

استخدام نماذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا ARFIMA للتنبؤ
بمعدلات التضخم في الجزائر

Using Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average to predict inflation rates in Algeria

سليمان شيبوط

الطرق الكمية في العلوم الاقتصادية وعلوم إدارة
الأعمال وتطبيقاتها من أجل التنمية المستدامة،

جامعة زيان عاشور، الجزائر 

s.chibout@univ-djelfa.dz

إسماعيل حسني*

الطرق الكمية في العلوم الاقتصادية وعلوم إدارة
الأعمال وتطبيقاتها من أجل التنمية المستدامة،

جامعة زيان عاشور، الجزائر 

ismail.hosni@univ-djelfa.dz

تاريخ النشر: 2024/01/01

تاريخ الاستلام: 2023/09/10

Abstract:

This study aims to model fluctuations of the monthly inflation rates in Algeria for the period from January 2010 to December 2022, using Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average models which are considered one of the most prominent modern models in time series analysis.

After estimating and diagnosing about 225 ARFIMA models, the results of the study showed that the most appropriate model for representing the data of the phenomenon under study is the ARFIMA (9,-0.57,8) model with Intermediat memory, which succeeded in passing all the examinations and diagnostics tests, to ultimately be used for forecasting future values for the next 12 months of the year 2023.

Keywords: Prediction; ARFIMA models; Inflation.

مستخلص:

تهدف هذه الدراسة إلى نمذجة تقلبات معدلات التضخم الشهرية في الجزائر للفترة الممتدة من جانفي 2010 إلى ديسمبر 2022، وذلك باستخدام نماذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية الكسرية (p,d,q) ARFIMA التي تعتبر أحد أبرز النماذج الحديثة في تحليل السلاسل الزمنية.

بعد تقدير وفحص حوالي 225 نموذجا من نماذج ARFIMA، أظهرت نتائج الدراسة أن النموذج الأفضل والأنسب لتمثيل بيانات الظاهرة محل الدراسة هو نموذج ARFIMA (9,-0.57,8) ذو الذاكرة المتوسطة والذي نجح في اجتياز كل الفحوصات والاختبارات التشخيصية، ليتم في الأخير استخدامه في التنبؤ بالقيم المستقبلية لـ 12 شهر قادم.

كلمات مفتاحية: التنبؤ؛ نماذج ARFIMA؛ التضخم

JEL Classification Codes : C22; C53; E31.

مقدمة

إن هاجس التضخم لم يفارق إهتمام العلماء والباحثين وصانعي القرار الإقتصادي منذ زمن بعيد. بحيث أن العناية الخاصة التي حظي بها التضخم كظاهرة تنبع بصفة أساسية من تلك الآثار السلبية المترتبة عنه والتي وتمس مختلف نواحي البنية الاقتصادية مؤثراً بذلك على مدى جودة الأداء الإقتصادي داخليا وخارجيا. فبغض النظر عن الجدال القائم بين مختلف المدارس الإقتصادية بخصوص التضخم ومسبباته، فإن الحقيقة المؤكدة هي أن معدلات التضخم العالية والمتقلبة تشوه الأسعار النسبية، تثبط الإدخار والإستثمار، تعوق النمو الإقتصادي والتنمية ويمكن أن تحفز على عدم الاستقرار الاجتماعي والسياسي.

ومما لا شك فيه أن توقع الإتجاهات المستقبلية لظاهرة التضخم بإستخدام تحليل السلاسل الزمنية الذي يتعبر أحد أبرز الأساليب الإحصائية، سيُمكن متخذي القرار وراسمي السياسات الاقتصادية من بناء خطط قائمة على أسس علمية متينة من شأنها الإبقاء على معدلات التضخم عند مستويات منخفضة. ومن أهم النماذج الحديثة المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية، نجد ما يعرف بنموذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية الكسرية ARFIMA والذي يعتبر إمتداداً لنموذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA.

إشكالية الدراسة

إنطلاقاً من ما سبق تتبلور إشكالية الدراسة في التساؤل الجوهرية التالي: ما مدى مساهمة إستخدام نموذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا $ARFIMA(p,d,q)$ في التنبؤ بمعدل التضخم الشهري في الجزائر للفترة 2010-2022 ؟

فرضيات الدراسة

للإجابة على إشكالية الدراسة إرتأينا وضع الفرضيات التالية:

- تعتبر السلاسل الزمنية الخاصة بمعدلات التضخم من بين السلاسل التي تمتاز بخاصية الذاكرة الطويلة.
- إستخدام نماذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا $ARFIMA(p,d,q)$ في التنبؤ بمعدل التضخم الشهري في الجزائر سيسمح بنمذجة التصرفات قصيرة الأجل للسلسلة الزمنية من خلال معلمات الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة، وأيضا التصرفات طويلة ومتوسطة الأجل من خلال معلمة التكامل الكسري d ، مما سيفضي إلى الحصول على نتائج تنبؤية جد مُرضية.
- إن التحليل الذي جاء به بوكس - جنكينز سمح ببناء نماذج إحصائية غاية في الدقة، لكنه أهمل تلك الحالات التي يكون فيها معامل التفاضل d ذو قيم كسرية، وبالتالي فإن إستخدام نماذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا ARFIMA التي تم تطويرها أساسا لسد هذه الفجوة، سيُمكن من

الحصول على نتائج تنبؤية أكثر دق مقارنة بكل من النموذجين $(P,D,Q)_s$ SARIMA(p,d,q) و ARIMA(p,d,q).

أهمية الدراسة

إن الأهمية التي تكتسبها الدراسة تكمن في بناء نموذج احصائي يسمح بإعطاء قيم تنبؤية دقيقة تتيح لمتخذي القرار توقع الاتجاهات المستقبلية لظاهرة التضخم، ومن ثم رسم سياسات اقتصادية من شأنها الإبقاء على معدلات التضخم عند مستويات منخفضة.

أهداف الدراسة

تسعى هذه الدراسة إلى تحقيق الأهداف التالية:

- فحص نوعية الذاكرة التي تمتاز بها سلسلة التضخم الشهرية في الجزائر من حيث كونها قصيرة المدى أو متوسطة المدى أو طويلة المدى.
- تحديد النموذج الأمثل من بين نماذج ARFIMA للتنبؤ بمعدل التضخم الشهري في الجزائر.
- التنبؤ بالقيم المستقبلية لمعدل التضخم الشهري في الجزائر باستخدام النموذج الاحصائي الأمثل.

منهجية الدراسة

للإجابة على الإشكالية المطروحة وتحقيق أهداف الدراسة تم الإعتماد على المنهج الوصفي في الجانب النظري وذلك بالتطرق الى أهم المفاهيم والأسس النظرية المتعلقة بنماذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا ARFIMA(p,d,q)، أما في الجانب التطبيقي فقد تم الإعتماد على المنهج الإحصائي مدعوماً بأدوات قياسية وإحصائية، مستخدمين في ذلك لغة البرمجة R التي تعتبر بيئة تطوير مفتوحة المصدر ومصممة خصيصاً للتحليل الإحصائي والحوسبة.

الدراسات السابقة

هناك العديد من الدراسات السابقة التي سعى فيها الباحثون إلى تنبؤ بمعدلات التضخم المستقبلية مستخدمين في ذلك مختلف الأساليب وأدوات الكمية، ومن بين هذه الدراسات نذكر ما يلي:

- دراسة (Alexander Boateng and others, 2016) الموسومة بعنوان: الذاكرة الطويلة ونمذجة ARFIMA "حالة معدل تضخم مؤشر أسعار المستهلكين في غانا"، في هذه الدراسة قام الباحثون بتقسيم السلسلة الزمنية لمؤشر أسعار المستهلكين في غانا (GHCPPI) للفترة الممتدة من جانفي 1971 الى أكتوبر 2014 الى سلسلتين جزئيتين، بيانات السلسلة الأولى كانت قبل تطبيق سياسة تكنولوجيا المعلومات وإمتدت من جانفي 1971 الى ماي 2007 أما بيانات السلسلة الجزئية الثانية فقد إمتدت من 2007 جوان الى 2014 أكتوبر وهي فترة تم خلالها تطبيق سياسة تكنولوجيا المعلومات من الطرف الدول الغانية. بعد إستخدام كل من الإختبارين الإحصائيين Whittle و EML تم توصل إلى أن السلاسل الجزئية لمؤشر أسعار المستهلكين في

غانا تتضمن خاصية الذاكرة الطويلة. وخلصت الدراسة إلى أن النموذجين الأكثر ملائمة لنمذجة سلوك السلسلة الزمنية (GHCPi) قبل وبعد إدخال سياسة تكنولوجيا المعلومات في عام 2007 هما $ARFIMA(2,0.499,1)$ و $ARFIMA(3,0.427,1)$ على الترتيب.

– دراسة (Nyoni Thabani, 2019) الموسومة بعنوان: التنبؤ بالتضخم في الجزائر باستخدام نماذج ARIMA، سعت هذه الدراسة إلى نمذجة سلوك السلسلة الزمنية السنوية لمعدلات التضخم في الجزائر الممتدة من 1970 الى 2017 باستخدام منهجية بوكس – جنكينز. وتوصلت الدراسة إلى أن النموذج الأمثل والأنسب هو نموذج $ARIMA(1,1,1)$.

– دراسة (Evgenii V.Gilenko and Daniil V.Smelkov, 2019) الموسومة بعنوان: التنبؤ بالتضخم بناء على تأثير الذاكرة الطويلة " حالة روسيا "، في هذه الدراسة تم الإعتماد على نموذج خطي متعدد يتضمن أهم المتغيرات الاقتصادية المؤثرة في معدلات التضخم. كما أن الباحثين قاما كذلك بنمذجة سلوك السلسلة الزمنية الشهرية لأسعار المستهلكين (CPI) في روسيا للفترة الممتدة من 2000 الى 2018 باستخدام نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا $ARFIMA(p,d,q)$ بعدما أكدت الإختبارات الإحصائية أنها تمتاز بخاصية الذاكرة الطويلة، وأظهرت نتائج الدراسة أن النموذج $ARFIMA(13,0.39,12)$ ذو الذاكرة الطويلة هو النموذج الأمثل والأكثر ملائمة لتوقع الاتجاهات المستقبلية للسلسلة الزمنية محل الدراسة.

