

نمذجة وتقدير السلاسل الزمنية المالية باستخدام

نموذج الذاكرة الطويلة (سوق فلسطين للأوراق المالية نموذجاً)

Modeling and Estimation of Financial Time Series Using Long Memory Model
(Palestine Stock Market as a Model)شادي اسماعيل التلباني^{1*} ، سارية عبد الشكور الطويل²¹ جامعة الأزهر – غزة، فلسطين، shtelbany@gmail.com² وزارة التربية والتعليم، فلسطين، sar.t1975@hotmail.com

النشر: 2021/05/31

القبول: 2021/03/16

الاستلام: 2021/01/05

ملخص: يهدف هذا البحث الى استخدام نموذج الذاكرة الطويلة لنمذجة وتقدير السلاسل الزمنية المالية، وذلك من خلال دراسة وتحليل بيانات السلسلة الزمنية لأسعار الأسهم في سوق فلسطين للأوراق المالية، باستخدام نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية الكسرية ARFIMA(p,d,q) ، حيث تم التحقق باستخدام العديد من الاختبارات الاحصائية بيانياً وحسابياً أن السلسلة تمتلك خاصية الذاكرة الطويلة، ثم تم الانتقال لتحديد قيمة معلمة التفاضل الكسري (d) لنموذج ARFIMA(p,d,q) ، باستخدام ثلاث طرق تقدير، حيث تفوقت طريقة dSperio على ثلاثة طرق اخرى R/S , Fracdiff , EHE للحصول على نموذج ARFIMA(p,d,q) المطلوب. كما أشارت النتائج الاحصائية أن النموذج الملائم لتمثيل بيانات سلسلة أسعار الأسهم في سوق فلسطين للأوراق المالية هو ARFIMA(2,0.3134419,2)؛ بقيمة فروق كسرية (d=0.3134419)، وقد نجح في كل الاختبارات الاحصائية التشخيصية اللازمة.

الكلمات المفتاحية: السلاسل الزمنية، الذاكرة الطويلة، الفروق الكسرية، سوق الأوراق المالية.

رموز JEL: C04, C53

Abstract: This study aimed to using long memory model to modeling and estimation of Financial Time Series , through the study and analysis of time series data for Stock Prices in Palestine Stock Market, using the Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average model -ARFIMA (p, d, q)-, where we have verified by several mathematical and graphical tests; that the series have a long memory property. Then we determined the value of the fractional difference parameter (d) for ARFIMA model; using three estimating methods, where dSperio method outperformed on the other three methods, R / S, Fracdiff and Empirical Hurst Exponent, to obtain the ARFIMA model required. Statistical results also indicated that the most appropriate model to represent the data series Stock prices in Palestine Stock Market is ARFIMA (2,0.3134419,2), with a value of fractional difference (d = 0.3134419), which has succeeded in all necessary Diagnostic statistical tests.

Keywords: Time Series, Long Memory, Fractional Differences, Stock Market.

(JEL) Classification : C04, C53

1. مقدمة:

تعد الأسواق المالية من أهم ركائز الاقتصاد في أي بلد، إذ ترتبط تطور الأسواق المالية بالتطور الاقتصادي الذي مرت به معظم دول العالم، تعد بورصة الأوراق المالية المرآة التي تعكس حالة الاقتصاد الوطني، فإذا كانت هناك بورصة نشطة فلا بد أن يكون هناك اقتصاد قوي، والبورصة هي محور الاقتصاد الوطني تتأثر به وتتبعش بانتعاشه، وفي الوقت نفسه تؤثر فيه بدرجة كبيرة.

تعتبر التقلبات مفهوماً مهماً للعديد من الدراسات الاقتصادية والمالية، ومن المميزات الخاصة بالتقلبات أنه لا يمكن ملاحظتها بشكل مباشر، حيث أن السلاسل الزمنية المالية تمتاز بنوع من عدم الثبات أي أن هناك فترات زمنية تحتوي على تقلبات وتليها فترات من الهدوء، فالسلاسل الزمنية المالية، مثل أسعار الأسهم وأسعار الصرف وما إلى ذلك، غالباً ما تحتوي على التقلبات العنقودية، أي أن الفترات التي تكون فيها الأسعار متقلبة لفترة زمنية ممتدة يتلوها فترات تتسم بالهدوء النسبي (Gujorati and Porter, 2009).

إن الأسواق المالية تتأثر بالصدمات الداخلية والخارجية التي تتشكل من خلالها التقلبات، ووجود هذه التقلبات في الكثير من السلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة غير محبذ من قبل المستثمرين وصناع القرار لأنها تخلق نوع من انعدام الثقة في التعاملات المالية والاقتصادية، هذا بدوره يتطلب استخدام نماذج تحليلية يمكنها نمذجة تلك التقلبات التي تحدث خلال فترات التداول وتعمل على تحليلها وتفسيرها.

