour modéliser notre série.

Tableau 4 : Estimation des paramètres pour l'ARIMA (2, 1, 2) de l'IHPC

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Constant	.263009	.1034592	2.55	0.011
AR (1)	1.084375	.1848939	5.86	0.000
AR (2)	.4257233	.1934564	2.20	0.000
MA (1)	-1.122405	.1884278	-5.96	0.000
MA (2)	.4135554	.1819188	2.27	0.023
Log likelihood	-110.631			
Wald chi2(5)	326.24			
Prob > chi2	0.0000			

Source : Calcul de l'auteur sur les données de l'INSTAT, 2018-2025

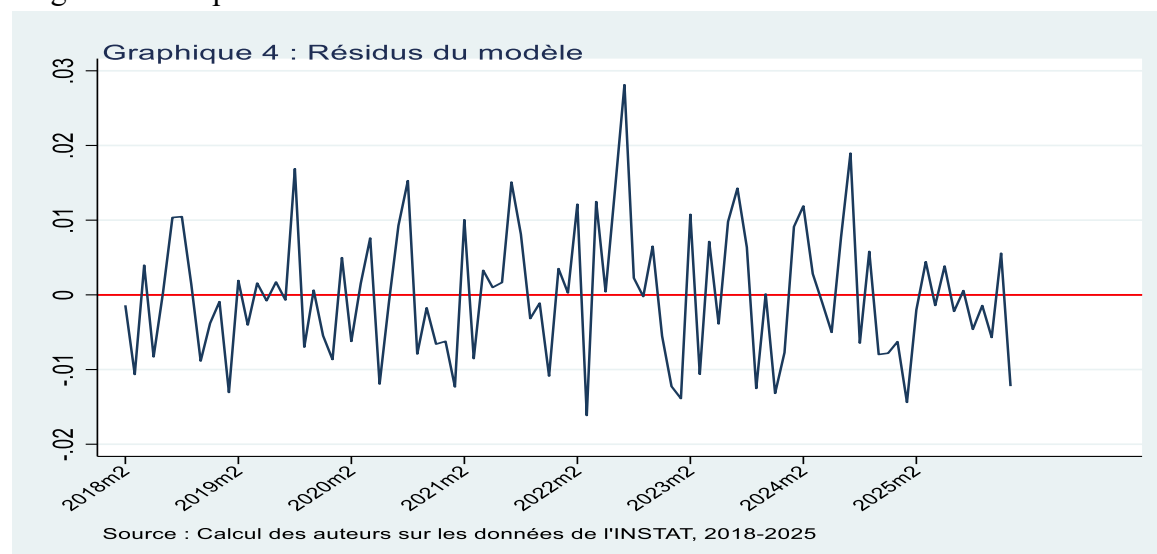
Par ailleurs, le paramètre autorégressif du modèle ARIMA (2, 1, 2) de l'IHPC est statistiquement significativement différent de zéro, comme le montre le tableau 4.

4.5. Validation du modèle

La validation du modèle est une étape indispensable qui nous renvoie souvent à la phase d'identification. Une fois les paramètres du modèle estimés, nous nous intéresserons à l'examen des résidus. Plus précisément, il s'agit d'évaluer la distribution des résidus. Les résidus d'un modèle approprié présentent plusieurs caractéristiques, notamment la normalité, la linéarité, l'homoscédasticité et l'indépendance.

4.5.1. Test d'autocorrélation

Le test d'autocorrélation est utilisé pour savoir si les résidus du modèle ARIMA satisfont aux exigences d'un processus univarié stable.



D'après le graphique 4, on constate que toutes ces valeurs oscillent de manière cohérente autour de la moyenne, autour de point (-0,0050). De plus, tout semble normal pour ces résidus puisqu'ils se situent de manière constante autour de la moyenne. À présent, il suffit donc de confirmer les résultats graphiques à partir des tests de paramètres pour s'assurer que les résidus présentent un bruit blanc.

4.5.2. Test d'hétéroscédasticité

Le test d'hétéroscédasticité du modèle ARIMA vise à évaluer si la variance des résidus du modèle est constante dans le temps.

Les résultats du tableau ci-dessous indiquent que la probabilité critique associée au test est supérieure à 0,05. L'homoscédasticité des résidus est donc vérifiée. Ce résultat vient corroborer l'existence d'un processus de bruit blanc dans notre ARIMA (2, 1, 2) estimé précédemment.