1- الجانب النظري

1-1 نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا ARFIMA

نماذج "Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average" والتي نرملها إختصارا بـ ARFIMA هي نماذج تم تطويرها من طرف كل من Granger and Joyeux (1980) و Hosking (1981) وتعتبر إمتدادا لنماذج ARIMA التي جاء بها Box and Jenkins، أين يأخذ معامل التفاضل d قيما حقيقية تنحصر بين (0.5 و -0.5)، وتمثل أهميتها في أنها تسمح بنمذجة التصرفات قصير الأجل للسلسلة الزمنية من خلال معلمات الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة، والتصرفات طويلة الأجل من خلال معلمة التكامل الكسري (Lardic & Valerie , 1999, pp. 47-68).

2-1 الصيغة الرياضية لنموذج ARFIMA

تعتبر هذه النماذج ترجمة في الزمن المتقطع لحركة Brown الكسرية. درجة التكامل ليست من الأعداد الصحيحة بل الحقيقية. نقول أن السلسلة $\{Y_t, t = 1, 2, \dots, T\}$ تخضع للسيرورة $ARFIMA(p, d, q)$ إذا كان (شيخي، 2011، صفحة 367):

$$\phi_p(L)(1-L)^d Y_t = \theta_q(L)\varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

أما في حالة وجود الحد ثابت يمكن إضافة u للمعادلة السابقة كما يلي (Floros , 2009, p. 11) :

$$\phi_p(L)(1-L)^d Y_t = u + \theta_q(L)\varepsilon_t \dots \dots \dots (2)$$

بحيث:

d : معامل التفاضل الكسري، بحيث $d \in [-0.5; 0.5]$.

$\Phi(L)$ و $\theta(L)$: يمثلان على التوالي كثيري الحدود في L للجزئين $AR(p)$ و $MA(q)$.

ε_t : تشويش أبيض، وهو يتبع التوزيع الطبيعي $(0, \sigma_\varepsilon^2)$ *i. i. d.*

u : متوسط السلسلة الزمنية Y_t .

$(1-L)^d$: معامل التأخير للفروق الكسرية، والذي يمكن حسابه وفق الصيغة الرياضية التالية

(Terraza & Bourbonnais, 2010, p. 282) :

$$\begin{aligned} (1-L)^d &= \sum_{j=0}^{\infty} C_j^d (-L^j) \\ &= 1 - dL - \frac{d(1-d)}{2} L^2 - \dots - \frac{d(1-d) \dots (j-d-1)}{j!} L^j - \dots \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j (L^j) \quad \dots \dots \dots (3) \end{aligned}$$

3-1 التحقق من خاصية الذاكرة الطويلة

1-3-1 مفهوم الذاكرة الطويلة

الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية تُعرف من طرف Robinson على أنها وجود إرتباطات ذاتية عند فترات متأخرة طويلة، إن السلسلة الزمنية Y_t تكون ذات ذاكرة طويلة إذا كانت الإرتباطات الذاتية ρ_t تستوفي الشرط التالي (Rathod, Narain Singh, Kumar Paul, & K. Meher, 2017, p. 104) :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=-n}^n |\rho_i| \rightarrow \infty \dots \dots \dots (4)$$

حيث ان n هو عبارة عن حجم العينة. بشكل عام يمكن القول بأن وجود عمليات الذاكرة الطويلة تعني ضمناً أن العملية مُكونة من الكثير من الإرتباطات الزمنية. فالتعريف السابق يوضح أن مجموع الارتباطات

الذاتية المطلق لا نهائي مما يدل أن دالة الارتباط الذاتي تتناقص متجهة إلى الصفر ببطء شديد حيث ناتج مجموعها لانهائي.

هناك أيضا تعريف آخر للذاكرة الطويلة اذ يمكن القول أن العملية الثابتة Y_t هي عملية ذات ذاكرة طويلة إذا كان هنالك عدد حقيقي a حيث $0 < a < 1$ وعدد ثابت c حيث $c > 0$ وفق العلاقة التالية (Valérie, 1998, pp. 194-195):

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\rho(k)}{c \cdot k^{-a}} = 1 \quad \dots \dots \dots (5)$$

حيث ρ هي عبارة عن الارتباط الذاتي و k هي درجة التأخير أو التباطؤ. وما يمكن ملاحظته هو انه عندما يميل التأخير k الى اللانهاية فإن الارتباطات الذاتية $\rho(k)$ تتناقص بشكل بطيء جدا (على شكل قطع زائد) في حالة وجود ذاكرة طويلة إذا ما قورنت مع تلك السلاسل الزمنية ذات الذاكرة القصيرة التي تتناقص بشكل أسي متجهة نحو الصفر بسرعة وفق العلاقة التالي:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=-n}^n |\rho_i| \rightarrow k \quad \dots \dots \dots (6)$$

في هذه الحالة نستطيع القول أن العملية تتميز بخاصية الذاكرة القصيرة (Sowell, 1992, p. 279).

2-3-1 التحقق من خاصية الذاكرة الطويلة باستخدام الاشكال البيانية

هناك العديد من الأشكال البيانية التي يمكن من خلالها التحقق من وجود خاصية الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية ومنها: رسم Periodogram Plot (Periodogram Plot) والذي هو عبارة عن تقدير لدالة الكثافة الطيفية، رسم الارتباط الذاتي (ACF Plot)، رسم R/S (R/S plot)، رسم التباين (Variance Plot) ورسم التباين (Variogram Plot Variogram).

3-3-1 التحقق من خاصية الذاكرة الطويلة باستخدام الإحصائيات

تعتبر كل من إحصائية Hurst التي اقترحها الباحث Hurst سنة 1951 وإحصائية R/S المعدلة التي جاء بها الإحصائي Lo سنة 1991 من أهم وأكثر الإختبارات إستعمالا للكشف عن ما إذا كانت السلسلة الزمنية محل الدراسة تمتاز بخاصية الذاكرة الطويلة. وتجدر الإشارة إلى أنه يمكن أيضا إيجاد معامل Hurst باستخدام مقدر Whittle والذي هو عبارة عن طريقة تقدير غاوسي شبه بارامترية لا تتطلب تحديد نموذج بارامترى للبيانات وإنما تعتمد فقط على تحديد شكل دالة الكثافة الطيفية للسلسلة الزمنية. وقد كان (1987) Künsch أول من إقترح هذا الأسلوب ثم تم تطويره لاحقاً بواسطة (Robinson, 1995) (1999) Velasco ومؤلفون آخرون فرعيون (Han Lin, 2020, pp. 14-15).

وقد توصل الباحثون إلى وجود علاقة قوية بين معامل التفاضل الكسري d ومعامل Hurst (H) بحيث: $d = H - 1$ وهذا ما سمح بتصنيف السلاسل الزمنية بدلالة قيم المعامل (d) وحسب تغير قيم مُعامل

Hurst (مدوري و مكيديش، 2017، الصفحات 163-164)، كما يلي (Terraza & Bourbonnais, 2010, pp. 283-288)

– إذا كان $H = \frac{1}{2}$ يكون $d = 0$ فانه لا يوجد أي إرتباط بين الأحداث الماضية والحاضر، وعليه فإن السلسلة الزمنية لا تمتاز بخاصية الذاكرة الطويلة ويصبح نموذج ARFIMA عبارة عن نموذج ARMA عادي.

– إذا كان $1 > H > \frac{1}{2}$ يكون $0 < d < \frac{1}{2}$ فإن السلسلة تتميز بذاكرة طويلة، حيث تكون الإرتباطات قوية كلما إقترب H من الواحد. ويصبح نموذج ARFIMA نموذجا مستقر بذاكرة طويلة.

– إذا كان $0 < H < \frac{1}{2}$ يكون $-\frac{1}{2} < d < 0$ في هذه الحالة لا تكون السلسلة ذات ذاكرة طويلة وفي نفس الوقت لا تسلك سلوك نماذج ARMA، وعليه فإن نموذج ARFIMA في هذه الحالة يستعرض خاصية الذاكرة الوسيطة التي يُسميها Mandelbrot بـ «ضد الصمود». تكون الارتباطات الذاتية في حالة تبادل إشارات مراحل إرتفاع متبوعة بمراحل إنخفاض.

4-1 طرق تقدير نماذج ARFIMA

هناك العديد من الطرق المقترحة من طرف الباحثين من أجل تقدير نماذج ARFIMA حيث قُسمت هذه الطرق الى قسمين رئيسيين وهما:

- طرق ذات المرحلتين
- الطرق بمرحلة واحدة (طرق الإمكان الأكبر)

1-4-1 طرق التقدير بمرحلتين

في هذه الطرق يتم في المرحلة الأولى تقدير معلمة التفاضل الكسري d بإستخدام طريقة المربعات الصغرى وذلك بعد كتابة النموذج ARFIMA بدلالة الصيغة الرياضية لبيانها الدوري بإستخدام العلاقات المثلثية، وفي المرحلة الثانية تتم عملية التقدير وذلك بالإعتماد على الطرق التقليدية الإعتيادية المستخدمة في منهجية بوكس جنكينز للتمثيل ARMA للسلسلة المحولة التي تتميز بالتفاضل الكسري.