Tableau 5 : Test de portemanteau pour bruit blanc

Portmanteau (Q) statistic	57.4294
Prob > chi2(40)	0.0365

Source : Calcul de l'auteur sur les données de l'INSTAT, 2018-2025

4.5.3. Test de normalité

Dans cette partie, nous cherchons à examiner si les résidus du modèle ARIMA (2, 1, 2), suivent une distribution normale. Pour ce faire, nous effectuons des tests statistiques.

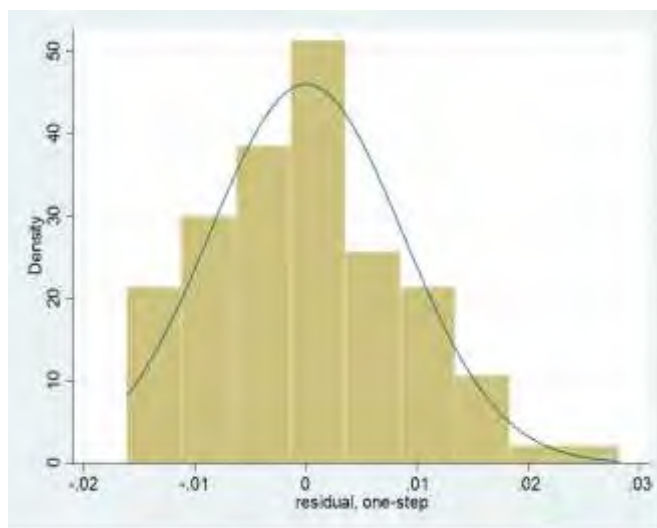
À la lumière des résultats, la probabilité critique associée au test de skewness est de 0,50 supérieure au seuil de 5 %, ceci confirme l'absence d'asymétrie significative.

De même, la probabilité critique associée à la kurtosis est de 0,45, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse d'un aplatissement.

Enfin, le test joint, avec un chi2 de 1,08 et une probabilité critique associée de 0,5821, on accepte alors l'hypothèse de normalité des résidus.

Tableau 6 : Test de normalité —Histogramme

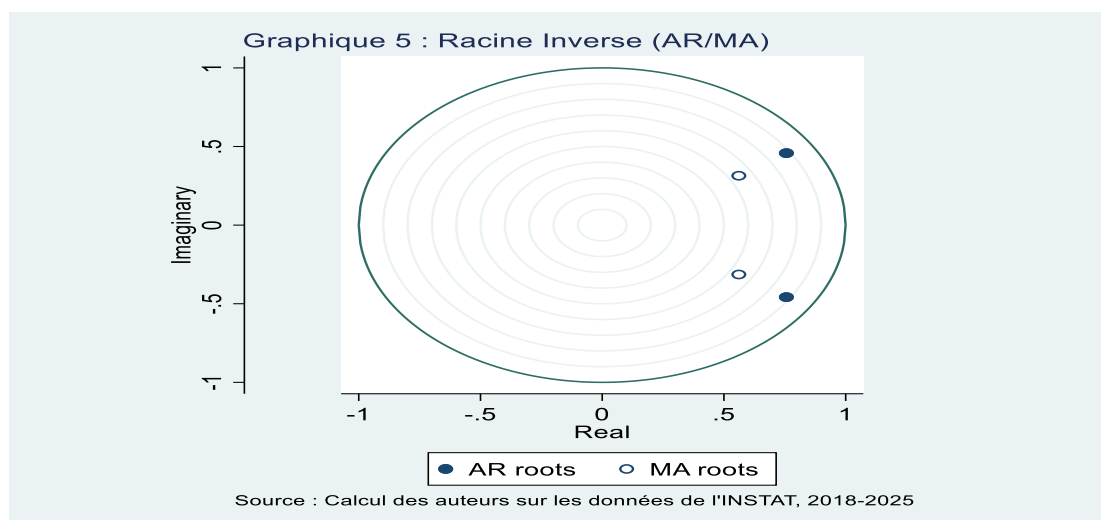
Indicateur	Modèle ARIMA (2, 1, 2)
Skewness	0,16
Pr (Skewness)	0,50
Pr (Kurtosis)	0,45
Chi ² joint	1,08
Prob>chi ²	0,5821



Source : Calcul des auteurs sur les données de l'INSTAT, 2018-2025

4.5.4. Test de stationnarité des résidus

Si le processus ARIMA (2, 1, 2) est stationnaire en covariance, cela implique que les racines inverses doivent se trouver à l'intérieur du cercle unité.