تعتبر طريقة (Geweke et Porter-Hudak 1983) من بين أكثر الطرق إستعمالا لتقدير وإختبار معلمة التفاضل الكسري للنموذج ARFIMA. كما أن هناك طرق تقدير أخرى نذكر من أهمها ما يلي:

- Periodogram Estimator \hat{d}_p
- Smoothed Periodogram Estimator \hat{d}_{sp}
- Robinson Estimator \hat{d}_R

2-4-1 طرق التقدير بمرحلة واحدة (طرق الإمكان الأكبر)

تعتبر طرق الإمكان الأكبر من بين أكثر الطرق فاعلية لتقدير معلمة الذاكرة الطويلة d ، والتي يتم فيها تقدير معامل التفاضل الكسري d بالموازاة مع معاملات النموذج ARFIMA، وتتطلب هذه الطرق أن تكون السلسلة الزمنية مستقرة أو أن يتم تحويلها إلى سلسلة مستقرة، هناك عدة طرق للتقدير بمرحلة واحدة نذكر من أهمها ما يلي:

Exact Maximum likelihood (EML) –

Modified Profile Likelihood (MPL) –

Conditional sum of square (CSS) –

2- نمذجة قياسية لظاهرة التضخم في الجزائر للفترة (جانفي 2010 – ديسمبر 2022)

1-2 طبيعة ومصادر بيانات السلسلة الزمنية الشهرية لمعدل التضخم INF:

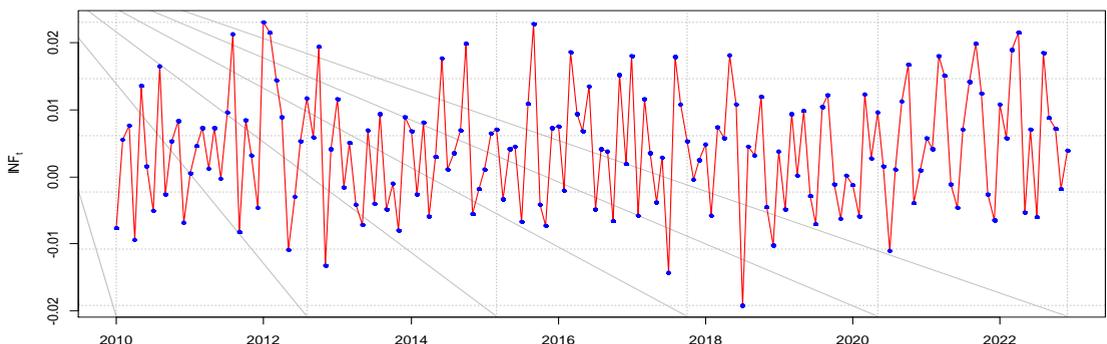
سيتم في هذه الدراسة استخدام السلسلة الزمنية الشهرية لمعدل التضخم في الجزائر (INF)، للفترة الممتدة من جانفي 2010 إلى ديسمبر 2022 بواقع 156 مشاهدة. السلسلة الزمنية (INF) تم إعدادها بالإعتماد على مؤشر أسعار المستهلكين (CPI) الصادر عن صندوق النقد الدولي، بحيث أن المعدل الشهري للتضخم يُعبر عن ذلك التغير النسبي الحاصل في مؤشر الأسعار (CPI) من شهر إلى آخر، وبناء على هذا فإن معدل التضخم لكل شهر يحسب من وفق العلاقة التالية:

$$INF_t = \frac{CPI_t - CPI_{t-1}}{CPI_{t-1}} \times 100$$

2-2 دراسة وصفية لبيانات سلسلة التضخم INF

الشكل رقم (1): السلسلة الزمنية الشهرية لمعدل التضخم في الجزائر خلال الفترة 2010-2022

monthly rate of inflation



المصدر: من اعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

يظهر جلياً من خلال ملاحظة الشكل (1) أن السلسلة الزمنية الشهرية لمعدل التضخم (INF) إتسمت بوجود أنماط شبه منتظمة لتقلبات الصعود والهبوط طيلة فترة الدراسة. إن هذه التقلبات التي تتكرر تقريبا بنفس الوتيرة كل سنة تُرجح بقوة إمكانية وجود مركبة موسمية في السلسلة الزمنية (INF)، وذلك لأن أسعار الإستهلاك في الجزائر عادةً ما تتأثر بعوامل موسمية (مناخية، تقليدية، إجتماعية، دينية ...) ، فمثلا نجد أنها تشهد إرتفاعا في شهر رمضان في حين تعرف إنخفاضا كبيرا يوافق أشهر بداية الصيف، نلاحظ أيضا أن السلسلة مبدئيا لم تُظهر أي تأثير بمركبة الإتجاه العام. وفيما يلي جدول يتضمن ملخص لمختلف المؤشرات الإحصائية الوصفية للسلسلة الزمنية INF:

الجدول الرقم (1): المؤشرات الإحصائية الوصفية للسلسلة الزمنية INF

Std. Dev	Maximum	Minimum	Median	Mean	Observations
0.008698	0.023117	-0.019182	0.004212	0.004148	156

المصدر: من اعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

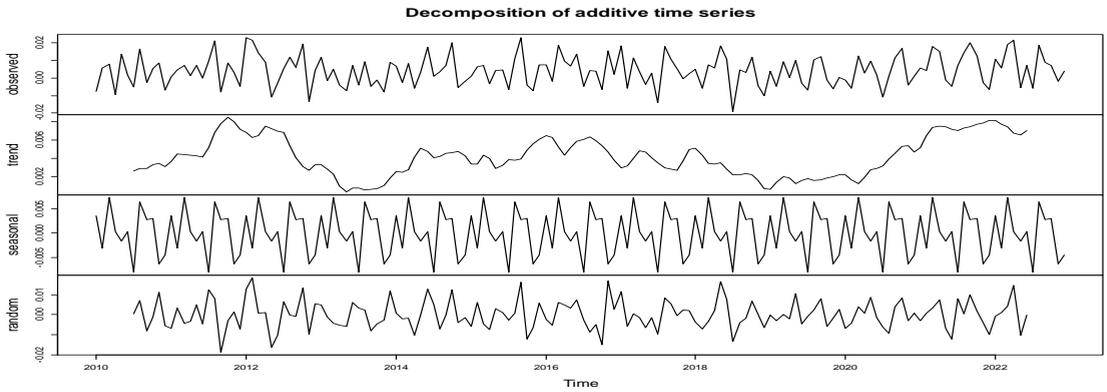
من خلال ملاحظة الجدول (1) نجد بأن أعلى مستوى قد بلغه معدل التضخم الشهري في الجزائر كان في جانفي سنة 2012 والذي إرتفع إلى قيمة قصوى تقدر بحوالي 2.31%، في حين شهد التضخم أدنى مستوياته في جويلية سنة 2018 حيث انخفض إلى ما يقارب -1.91%. من الملاحظ كذلك أن المتوسط الحسابي للسلسلة الزمنية محل الدراسة يساوي إلى 0.004148، كما أن قيم السلسلة تنشتت حول متوسطها بإنحراف معياري مقداره 0.008698 الأمر الذي يشير مبدئيا إلى تجانس مستويات السلسلة.

3-2 مركبات سلسلة التضخم INF

1-3-2 الكشف عن مركبات السلسلة INF

بغرض إبرازو من ثم تحليل مختلف المركبات المكونة للسلسلة الزمنية محل الدراسة، نستعرض الشكل (2) الذي يُمكن أن نلاحظ من خلاله ما يلي: الرسم البياني الممثل للسلسلة الزمنية الأصلية INF (الأول من الأعلى) ، مركبة الإتجاه العام (الثاني من الأعلى) ، المركبة الموسمية (الثالث من الأعلى) وأيضا المركبة العشوائية (أسفل).

الشكل رقم (2): مركبات السلسلة الزمنية INF



المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

من خلال ملاحظة الشكل (2) نجد بأن الرسم البياني الممثل للمركبة الموسمية يُوضح وجود تقلبات قصيرة المدى تتكرر على نفس الوتيرة كل سنة، هذا ما يؤكد مرة أخرى بأن السلسلة تتضمن مركبة موسمية، في حين أن الرسم البياني الممثل لمركبة الاتجاه العام يُظهر عدم تأثر السلسلة INF بمركبة الاتجاه العام. إن الملاحظات البيانية السابقة تسمح بأخذ فكرة أولية عن مركبات السلسلة INF، لكنها غير كافية ولا تعطي جواباً قاطعاً. لهذا، سيتم اللجوء إلى إختبارات إحصائية بحتة يمكن من خلالها الكشف عن ما إذا كان هنالك فعلاً وجود لمركبة الاتجاه العام أو المركبة الموسمية في السلسلة. النتائج موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (2): الإختبارات الإحصائية المستخدمة للكشف عن مركبات السلسلة الزمنية INF

القرار	P-value	القيمة المحسوبة	الإختبار	
نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم وجود مركبة اتجاه عام في السلسلة INF	0.4992	0.6758	Mann-Kendall	الإختبارات الكاشفة عن مركبة الاتجاه العام
نرفض الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم وجود مركبة موسمية في السلسلة	1.49e-07	53.43	Kruskall Wallis	الإختبارات الكاشفة عن المركبة الموسمية
	7.53e-06	43.91	Friedman rank	

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

نتائج الجدول (2) توضح بأن قيمة النهاية الإحتمالية لإحصاءة Mann-Kendall تساوي إلى 0.4992 وهي أكبر من 0.05 وبالتالي نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بأن السلسلة الزمنية INF خالية من مركبة الإتجاه العام. في حين أن قيمة النهاية الإحتمالية لكل من إحصاءة Kruskall Wallis و Friedman rank أقل بكثير من 0.05 كما هو مبين في الجدول، وعليه نرفض الفرضية الصفرية H_0 في كلا الإختبارين ونقر بوجود مركبة موسمية ضمن السلسلة INF.

2-3-2 نزع المركبة الموسمية من السلسلة INF

تتطلب عملية التعديل الموسمي القيام بتقدير المركبة الموسمية، ومن ثم تُطرح المركبة الموسمية المُقدرة من السلسلة الأصلية INF، فنتحصل بذلك على سلسلة زمنية جديدة منزوعة المركبة الموسمية INFSA، ويمكن

إنجاز العملية السابقة بالإعتماد على دالة ("decompose") المتاحة على R.

للتحقق من أن عملية إزالة الأثر الموسمي من السلسلة INF قد تمت فعلا، و أن السلسلة الزمنية الجديدة INFSA خالية من المركبة الموسمية ومركبة الإتجاه العام، سيتم اخضاع السلسلة الزمنية INFSA للإختبارات الإحصائية السابقة. النتائج موضحة في الجدول (3) أدناه:

الجدول رقم (3): نتائج الإختبارات الإحصائية المستخدمة للكشف عن مركبات السلسلة الزمنية INFSA

الإختبار	القيمة المحسوبة	P-value	القرار
الإختبارات الكاشفة عن مركبة الإتجاه العام	1.1263	0.26	نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم وجود مركبة اتجاه العام في السلسلة INFSA
		0.9993	نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم وجود مركبة موسمية في السلسلة INFSA
الإختبارات الكاشفة عن المركبة الموسمية	1.66	0.9993	نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم وجود مركبة موسمية في السلسلة INFSA
	2.44	0.9962	نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم وجود مركبة موسمية في السلسلة INFSA

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

نلاحظ من خلال نتائج الجدول (3) بأن قيمة النهاية الإحتمالية لإحصاءة Mann-Kendall تساوي إلى 0.26 وهي أكبر من 0.05 وبالتالي نقبل الفرضية الصفرية H_0 التي تنص على عدم وجود مركبة

إتجاه عام في السلسلة الزمنية INFSA. من الملاحظ كذلك أن قيمة النهاية الإحتمالية لكل من إحصاءة Kruskal Wallis و Friedman rank أكبر من 0.05 كما هو مبين في الجدول، وعليه نقبل الفرضية الصفرية H_0 في كلا الإختبارين ونقبأ أن السلسلة INFSA خالية من المركبة الموسمية.