Le graphique ci-dessus illustre le cercle unitaire comportant les racines des polynômes AR et MA du modèle ARIMA (2, 1, 2). Ce graphique est fondamentalement utilisé pour évaluer la stabilité et l'inversibilité du modèle.

Selon le graphique, toutes les racines AR et MA se trouvent à l'intérieur du cercle unité. Le modèle est à la fois stationnaire et inversible. Nous avons la possibilité d'utiliser le modèle ARIMA (2, 1, 2) pour effectuer des prévisions.

4.6. Prévision du modèle

La dernière phase de la modélisation consiste à estimer la valeur future d'une série temporelle en utilisant la méthode Box-Jenkins. Le modèle ARIMA (2, 1, 2) est utilisé pour prévoir l'évolution de l'indice des prix à la consommation (IHPC) sur douze mois en 2026. En effet, plusieurs indicateurs permettent d'apprécier la qualité de la prévision. Les indicateurs les plus couramment utilisés sont le MAPE (Mean Absolute Percentage Error) et le coefficient d'inégalité de Theil. À noter que le coefficient U de Theil est compris entre 0 et 1. Ainsi, la valeur $U < 1$ signifie que le modèle est meilleur qu'une méthode de prévision naïve (marche aléatoire). En revanche, le modèle ayant le MAPE le plus faible sera considéré comme meilleur du point de vue de la prévision.

Tableau 6 : Prévision de l'IHPC

	ARIMA (2, 1, 2)
MAPE	.52064164
THEIL	.8116325

Source : Calcul de l'auteur sur les données de l'INSTAT

Les résultats de la projection du modèle ARIMA (2, 1, 2) sont significatifs au regard des coefficients de MAPE et Theil. L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) est égale à 0,5206%. En plus, le critère U de Theil (0,812) est inférieur à l'unité. Une valeur de Theil de 0,812 indique que notre modèle offre une prévision améliorée par rapport à la prévision naïve (marche aléatoire), cependant sans être une prévision excellente puisque sa valeur reste proche de 1 sans l'atteindre. Toutefois, la qualité de prévision du modèle demeure modérée. Un MAPE inférieur à 1%, comme c'est le cas de notre modèle (0,52%), est considéré comme une précision de prévision très élevée. Cela confirme ce qu'on observe car les valeurs de l'IHPC observées et les valeurs de l'IHPC projetées sont très proches (voir Tableau). Ce résultat confirme les travaux de Koffi (2022), qui conclut que dans le cadre de la prévision de l'inflation en Côte d'Ivoire, le modèle de moyennes mobiles autorégressives (ARIMA) donne une meilleure précision prédictive que les modèles prédictifs classiques tel que le modèle de prévision Holt-Winters (non-saisonnier). Cependant, le modèle LSTM (Long Short-Term Memory) donne des

prévisions plus précises que le modèle ARIMA en s'appuyant respectivement sur les statistiques de MAPE 0,323 pour ARIMA, 0,390 pour HW (non saisonnier) et 0,075 pour LSTM. Des résultats similaires ont été trouvés en Tunisie par Mtiraoui et Kamel (2019), leurs résultats ont montré une faible erreur de prévision ce qui dénote la fiabilité de la qualité de précision du modèle ARIMA à court terme sur la base de l'écart absolu moyen en pourcentage (MAPE) par rapport aux valeurs observées.

Pour confirmer les conclusions issues du tableau 6, il est nécessaire de faire une représentation graphique. D'après le graphique 6, nous constatons que les deux courbes se superposent presque parfaitement sur l'ensemble de la période 2018–2026. De plus, les courbes montrent que le modèle ARIMA est un bon outil pour capter la dynamique à court terme des indices des prix à la consommation. Toutefois, on constate une phase de décélération des indices entre 2018-2021, suivie d'une phase d'accélération en 2022, puis d'une phase de fluctuation de 2023-2024 et enfin le pic et baisse en 2025.