4-2 دراسة استقرارية سلسلة التضخم مزروعة المركبة الموسمية INFSA

في هذه الدراسة سيتم إستخدام طريقة المعقولية العظمى (Maximum Likelihood) في عملية تقدير نموذج ARFIMA، وهي طريقة تتطلب أن تكون السلسلة الزمنية المراد نمذجتها سلسلةً مستقرة. في هذا الجدول رقم (4): نتائج إختبارات جذر الوحدة للسلسلة الزمنية INFSA، INI

بن

اختبار ADF					
نوع النموذج	القيمة المحسوبة t_ϕ	القيمة الحرجة عند t_{table} عند $\alpha = 5\%$	p-value	درجة التباطؤ او التأخير (lag)	القرار
النموذج 03: في ظل وجود ثابت واتجاه عام	-10.13	-3.439	2.2e-16	1	نرفض الفرضية الصفرية H_0 القائلة بان السلسلة INFSA غير مستقرة
النموذج 02: في ظل وجود ثابت فقط	-10.10	-2.880	2.2e-16	1	
النموذج 01: بدون ثابت بدون واتجاه عام	-6.97	-1.95	2.5e-16	1	
اختبار PP					
النموذج 03: في ظل وجود ثابت واتجاه عام	-12.7	-3.439	0.01	4	نرفض الفرضية الصفرية H_0 القائلة بان السلسلة INFSA غير مستقرة
النموذج 02: في ظل وجود ثابت فقط	-12.7	-2.880	0.01	4	
النموذج 01: بدون ثابت بدون واتجاه عام	-9.96	-1.95	0.01	4	

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

نتائج الإختبارين ADF و PP المُبينة في الجدول (4) توضح بأن القيم المحسوبة للاحصاءة t_{ϕ} أقل من القيم المجدولة t_{Table} المستخرجة من جدول Mackinnon عند مستوى الدلالة الإحصائية $\alpha = 0.05$ في كل النماذج وفي كلا الإختبارين، وعليه نرفض الفرضية الصفرية H_0 التي تنص على عدم استقرار السلسلة INFSA .

5-2 إختبار وجود خاصية الذاكرة الطويلة في السلسلة INFSA

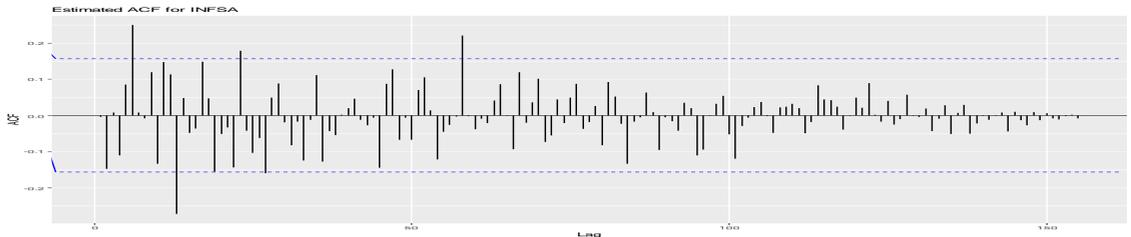
هناك العديد من الأشكال البيانية والإختبارات الإحصائية التي تُستخدم للتحقق من وجود خاصية الذاكرة الطويلة تم إعتادها في أغلب الدراسات وأدبيات التحليل الحديث للسلاسل الزمنية.

1-5-2 الطريقة البيانية للتحقق من وجود الذاكرة الطويلة

• رسم دالة الارتباط الذاتي ACF

لقد سبق وأشرنا في الجانب النظري إلى أن دالة الإرتباط الذاتي الخاصة بالسلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة تتناقص ببطء شديد متجهة تدريجيا إلى الصفر، ولكن ما يتضح من خلال ملاحظة الشكل (3) هو أن معاملات الإرتباط الذاتي للسلسلة INFSA تتناقص بشكل سريع مقتربة إلى الصفر في صورة ترددية بين الموجب السالب وهذا لا يتوافق مع التعريف النظري، الأمر الذي يدل مبدئيا على غياب خاصية الذاكرة الطويلة في السلسلة INFSA.

الشكل رقم (3): دالة الإرتباط الذاتي ACF للسلسلة الزمنية INFSA

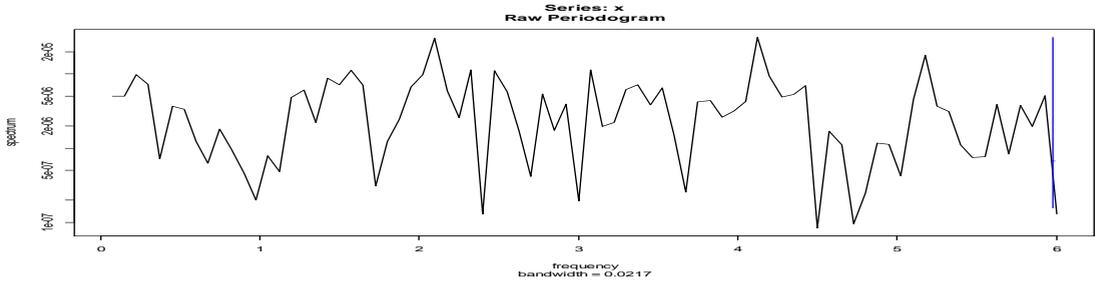


المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

• رسم دالة ال-Periodogram

من خلال ملاحظة الرسم البياني لدالة ال-Periodogram الموضح في الشكل (4) نجد بأن الميزة المتمثلة في تمركز أغلب البيانات حول نقطة الأصل (الصفر) غير موجود، وهذا يشير مبدئيا إلى غياب خاصية الذاكرة الطويلة في السلسلة INFSA.

الشكل رقم (4): دالة الـ Periodogram للسلسلة الزمنية INFSA



المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

2-5-2 إختبار وجود خاصية الذاكرة الطويلة إحصائيا

يتضح من خلال ملاحظة النتائج المبينة في الجدول (5) بأن قيمة معامل هورست H المُقدر باستخدام طريقة Whittle تساوي إلى 0.4717 في حين أن القيمة المقدره لمعلمة التكامل الكسري d تساوي إلى -0.028. وكل منهما ذو دلالة إحصائية عند مستوى معنوية $\alpha = 0.05$. وبالتالي فإن المُلاحظ هو أن $H \in [0; 0.5]$ بينما $d \in [-0.5; 0]$ وهذا يؤكد ويدل على غياب خاصية الذاكرة الطويلة في المقابل يمكن تصنيف السلسلة الزمنية INFSA على أنها سلسلة ذات ذاكرة متوسطة memory Intermediat.

الجدول رقم (5): نتائج إختبار Whittle لتقدير معامل هورست (H) للسلسلة الزمنية INFSA

```
'whittleEst' whittle estimator for fractional Gaussian noise ('fGn'); call:
whittleEst(x = INFSA)
time series of length n = 156.

H = 0.4717064
coefficients 'eta' =
  Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
H 0.47170641 0.04929493 9.56907 < 2.22e-16
<==> d := H - 1/2 = -0.028 (0.049)

$ vcov      : num [1, 1] 0.00243
  .. attr(*, "dimnames")=List of 2
  .. ..$ : chr "H"
  .. ..$ : chr "H"
$ periodogr.x: num [1:77] 4.02e-06 1.10e-05 1.56e-05 1.85e-05 4.77e-06 ...
$ spec      : num [1:77] 7.00e-06 7.28e-06 7.45e-06 7.57e-06 7.67e-06 ...
```

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

6-2 نمذجة قياسية للسلسلة الزمنية INFSA باستخدام نماذج ARFIMA

لقد أفضى تحليل النتائج السابقة إلى أن السلسلة INFSA مستقرة عند المستوى وتمتاز بذاكرة متوسطة، وعليه سيتم بناء نموذج ARFIMA ذو ذاكرة متوسطة وفق أربعة مراحل:

1-6-2 مرحلة التعرف والتقدير

تهدف مرحلة التعرف إلى تحديد رتبة الجزء الخاص بالإنحدار الذاتي AR والمعروفة بالرمز P ورتبة الجزء الخاص بالمتوسطات المتحركة MA والمعروفة بالرمز q للنموذج ARFIMA(p,d,q)، ويتم ذلك بالإعتماد على السلوك الذي تسلكه كل من دالتي الإرتباط الذاتي البسيطة والجزئية، غير أن عملية التعرف على النموذج الأمثل تصبح صعبة جدا عندما يكون شكل دالتي ACF و PACF غير مألوف كما هو الحال مع السلسلة INFSA. لذلك قمنا بتقدير جميع تباديل النموذج حتى الرتبة 15، أي أنه تم تقدير وفحص 225 نموذج من نماذج ARFIMA(p,d,q) مُستخدمين في ذلك طريقة المعقولية العظمى ML. وبما أن المجال لا يتسع لإستعراض نتائج التقديرات الخاصة بكل نموذج من النماذج السابقة سوف نكتفي بعرض نتائج التقديرات المتعلقة بأهم نماذج كما هو مبين في الجدول التالي:

الجدول رقم (6): مفاضلة بين أهم نماذج ARFIMA المرشحة لنمذجة سلوك السلسلة INFSA

معايير المفاضلة			النموذج
Log-likelihood	AIC	BIC	
782.463	-1542.93	-1509.38	ARFIMA(4,d,4)
772.601	-1529.2	-1504.8	ARFIMA(5,d,0)
784.779	-1545.56	-1508.96	ARFIMA(5,d,4)
796.458	-1552.92	-1491.92	ARFIMA(9,d,8)
788.434	-1534.87	-1470.82	ARFIMA(6,d,12)
797.641	-1541.28	-1458.94	ARFIMA(12,d,12)
801.698	-1551.4	-1472.1	ARFIMA(13,d,10)
ادراج مخرجات نموذج SARIMA الأمثل بغرض المقارنة مع نماذج ARFIMA			
548.36	-1082.71	-1061.36	SARIMA(2, 0, 1)(2, 0, 0) ₁₂ with non-zero mean
ادراج مخرجات نموذج ARIMA الأمثل بغرض المقارنة مع نماذج ARFIMA			
546.53	-1085.07	-1072.87	ARIMA(2,0,0) with non-zero mean

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

نتائج الجدول رقم (6) توضح بأن النموذج الأمثل حسب معيار Log-likelihood هو نموذج ARFIMA(4, 0.24,4) BIC هو معيار BIC في حين أن النموذج الأمثل حسب معيار AIC هو ARFIMA(13,-0.75,10) ولكن ما تجدر الإشارة إليه هو أن كل نموذج من النموذجين المرشحين السابقين يتضمن على الأقل معلمة إنحدار واحدة غير معنوية إحصائيا. ومن ثم فإن النموذج ARFIMA(9,-0.57,8) يعتبر النموذج الأفضل والانسب لنمذجة سلوك السلسلة الزمنية INFSA لكونه يسمح بتدنية قيمة معيار AIC إلى أقل ما يمكن، أضف إلى ذلك أن كل معاملاته ذات دلالة إحصائية. من الملاحظ كذلك أن نموذج ARFIMA(9,-0.57,8) ذو الذاكرة المتوسطة يتفوق على كل من النموذجين SARIMA(2,0,1) (2,0,0) و ARIMA(2,0,0) وذلك لأنه يتضمن معلمة التكامل الكسري d التي تسمح بنمذجة التصرفات متوسطة وطويلة الأجل للسلسلة INFSA.

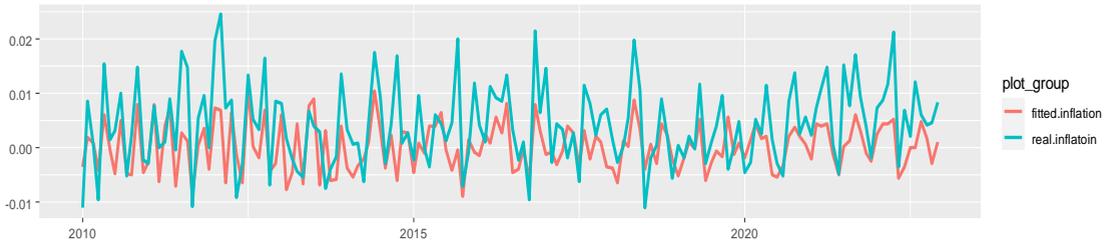
2-6-2 مرحلة تشخيص النموذج

تُعتبر مرحلة التشخيص من أهم وأخطر المراحل المتبعة لبناء النموذج لكونها تسمح بإختبار ما مدى صلاحية وملائمة النموذج المقترح لنمذجة بيانات الظاهرة المدروسة ومن ثم تنبؤ باتجاهاتها المستقبلية، وفيما يلي سيتم إخضاع النموذج المبدئي الأمثل الذي تم التعرف عليه وتقدير معالمه في المرحلة السابقة إلى مجموعة من الفحوصات والإختبارات التشخيصية الغرض منها هو تحقق من مدى صلاحيته.

2-6-2-1 إختبار التطابق

يظهر جلياً من خلال ملاحظة الشكل (5) أن هناك تطابق كبير ما بين قيم السلسلة الزمنية الأصلية (INFSA) وقيم السلسلة المُقدرة، اذ يمكن أن نلاحظ وبوضوح كيف أن للسلسلة المُولدة باستخدام النموذج المُقترح ARFIMA(9,-0.57, 8) القدرة على تقفي أثر السلسلة الأصلية كما أن لها القدرة على تتبع نقاط إنعطافها بسلاسة، وهذا ما يعطينا فكرة حول الجودة الإحصائية للنموذج المقترح ونجاعته في التعبير عن بيانات السلسلة الزمنية محل الدراسة.

الشكل رقم (5): مقارنة تطابق بيانات السلسلة الأصلية وتلك المُولدة باستخدام النموذج المقترح



المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

2-2-6-2 إختبار التوزيع الطبيعي لبواقي النموذج

الملاحظ من خلال نتائج إختبار (Jarque- Bera) المُبينة في الجدول (7) أدناه هو أن قيمة النهاية الإحتمالية لإحصاءة الإختبار تساوي إلى (p-value = 0.2088) وهي أكبر من 0.05 وبالتالي نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بأن سلسلة بواقي النموذج المقدر تتبع التوزيع الطبيعي.
الجدول رقم (7): نتائج إختبار التوزيع الطبيعي لسلسلة بواقي النموذج المقدر

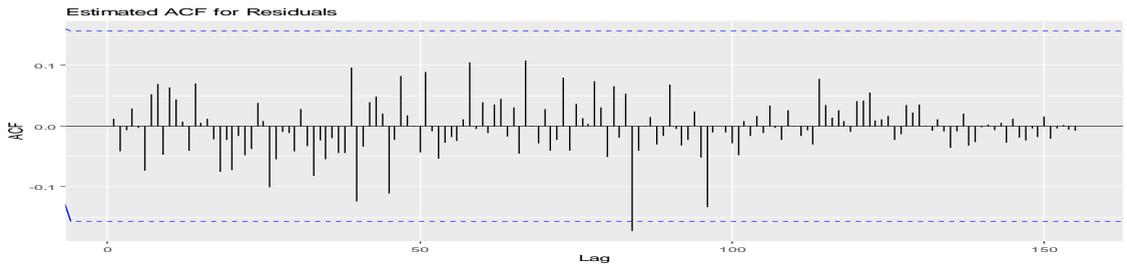
Jarque Bera Test

```
data: Residuals
X-squared = 3.1332, df = 2, p-value = 0.2088
```

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

3-2-6-2 تحليل دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي

الشكل رقم (6): دالة الارتباط الذاتي ACF لسلسلة بواقي النموذج الأمثل المقدر ARFIMA(9,-0.57,8)



المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

نلاحظ من خلال الشكل (6) أن كل قيم معاملات الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي تقع داخل مجال الثقة وهذا دليل ومؤشر على عدم وجود ارتباط ذاتي بين مُقدرات بواقي النموذج. كما أن نتائج الإختبار الإحصائي (Ljung – Box) المُبينة في الجدول (8) أدناه تُوضح بأن قيمة النهاية الإحتمالية لإحصاءة الإختبار تساوي إلى (p-value = 1) وهي أكبر بكثير من 0.05 وبالتالي نقبل الفرضية الصفرية H_0 القائلة بعدم معنوية معاملات الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي ككل.

الجدول رقم (8): نتائج إختبار Ljung – Box لسلسلة البواقي

Box-Pierce test

```
data: Residuals
X-squared = 46.469, df = 150, p-value = 1
```

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

4-2-6-2 إختبار وجود أثر ARCH

المُلاحظ من خلال نتائج إختبار (ARCH) المُبينة في الجدول (9) هو أن قيمة النهاية الإحتمالية لإحصاءة الإختبار تساوي إلى ($p\text{-value} = 0.5502$) وهي اكبر من 0.05 وبالتالي نقبل الفرضية الصفرية H_0 ونقر بثبات تباين الأخطاء خلال فترة الدراسة.

الجدول رقم (9): نتائج اختبار ARCH لسلسلة البواقي

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

data: Residuals

Chi-squared = 10.753, df = 12, p-value = 0.5502

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

3-6-2 مرحلة التنبؤ

إن الهدف النهائي المرجو من تحليل السلاسل الزمنية هو الوصول إلى نموذج يسمح بإعطاء قيم تنبؤية دقيقة تكون أقرب ما يمكن إلى القيم الحقيقية للظاهرة المدروسة، مما يُمكن متخذ القرار من بناء خطط قائمة على أسس علمية متينة بعيدا عن الرؤى والتصورات الشخصية خصوصا عندما يتعلق الأمر بتلك المتغيرات الاقتصادية التي لها تأثير مباشر وبلوغ على حياة الفرد مثل التضخم، وعليه بعد نجاح نموذج $ARFIMA(9, -0.57, 8)$ ، الذي يعتبر النموذج الأمثل من بين كل النماذج المقترحة، في اجتياز مختلف الفحوصات والإختبارات التشخيصية، سيتم إستخدامه في التنبؤ بالقيم المستقبلية لمعدل التضخم الشهري في الجزائر وذلك بالإعتماد على المعلومات المتوفرة لدينا (ماضي السلسلة الزمنية (INFS)) مكتفين بـ 12 قيمة مستقبلية فقط حتى لا يفقد التنبؤ مصداقيته والنتائج موضح في الجدول التالي:

الجدول رقم (10): معدلات التضخم المتوقعة في الجزائر لـ 12 شهر مقبل بالإعتماد على النموذج
ARFIMA (9,-0.57, 8)

الاشهر	معدلات التضخم المتوقعة	فترات الثقة عند مستوى الدلالة الإحصائية 5%	
		الحد الأدنى	الحد الأعلى
2023 Jan	0,74901%	-0,4671125%	1,965132%
2023 Feb	0,476008%	-0,7401147%	1,69213%
2023 Mar	0,814538%	-0,4157796%	2,044856%
2023 Apr	0,01737%	-1,2129811%	1,247722%
2023 May	0,17814%	-1,4115835%	1,052955%
2023 Jun	0,321493%	-0,9119638%	1,554949%
2023 Jul	0,310179%	-0,9690493%	1,589407%
2023 Aug	0,734584%	-0,5448862%	2,014054%
2023 Sep	0,657777%	-0,6216931%	1,937248%
2023 Oct	0,150074%	-1,1528071%	1,452956%
2023 Nov	0,05041%	-1,366434%	1,265613%
2023 Dec	0,343682%	-0,9726264%	1,659991%

المصدر: من إعداد الباحثين بالإعتماد على لغة البرمجة R

من خلال النتائج الموضحة في الجدول رقم (10) نجد بأن قيم التوقعات المستقبلية المتحصل عليها تُشير إلى أنه من المتوقع أن يرتفع معدل التضخم في الجزائر خلال الأشهر الأولى من سنة 2023 ليصل بحلول شهر مارس إلى أعلى مستوى له والذي سيكون في حدود 0.81 % وهذا راجع إلى زيادة الطلب على السلع الاستهلاكية و الغذائية تزامنا مع دخول شهر رمضان الكريم، بينما من المتوقع أن يشهد معدل التضخم تراجعاً كبيراً في الشهر الموالي (أفريل) لينخفض إلى ما يقارب 0,017 %، وهذا ما يتوافق مع الواقع ويعكس بالفعل سلوك المستهلك الجزائري، فبالنظر إلى التطور التاريخي (القيم الفعلية) لمعدل التضخم نجد أنه في كل سنة وبحلول شهر رمضان يشهد معدل تضخم أسعار المستهلكين إرتفاعاً كبيراً للغاية، لينخفض هذا الأخير بشكل

كبير مع بداية أشهر الصيف. من الملاحظ كذلك أن معدلات التضخم تعود للارتفاع بشكل كبير خلال شهري (أوت، سبتمبر) وهي أشهر توافق بداية الدخول الاجتماعي.