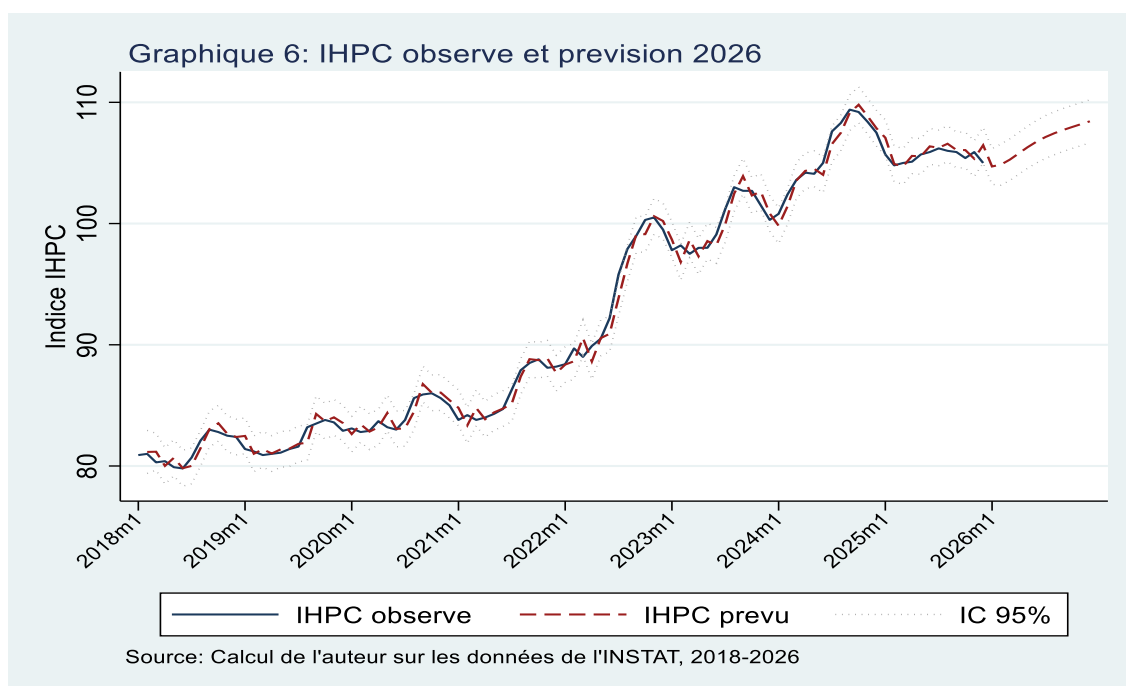


Tableau 7 : Valeurs de l'IHPC réel et l'IHPC projeté

Date	IHPC Réel	IHPC Prévu	Borne Inférieure	Borne Supérieure
01/01/2026	104,9	104,70	103	106
01/02/2026	105,4	104,86	103	107
01/03/2026	105,7	105,27	104	107
01/04/2026	106,2	105,78	104	108
01/05/2026	107,0	106,30	105	108
01/06/2026		106,75	105	109
01/07/2026		107,13	105	109
01/08/2026		107,45	106	109
01/09/2026		107,72	106	109
01/10/2026		107,96	106	110
01/11/2026		108,20	106	110
01/12/2026		108,44	107	110

Source : Auteurs

5. Conclusion

Cet article décrit une méthode de prévision de l'indice des prix à la consommation (IHPC) utilisant des modèles ARIMA univariés. Cette méthode permet de prévoir les valeurs futures des variables à partir du comportement passé de la série.

Pour valider les modèles, la méthodologie de Box-Jenkins a été appliquée. La validation de cette méthode passe par plusieurs étapes, l'une des étapes de la procédure consiste à déterminer le processus stationnaire de la série, suivie de la détermination des longueurs de retard et des décalages à travers les fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF). Ensuite, la validité des modèles ARIMA a été confirmée par l'analyse des tests d'autocorrélations, d'hétéroscédasticités et des tests de stationnarité des résidus. De plus, un diagnostic des résidus a été effectué à l'aide de la statistique de Portmanteau (Q) et par l'analyse graphique des racines inverses (AR/MA) des résidus. Ces résidus, ressemblant bien à un bruit blanc, ont permis d'utiliser les modèles pour prévoir les valeurs des indices des prix à la consommation sur douze mois en 2026 au Mali.