الخلاصة

سعت هذه الدراسة بالأساس إلى نمذجة تقلبات السلسلة الزمنية الشهرية لمعدل التضخم في الجزائر خلال فترة الممتدة من جانفي 2010 إلى ديسمبر 2022، مستخدمين في ذلك نموذج ARFIMA الذي يعتبر أحد أهم النماذج الحديثة في تحليل السلاسل الزمنية ويمكن تلخيص أهم النتائج المتوصل إليها فيما يلي:

– اتسمت السلسلة الزمنية INF بوجود أنماط شبه منتظمة لتقلبات الصعود والهبوط طيلة فترة الدراسة الأمر الذي دل مبدئيا على إمكانية إحتوائها على مركبة موسمية، وبعد إجراء الإختبارات الإحصائية المتمثلة في Friedman rank , Kruskal Wallis و Mann-Kendall إتضح فعلا بأن السلسلة تتضمن مركبة موسمية في حين أكدت النتائج خلوها من مركبة الإتجاه العام. وللتخلص من الأثر الموسمي تم القيام بتقدير المركبة الموسمية، ومن ثم طُرحت المركبة الموسمية المُقدرة من السلسلة الأصلية INF لتتوصل بذلك على سلسلة جديدة منزوعة المركبة الموسمية INFSA.

– أشارت الإختبارات الإحصائية والملاحظات البيانية إلى أن السلسلة الزمنية INFSA تتميز بخاصية الذاكرة المتوسطة memory Intermediat.

– بينت النتائج أن النموذج المقترح الأفضل والأنسب لنمذجة سلوك السلسلة الزمنية INFSA هو نموذج ARFIMA(9,-0.57,8) ذو الذاكرة المتوسطة، بالإضافة إلى أن هذا الأخير نجح في إجتياز كل الفحوصات والإختبارات التشخيصية.

– تشير نتائج التوقعات المستقبلية لسنة 2023 إلى أن أعلى مستوى من المتوقع أن يبلغه معدل التضخم الشهري في الجزائر سيكون في حدود 0.81% بحلول شهر مارس، في حين أن التضخم سيشهد أدنى مستوى له في شهر أفريل لينخفض إلى ما يقارب 0,017%.

– وبناء على النتائج المتوصل إليها يمكن تقديم التوصيات التالية:

– إستخدام نماذج ARFIMA للتنبؤ بمعدل التضخم الشهري في الجزائر، وذلك نظرا لقدرتها على إعطاء قيم تنبؤية دقيقة تسمح لمتخذ القرار من رسم السياسات الاقتصادية الملائمة لمواجهة الارتفاع المستمر لمستوى الأسعار خصوصا وأن هذا الأخير له تأثير مباشر وبلغ على حياة الفرد.

قائمة المصادر والمراجع

- حاددة مدوري، و محمد مكيديش. (2017). دراسة مقارنة بين نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري. مجلة الباحث، 17(17)، 159-171.
- محمد شيخي. (2011). طرق الاقتصاد القياسي : محاضرات وتطبيقات (الإصدار 1). عمان، الاردن: دار ومكتبة الحامد للنشر.
- Floros , C. (2009). Long Memory in Milk Prices: Evidence from EU-15. International Journal of Applied Economics, 6(2), 10-20.
- Shang, H. (2020). A Comparison of Hurst Exponent Estimators in Long-range Dependent Curve Time Series. Journal of Time Series Econometrics, 12(1), 1-39.
- Lardic, S., & Mignon, V. (1999). Prévision ARFIMA des taux de change: Les modélisateurs doivent-ils encore exhorter à la naïveté des prévisions? *Annales d'Économie et de Statistique*, 54, 47–68.
- Rathod, S., Narain Singh, K., Kumar Paul, R., & K. Meher, S. (2017). An Improved ARFIMA Model using Maximum Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) and ANN for Forecasting Agricultural Commodity Price. journal of the Indian Society of Agricultural Statistics, 71(2), 103-111.
- Sowell, F. (1992). Modeling long-run behavior with the fractional ARIMA model. Journal of Monetary Econometrics, 29(2), 277-302.
- Terraza, M., & Bourbonnais, R. (2010). Analyse de séries temporelles : Applications à l'économie et à la gestion (éd. 3). Dunod, Paris.
- Valérie, M. (1998). Méthodes d'estimation de l'exposant de Hurst. Application aux rentabilités boursières. *Économie & prévision*, 132(1), 193-214.

References

- Hadda, Madouri., & Mohamed, MKIDICHE. (2017). A comparative study of ARFIMA and artificial neural networks to forecast exchange rate of dinar Algerian. El-Bahith Review, 17(17), 159-171.
- Muhammad, Sheikhi. (2011). Econometrics Methods Lectures and Applications (éd. 1). Amman, Jordan: Dar al-Hamid for Publishing and Distribution.
- Floros , C. (2009). Long Memory in Milk Prices: Evidence from EU-15. International Journal of Applied Economics, 6(2), 10-20.
- Shang, H. (2020). A Comparison of Hurst Exponent Estimators in Long-range Dependent Curve Time Series. Journal of Time Series Econometrics, 12(1), 1-39.
- Lardic, S., & Mignon, V. (1999). Prévision ARFIMA des taux de change: Les modélisateurs doivent-ils encore exhorter à la naïveté des prévisions? *Annales d'Économie et de Statistique*, 54, 47–68.

- Rathod, S., Narain Singh, K., Kumar Paul, R., & K. Meher, S. (2017). An Improved ARFIMA Model using Maximum Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) and ANN for Forecasting Agricultural Commodity Price. *Journal of the Indian Society of Agricultural Statistics*, 71(2), 103-111.
- Sowell, F. (1992). Modeling long-run behavior with the fractional ARIMA model. *Journal of Monetary Econometrics*, 29(2), 277-302.
- Terraza, M., & Bourbonnais, R. (2010). *Analyse de séries temporelles : Applications à l'économie et à la gestion* (éd. 3). Dunod, Paris.
- Valérie, M. (1998). Méthodes d'estimation de l'exposant de Hurst. Application aux rentabilités boursières. *Économie & prévision*, 132(1), 193-214.

الملاحق

الملحق (1): الوصف الإحصائي لبيانات السلسلة الزمنية INF

```
INF
Min.   :-0.019182
1st Qu.:-0.002852
Median : 0.004212
Mean   : 0.004148
3rd Qu.: 0.009691
Max.   : 0.023117
> sd(INF)
[1] 0.008698092
```

الملحق (2): نتائج الإختبارات الإحصائية المستخدمة للكشف عن مركبات السلسلة الزمنية INF

الجدول (2-1): نتائج إختبار Mann-Kendall للسلسلة الزمنية INF

Mann-Kendall trend test

```
data: INF
z = 0.6758, n = 156, p-value = 0.4992
alternative hypothesis: true S is not equal to 0
sample estimates:
      S      vars      tau
4.420000e+02 4.258367e+05 3.655914e-02
```

الجدول (2-2): نتائج إختبار Kruskal Wallis للسلسلة الزمنية INF

Test used: kruskall wallis

```
Test statistic: 53.43
P-value: 1.496216e-07
```

الجدول (2-3): نتائج إختبار Friedman rank للسلسلة الزمنية INF

Test used: Friedman rank

```
Test statistic: 43.91
P-value: 7.534462e-06
```

الملحق (3): نتائج الإختبارات الإحصائية المستخدمة للكشف عن مركبات السلسلة الزمنية INFSA

الجدول (3-1): نتائج إختبار Mann-Kendall للسلسلة الزمنية INFSA

Mann-Kendall trend test

```
data: INFSA
z = 1.1263, n = 156, p-value = 0.26
alternative hypothesis: true s is not equal to 0
sample estimates:
      S      vars      tau
7.360000e+02 4.258367e+05 6.087676e-02
```

الجدول (3-2): نتائج إختبار Kruskal Wallis للسلسلة الزمنية INFSA

Test used: kruskall wallis

Test statistic: 1.66
P-value: 0.9993755

الجدول (3-3): نتائج إختبار Friedman rank للسلسلة الزمنية INFSA

Test used: Friedman rank

Test statistic: 2.44
P-value: 0.9962834

الملحق (4): نتائج إختبار Augmented Dickey and Fuller للسلسلة الزمنية INFSA

الجدول (4-1): نتائج إختبار ADF للسلسلة INFSA (النموذج 1، 2، و3)

(النموذج 3)

(النموذج 2)

(النموذج 1)

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test unit Root Test #
#####
Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.0148584 -0.0051712 -0.0008914  0.0047939  0.0203274

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.921e-03  1.254e-03   3.127  0.00212 **
z.lag.1     -1.152e+00  1.137e-01 -10.139 < 2e-16 ***
tt          1.179e-05  1.327e-05  0.889  0.37561
z.diff.lag  1.529e-01  7.957e-02  1.921  0.05662 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.007293 on 150 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5117,    Adjusted R-squared:  0.5019
F-statistic: 52.39 on 3 and 150 DF,  p-value: < 2.2e-16

value of test-statistic is: -10.1386 34.2663 51.3969

Critical values for test statistics:
      1pct   5pct 10pct
tau3 -3.99 -3.43 -3.13
phi2  6.22  4.75  4.07
phi3  8.43  6.49  5.47
```

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test unit Root Test #
#####
Test regression drift

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.0147860 -0.0052828 -0.0008925  0.0049047  0.0196645

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.0048120  0.0007535   6.387 1.98e-09 ***
z.lag.1     -1.1440331  0.1131950 -10.107 < 2e-16 ***
z.diff.lag  0.1479015  0.0793188  1.865  0.0642 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.007288 on 151 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5091,    Adjusted R-squared:  0.5026
F-statistic: 78.31 on 2 and 151 DF,  p-value: < 2.2e-16

value of test-statistic is: -10.1067 51.0757

Critical values for test statistics:
      1pct   5pct 10pct
tau2 -3.46 -2.88 -2.57
phi1  6.52  4.63  3.81
```

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test unit Root Test #
#####
Test regression none

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.015707 -0.001939  0.001777  0.008113  0.023789

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.69115  0.09911  -6.974 8.85e-11 ***
z.lag.1     -0.07259  0.08021  -0.905  0.367
z.diff.lag  0.1479015  0.0793188  1.865  0.0642 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.008186 on 152 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3765,    Adjusted R-squared:  0.3683
F-statistic: 45.9 on 2 and 152 DF,  p-value: 2.548e-16

value of test-statistic is: -6.9737

Critical values for test statistics:
      1pct   5pct 10pct
tau1 -2.58 -1.95 -1.62
```

الملحق (5): نتائج إختبار Philips and Perron للسلسلة الزمنية INFSA

الجدول (5-1): نتائج إختبار PP للسلسلة INFSA (النماذج 3,2,1)

```
Phillips-Perron Unit Root Test
alternative: stationary

Type 1: no drift no trend
lag Z_tau p.value
4 -9.96 0.01

Type 2: with drift no trend
lag Z_tau p.value
4 -12.7 0.01

Type 3: with drift and trend
lag Z_tau p.value
4 -12.7 0.01

Note: p-value = 0.01 means p.value <= 0.01
```

الملحق (6): نتائج التقدير لأهم نماذج ARFIMA المرشحة لنمذجة السلسلة الزمنية INFSA

الجدول (6-2): نموذج ARFIMA(4,d,4)

```
Call:
arfima(z = INFSA, order = c(4, 0, 4))

Mode 1 Coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1)  0.27813476  0.11484773  0.09258510  2.42177 0.01544513 *
phi(2) -0.21182748  0.08448669  0.06601515 -2.50723 0.01216818 *
phi(3)  0.51774388  0.07200000  0.06114736  7.19089 6.4372e-13 ***
phi(4) -0.76581202  0.08011242  0.07690904 -9.55922 < 2.22e-16 ***
theta(1) 0.57969198  0.08150460  0.06219325  7.11238 1.1406e-12 ***
theta(2) -0.09332881  0.11353414  0.05954830 -0.82203 0.41105810
theta(3) 0.59598819  0.14021412  0.05889822  3.99095 6.5808e-05 ***
theta(4) -0.84881825  0.09664885  0.05946427 -8.78250 < 2.22e-16 ***
d.f      0.24302510  0.10890363  0.09184226  2.23156 0.02564399 *
Fitted mean 0.00418397  0.00124579      NA 3.35848 0.00078372 ***

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 4.59617e-05; Log-likelihood = 782.463; AIC = -1542.93; BIC = -1509.38
```

الجدول (6-1): نموذج ARFIMA(5,d,0)

```
Call:
arfima(z = INFSA, order = c(5, 0, 0))

Mode 1 Coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1) -0.42736846  0.12649111  0.12837445 -3.37864 0.00072844 ***
phi(2) -0.46010306  0.11304866  0.11266017 -4.06996 4.7022e-05 ***
phi(3) -0.28273368  0.11777096  0.11815244 -2.40071 0.01636339 *
phi(4) -0.35630828  0.09981984  0.09823441 -3.56951 0.00035764 ***
phi(5) -0.16684920  0.09863569  0.09470480 -1.69157 0.09072795 .
d.f      0.39782568  0.10054850  0.10949886  3.95656 7.6038e-05 ***
Fitted mean 0.00430744  0.00213799      NA 2.01472 0.04393438 *

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 5.17435e-05; Log-likelihood = 772.601; AIC = -1529.2; BIC = -1504.8
```

الجدول (6-4): نموذج ARFIMA(5,d,4)

```
Call:
arfima(z = INFSA, order = c(5, 0, 4))

Mode 1 Coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1)  1.104583427  0.194396502  0.199148186  5.68212 1.3304e-08 ***
phi(2) -0.415317842  0.104450945  0.105356538 -3.97620 7.0025e-05 ***
phi(3)  0.722486078  0.052886671  0.034496377  13.66102 < 2.22e-16 ***
phi(4) -1.168089380  0.157003185  0.146696967 -7.43991 1.0075e-13 ***
phi(5)  0.632491790  0.135757136  0.156396931  4.65899 3.1776e-06 ***
theta(1) 0.590601705  0.077084369  0.066287254  7.66176 1.8341e-14 ***
theta(2) -0.094773528  0.081141851  0.058821765 -1.16800 0.2428075
theta(3) 0.578009483  0.112338773  0.059000474  5.14524 2.6718e-07 ***
theta(4) -0.842855370  0.099186693  0.059101807 -8.49767 < 2.22e-16 ***
d.f      0.565039184  0.207123152  0.236643191 -2.72803 0.0063713 **
Fitted mean 0.004031828  0.000308156      NA 13.08373 < 2.22e-16 ***

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 4.48006e-05; Log-likelihood = 784.779; AIC = -1545.56; BIC = -1508.96
```

الجدول (6-3): نموذج ARFIMA(13,d,10)

```
Call:
arfima(z = INFSA, order = c(13, 0, 10))

Mode 1 Coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1)  0.466012890  0.249979999  0.230390972  1.86420 0.0622935 .
phi(2)  0.967532330  0.094535708  0.113973681  10.23457 < 2.22e-16 ***
phi(3) -0.345062690  0.31014950  0.279159453 -1.81075 0.0701796 .
phi(4) -0.727434226  0.121567473  0.145808093 -5.52898 3.2210e-08 ***
phi(5)  0.729561056  0.280962631  0.251925231  2.95665 0.0004138 **
phi(6)  0.851803337  0.17195298  0.177792013  4.95353 7.2880e-07 ***
phi(7) -0.675361557  0.335410197  0.314706212 -2.01354 0.0440579 *
phi(8) -0.678400612  0.154790181  0.165981927 -4.38271 1.1721e-05 ***
phi(9)  0.744935824  0.282577423  0.269480983  2.63622 0.0083836 **
phi(10) 0.34765523  0.117805156  0.164073154  1.94442 0.0518447 .
phi(11) -0.51151820  0.21328348  0.193804025 -2.39658 0.0165489 **
phi(12) 0.096629336  0.150996689  0.142688472  0.63994 0.5220994
phi(13) -0.20373465  0.101044545  0.108903627 -2.01271 0.0441450 **
theta(1) -0.238203418  0.086590993  0.080548122 -2.75090 0.0059491 **
theta(2) 0.987045845  0.092817024  0.089877695 10.63433 < 2.22e-16 ***
theta(3) 0.029089631  0.102323018  0.103537433  0.28429 0.7761865
theta(4) -1.008840833  0.102176318  0.102518291 -9.87353 < 2.22e-16 ***
theta(5) 0.134767000  0.117643529  0.085504386  1.14555 0.2519798
theta(6) 1.002575269  0.096850400  0.090774446 10.35179 < 2.22e-16 ***
theta(7) -0.080861173  0.111055553  0.105688221 -0.72792 0.4666638
theta(8) 0.83423284  0.092946221  0.094292099 -8.94521 < 2.22e-16 ***
theta(9) 0.107194556  0.087647019  0.072587878  1.22303 0.2213200
theta(10) 0.801696438  0.086417591  0.065092242 9.27701 < 2.22e-16 ***
d.f      -0.756178288  0.269555189  0.213424460 9.27701 < 2.22e-16 ***
Fitted mean 0.003800516  0.000104067      NA 36.51980 < 2.22e-16 ***

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 3.60362e-05; Log-likelihood = 801.698; AIC = -1551.4; BIC = -1472.1
```

استخدام نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة كسريا ARFIMA للتنبؤ بمعدلات التضخم في الجزائر

إسماعيل حسني & سليمان شيبوط

الجدول (6-6): نموذج

```
call:
arfima(z = INFSA, order = c(6, 0, 12))

Mode 1 coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1) 4.24121e-01 1.01538e-01 3.18277e+00 4.17696e+00 2.9543e-05 ***
phi(2) -2.46556e-01 8.07341e-02 1.88029e+00 -3.05393e+00 0.00252864 **
phi(3) 5.61334e-01 8.31084e-02 7.48665e-01 6.75426e+00 1.4358e-11 ***
phi(4) -4.00022e-01 5.86771e-02 2.57352e+00 -6.81734e+00 9.2738e-12 ***
phi(5) 2.51166e-01 8.29277e-02 9.98098e-01 3.02873e+00 0.00245581 **
phi(6) 1.73552e-01 7.71038e-02 5.63294e-01 2.25089e+00 0.02439237 *
theta(1) -4.48635e-01 NaN 3.39853e+00 NaN NaN
theta(2) -4.85991e-01 7.14913e-02 3.15658e+00 -6.79791e+00 1.0615e-11 ***
theta(3) 1.59626e-01 7.14913e-02 2.55500e+00 2.23281e+00 0.0255416 *
theta(4) -4.16946e-01 NaN 1.80083e+00 NaN NaN
theta(5) -1.73671e-01 7.82752e-02 5.22494e-01 -2.21873e+00 0.02650524 *
theta(6) -3.10747e-01 NaN 5.88897e-01 NaN NaN
theta(7) -1.80086e-01 4.62493e-02 1.60686e+00 -3.89382e+00 9.8679e-05 ***
theta(8) -2.85802e-01 6.88404e-02 1.44879e+00 -4.15166e+00 3.3007e-05 ***
theta(9) -2.57722e-01 8.53815e-12 1.30537e+00 3.01859e+10 < 2.22e-16 ***
theta(10) 4.43085e-02 NaN 8.94371e-01 NaN NaN
theta(11) -3.20099e-01 8.68562e-02 6.31902e-01 -3.68493e+00 0.00023877 ***
theta(12) 7.00811e-02 4.62493e-02 5.36936e-01 1.51544e+00 0.12960609
d.f -8.36439e-01 1.11400e-01 5.69386e-01 7.50841e+00 5.9848e-14 ***
Fitted mean 3.97837e-03 2.54067e-04 NA 1.56587e+01 < 2.22e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 4.31686e-05; Log-likelihood = 788.434; AIC = -1534.87; BIC = -1470.82
```

الجدول (6-5): نموذج ARFIMA(12,d,12)

```
call:
arfima(z = INFSA, order = c(12, 0, 12))