Dans cette étude, le modèle ARIMA le mieux adapté a été utilisé pour prévoir les indices des prix à la consommation et les indicateurs MAPE (Mean Absolute Percentage Error) et les coefficients U de Theil ont été calculés pour les prévisions hors échantillon. Les MAPE calculés pour les prévisions des douze mois en 2026 sont faibles, soit environ 0,52%, et les coefficients U de Theil sont de 0,812, proches de 1. Ces résultats permettent d'affirmer que le modèle a une précision de prévision excellente, mais la qualité de prévision reste modérée. Par conséquent, l'étude recommande d'intégrer d'autres variables indicatrices pour capter les effets structurels liés à la crise sécuritaire au Mali. De même, le modèle prédictif fondé uniquement sur l'IHPC global ne tient pas compte des autres composantes de l'IHPC. Cet aspect doit être pris en compte dans une future étude sur la prévision de l'IHPC au Mali. En outre, des recherches complémentaires devraient porter sur la comparaison des performances prédictives de modèles tels que GARCH et le SARIMA avec celles d'un modèle ARIMA pour la décomposition saisonnière, ou encore des approches hybrides ARIMA-RNA (Réseaux Neuronaux Artificiels).

Références :

- (1). Abderraouf Ben Ahmed Mtiraoui, Haj Kamel (2019). L'indice des prix à la consommation (IPC) en Tunisie : méthode de Box-Jenkins. *Revue d'économie et de statistique appliquée*, 2020, ISSN : 1112234X EISSN : 2600-6642, Vol.16 (N°2). (hal-02521302)
- (2). Alnaa, S. E., and Ahiakpor, F (2011). ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) approach to predicting inflation in Ghana, *Journal of Economics and International Finance*, 3 (5): 328 – 336.
- (3). Ang, A., Geert, B. et Min, W. (2007). Do macro variables, asset markets, or surveys forecast inflation better? *Journal of Monetary Economics*, 54, 1163–1212.
- (4). Amornthum, S., 2004, 'Income Inequality, Inflation and Nonlinearity: The Case of Asian Economies', <http://www2.hawaii.edu/~amornthu/pdf/Paper610.pdf>
- (5). Atkeson, A. et Ohanian, L. E. (2001). Are Phillips curves useful for forecasting inflation? *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 25, 2–11.
- (6). Boaretto, G. et Medeiros, M. C. (2023). Forecasting inflation using disaggregates and machine learning. *Papers 2308.11173*, arXiv.org.
- (7). BCEAO (2022). Rapport sur l'évolution des prix à la consommation dans l'UEMOA en 2021 et perspectives, Juin 2022, Dakar
- (8). Box G.E.P. et Jenkins G.M. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden-Day, San Francisco.

- (9). Bryan, M. F. et Gavin, W. T. (1986). Models of inflation expectations formation: A comparison of household and economist forecasts. *Journal of Money, Credit and Banking*, 18, 539–44.
- (10). Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. : Référence originale du test ADF, cité dans l'article sans être référencé.
- (11). Inoue, A., Kilian, L. et Kiraz, F. B. (2009). Do actions speak louder than words? household expectations of inflation based on micro consumption data. *Journal of Money, Credit and Banking*, 41(7), 1331–1363.
- (12). Koffi Siméon (2022). Prédiction de l'inflation en Côte D'ivoire : Analyse Comparée des Modèles ARIMA, HOLT-WINTERS, et LSTM. Online at <https://mpira.ub.uni-muenchen.de/113961/> MPRA Paper No. 113961, posted 02 Aug 2022 13:57 UTC
- (13). Koné Amadou (2023). Inflation et niveau de consommation des ménages : une analyse sur les pays de l'UEMOA. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8196081>
- (14). MAHBOUB. S. & GUERBAZ. R. (2024). « Analyse comparative entre les modèles ARIMA et les réseaux neuronaux artificiels pour la prédiction des prix des actions », *Revue Internationale du chercheur* « Volume 5 : Numéro 2 » pp : 1-14
- (15). Meyler, A., Kenny, G., & Quinn, T. (1998). Forecasting Irish Inflation Using ARIMA Models. Technical Paper 3/RT/
- (16). Pufnik, A., and Kunovac, D. (2006). Short-Run Inflation Forecasting in Croatia Using Seasonal ARIMA Processes. *Istrazivanja* 1-18, Croatian National Bank, Zagreb.
- (17). Stock, J.H. & Watson, M.W. (2007). Why has U.S. inflation become harder to forecast? *Journal of Money, Credit and Banking*, 39(s1), 3–33. La référence complète doit être vérifiée et ajoutée.
- (18). Trehan, B. (2015). Survey measures of expected inflation and the inflation process. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47(1), 207–222.
- (19). UEMOA (2000). Modèle de prévision pour l'indice des prix à la consommation des ménages à Bamako. Notes d'information et statistiques. https://www.bceao.int/sites/default/files/201712/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