Mode 1 coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1) 5.50821e-01 6.71491e-02 1.82510e+00 8.20296 2.3455e-16 ***
phi(2) -3.57720e-01 7.00714e-02 3.49458e-01 -5.10508 3.3086e-07 ***
phi(3) 3.73530e-01 5.73149e-02 8.18352e-01 6.51716 7.1652e-11 ***
phi(4) -7.73708e-01 5.80603e-02 3.84708e-01 -13.32593 < 2.22e-16 ***
phi(5) 5.51147e-01 7.34234e-02 1.13930e+00 7.50842 6.0788e-14 ***
phi(6) -7.13421e-02 6.94478e-02 4.84458e-01 -1.02728 0.30429
phi(7) 4.12360e-01 7.45117e-02 2.86007e-01 5.53415 3.1273e-08 ***
phi(8) -6.81414e-01 6.21691e-02 8.34929e-01 -10.63895 < 2.22e-16 ***
phi(9) 5.49044e-01 5.93212e-02 7.05195e-01 9.25546 < 2.22e-16 ***
phi(10) -3.31350e-01 6.11474e-02 6.48333e-01 -5.41888 5.9975e-08 ***
phi(11) 6.30354e-01 6.25780e-02 4.79270e-01 10.06990 < 2.22e-16 ***
phi(12) -3.28897e-01 5.90847e-02 1.06019e+00 -5.56654 2.5985e-08 ***
theta(1) 3.77633e-02 6.32456e-07 1.98822e+00 59709.08438 < 2.22e-16 ***
theta(2) -3.00080e-01 NaN 1.02142e+00 NaN NaN
theta(3) 7.91526e-02 NaN 1.26372e+00 NaN NaN
theta(4) -8.45095e-01 NaN 5.39444e-01 NaN NaN
theta(5) 6.80691e-02 NaN 1.82264e+00 NaN NaN
theta(6) -2.52064e-01 NaN 8.93700e-01 NaN NaN
theta(7) 1.86561e-01 NaN 1.10544e+00 NaN NaN
theta(8) -7.24014e-01 NaN 2.63629e-01 NaN NaN
theta(9) 1.02739e-02 5.52268e-02 1.54337e+00 0.18601 0.85243
theta(10) -2.29271e-01 NaN 8.59709e-01 NaN NaN
theta(11) 2.84156e-01 NaN 1.02176e+00 NaN NaN
theta(12) -7.05313e-02 5.52268e-02 1.60031e-01 -1.27712 0.20156
d.f -5.07762e-01 1.05214e-01 4.75079e-01 -4.82599 1.3931e-06 ***
Fitted mean 4.02607e-03 3.38231e-04 NA 1.90333 < 2.22e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 4.05222e-05; Log-likelihood = 797.641; AIC = -1541.28; BIC = -1458.94
```

الجدول (6-7): نموذج ARFIMA(9,d,8)

```
call:
arfima(z = INFSA, order = c(9, 0, 8))

Mode 1 coefficients:
      Estimate Std. Error Th. Std. Err. z-value Pr(>|z|)
phi(1) 4.05638e-01 1.19122e-01 1.49633e-01 3.40524e+00 0.00066106 ***
phi(2) 2.79946e-01 5.92368e-02 7.61840e-02 4.72588e+00 2.2912e-06 ***
phi(3) -1.94640e-01 4.66476e-02 5.95063e-02 -4.17255e+00 3.0121e-05 ***
phi(4) -7.70144e-01 4.82079e-02 4.98096e-02 -1.59755e+01 < 2.22e-16 ***
phi(5) 6.79738e-01 9.76934e-02 1.26095e-01 6.95787e+00 3.4545e-12 ***
phi(6) 3.24175e-01 4.54533e-02 5.09608e-02 7.13204e+00 9.8889e-13 ***
phi(7) -2.29892e-01 5.91439e-02 7.01213e-02 -3.88699e+00 0.00010149 ***
phi(8) -6.01377e-01 4.66047e-02 5.29056e-02 -1.29038e+01 < 2.22e-16 ***
phi(9) 6.91995e-01 8.68159e-02 1.14717e-01 7.97083e+00 1.5761e-15 ***
theta(1) -1.63706e-01 6.32456e-07 6.87168e-02 -2.58842e+05 < 2.22e-16 ***
theta(2) 2.16940e-01 6.32456e-07 5.82409e-02 3.43012e+05 < 2.22e-16 ***
theta(3) -2.04292e-01 6.32456e-07 6.37887e-02 -3.23015e+05 < 2.22e-16 ***
theta(4) -1.02258e+00 6.32456e-07 7.10774e-02 -1.61684e+06 < 2.22e-16 ***
theta(5) 1.06240e-01 6.32456e-07 6.70522e-02 1.67980e+05 < 2.22e-16 ***
theta(6) 9.55466e-02 6.32456e-07 6.56125e-02 1.51072e+05 < 2.22e-16 ***
theta(7) -2.59423e-01 6.32456e-07 5.86515e-02 -4.10184e+05 < 2.22e-16 ***
theta(8) -8.07528e-01 6.32456e-07 6.34980e-02 -1.27681e+06 < 2.22e-16 ***
d.f -5.70230e-01 1.54499e-01 1.97737e-01 3.69083e+00 0.00022352 ***
Fitted mean 4.02340e-03 3.16117e-04 NA 1.27276e+01 < 2.22e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
sigma^2 estimated as 3.84998e-05; Log-likelihood = 796.458; AIC = -1552.92; BIC = -1491.92
```

الجدول (6-8): نتائج تقدير نموذج SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s الأمثل

Now re-fitting the best model(s) without approximations...

```
ARIMA(3,0,2)(2,0,1)[12] with non-zero mean : Inf
ARIMA(3,0,3)(2,0,1)[12] with non-zero mean : Inf
ARIMA(3,0,2)(2,0,0)[12] with non-zero mean : Inf
ARIMA(2,0,2)(2,0,0)[12] with non-zero mean : Inf
ARIMA(2,0,2)(2,0,1)[12] with non-zero mean : Inf
ARIMA(2,0,1)(2,0,0)[12] with non-zero mean : -1082.711
```

Best model: ARIMA(2,0,1)(2,0,0)[12] with non-zero mean

```
> summary(auR1)
Series: INFSA
ARIMA(2,0,1)(2,0,0)[12] with non-zero mean
```

```
coefficients:
      ar1      ar2      ma1      sar1      sar2      mean
0.3157 -0.1760 -0.2928 0.1313 -0.1161 0.0041
s.e. 0.3564 0.0836 0.3579 0.0860 0.0930 0.0005
```

```
sigma^2 = 5.368e-05; log likelihood = 548.36
AIC=-1082.71 AICC=-1081.95 BIC=-1061.36
```

Training set error measures:

```
Training set ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
-5.581065e-06 0.007184488 0.005742368 508.6534 656.3351 0.7229701 -0.0006565815
```

الجدول (6-9): نتائج تقدير نموذج ARIMA(p,d,q) الأمثل

```
Fitting models using approximations to speed things up...
ARIMA(2,0,2) with non-zero mean : -1084.567
ARIMA(0,0,0) with non-zero mean : -1085.56
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean : -1086.99
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean : -1083.563
ARIMA(0,0,0) with zero mean : -1044.566
ARIMA(2,0,0) with non-zero mean : -1087.892
ARIMA(3,0,0) with non-zero mean : -1085.644
ARIMA(2,0,1) with non-zero mean : -1086.35
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean : -1085.714
ARIMA(3,0,1) with non-zero mean : -1084.526
ARIMA(2,0,0) with zero mean : -1052.591

Now re-fitting the best model(s) without approximations...
ARIMA(2,0,0) with non-zero mean : -1085.069
Best model: ARIMA(2,0,0) with non-zero mean

> summary(aur1)
Series: INPSa
ARIMA(2,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
          ar1          ar2          mean
      -0.0031      -0.1506      0.0042
s.e.          0.0802          0.0799          0.0005

sigma^2 = 3.405e-05; log likelihood = 546.53
AIC=-1085.07 AICc=-1084.8 BIC=-1072.87

Training set error measures:
              ME              RMSE              MAE              MPE              MAPE              MASE              ACFI1
Training set -1.001603e-05 0.007280814 0.005848404 531.2935 703.8994 0.7012376 0.000195381
```

الملحق (7): معدلات التضخم المتوقعة في الجزائر لـ 12 شهر مقبل بالإعتماد على النموذج المقترح الأمثل

الجدول (1-7): معدلات التضخم المتوقعة لـ 12 شهر مقبل بالإعتماد على النموذج ARFIMA(9,d,8)

```
$SDForecasts
      1          2          3          4          5          6          7
156 0.006262542 0.006261936 0.00633633 0.006336118 0.006349823 0.006350922 0.006600888
      8          9          10         11         12
156 0.006603087 0.006603296 0.006709679 0.00677333 0.006776873

$Forecast
      1          2          3          4          5          6
0.0074900952 0.0047600779 0.0081453820 0.0001737064 -0.0017814441 0.0032149274
      7          8          9          10         11         12
0.0031017860 0.0073458391 0.0065777743 0.0015007427 -0.0005041062 0.0034368227

$exactVar
[1] 3.921943e-05 3.921184e-05 4.014908e-05 4.014639e-05 4.032025e-05 4.033421e-05
[7] 4.357172e-05 4.360076e-05 4.360351e-05 4.501980e-05 4.593225e-05 4.592601e-05

$exactSD
[1] 0.006262542 0.006261936 0.006336330 0.006336118 0.006349823 0.006350922 0.006600888
[8] 0.006603087 0.006603296 0.006709679 0.00677333 0.006776873

$limitVar
[1] 3.849977e-05 3.849980e-05 3.940383e-05 3.940600e-05 3.960402e-05 3.960514e-05
[7] 4.259903e-05 4.261516e-05 4.261519e-05 4.418894e-05 4.508489e-05 4.510444e-05

$limitsd
[1] 0.006204818 0.006204821 0.006277247 0.006277420 0.006293172 0.006293261 0.006526793
[8] 0.006528029 0.006528031 0.006647476 0.006714528 0.006715984

$sigma2
[1] 3.849977e-05
```

الجدول (2-7): فترات الثقة لمعدلات التضخم المتوقعة لـ 12 شهر مقبل بالإعتماد على نموذج ARFIMA

الأمثل

	low	up
1	-0.004671125	0.01965132
2	-0.007401147	0.01692130
3	-0.004157796	0.02044856
4	-0.012129811	0.01247722
5	-0.014115835	0.01055295
6	-0.009119638	0.01554949
7	-0.009690493	0.01589407
8	-0.005448862	0.02014054
9	-0.006216931	0.01937248
10	-0.011528071	0.01452956
11	-0.013664340	0.01265613
12	-0.009726264	0.01659991