إن النماذج التي تعتمد على السلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة هي تلك النماذج التي يكون فيها أثر الصدمات أو التغيرات لمتغير الظاهرة الاقتصادية دائم ويُظهر أثر في المستقبل عند عملية التنبؤ، لذلك فإنه يجب نمذجتها وأخذها بعين الاعتبار عند عملية التنبؤ بالظواهر الاقتصادية، وأول من لاحظ ظاهرة الذاكرة الطويلة للسلاسل الزمنية هو الباحث البريطاني (Hurst, 1951) وهذا في ميدان الري، وتطور بعد ذلك في الميدان الاقتصادي بعدما تبين أن الكثير من السلاسل الزمنية للظواهر الاقتصادية لها ذاكرة طويلة (عبد القادر ومحمد، 2014).

ومن أهم النماذج الحديثة المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية المالية ذات الذاكرة الطويلة، ما يعرف بنموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية الكسرية Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average, ARFIMA(p, d, q)، وهو يعتبر امتداداً لنموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA).

2. هدف الدراسة:

يتمحور هدف الدراسة حول تسليط الضوء على ماهية نماذج ARFIMA لمفهوم الذاكرة الطويلة للسلاسل الزمنية، بالإضافة الى فحص نوعية الذاكرة من حيث كونها قصيرة أم طويلة مع تحديد النموذج الملائم من نماذج ARFIMA لتمثيل سلسلة أسعار الأسهم اليومية في سوق فلسطين للأوراق المالية.

3. مفهوم الذاكرة الطويلة

لقد بينت دراسات Hurst (1951) أن بعض السلاسل الزمنية ببيئة ارتباط خاصة قريبة من عدم الاستقرار، وعليه طور Mandelbort and Wallis خلال عامي (1968) و(1969) نظرة Hurst ببناء حركة Brown الكسرية، ثم بعد ذلك التشوش ذات التوزيع الطبيعي الكسري تسمح بإحداث مركبات طويلة المدى لسلسلة زمنية، حيث أن السلسلة المستقرة تتضمن مركبة الذاكرة الطويلة باعتبار أن تأثير القيمة الماضية عن القيمة الحالية تتناقص بوتيرة ضعيفة جداً ويسمى هذا السلوك بالارتباط طويل المدى أو "الصمود" وهذا يعني أن الاستجابة لصدمة عشوائية تعتبر كعودة نحو القيمة المتوسطة ولكن بسرعة جد ضعيفة (محمد، 2012).

سيتم التعرف على عدة مفاهيم مختلفة لمفهوم الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية الحقيقية وحيدة المتغير، بفرض أن X_t هي عملية زمنية متقطعة بمعامل ارتباط ρ_j على الفجوات j ، لذلك يمكن القول أن العملية تحتوي على ذاكرة طويلة اذا كان:

$$(1) \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=-n}^n |\rho_i| = \infty$$

حيث القيم المطلقة للارتباطات تكون غير تجميعية (non-summable).

بشكل عام، يمكن القول بأن وجود عمليات الذاكرة الطويلة تعني ضمناً أن العملية مكونة من الكثير من الارتباطات الزمنية (Baillie, 1996). وعلى عكس هذا الموقف عندما تكون:

$$(2) \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=-n}^n |\rho_i| = k$$

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

إحدى تعريفات الذاكرة الطويلة، كما جاء في المعادلة (1)، تشير إلى أن الارتباطات الذاتية العددية لا يمكن تجميعها، وبما أن الارتباطات الذاتية للسلاسل الزمنية غير الثابتة غير مُعرّفة، بالتالي تكون هذه الخاصية مرتبطة فقط بالسلاسل الزمنية الثابتة، وكما نلاحظ من تعريف الذاكرة الطويلة أنه لا يضع أي قيود

على الارتباطات الذاتية المنفردة، وتجدر الإشارة أن التقييد يتعلق فقط بالسلوك التقاربي للارتباطات الذاتية (وهي الارتباطات الذاتية للفجوات الطويلة اللانهائية)، من الآثار المترتبة على هذا التعريف للذاكرة الطويلة أنه في حال كان لدينا نموذجاً يقدر جيداً، تكون المشاهدات المتباعدة في الزمن مفيدة في التنبؤ للسلسلة ونتوقع درجة عالية من الدقة التنبؤية كنتيجة للاعتمادية بين الفجوات المتباعدة، وللاستفسار عن الافتراضات الإحصائية القياسية ومدى انسجامها مع الذاكرة الطويلة، يرى البعض أنه إذا كان حجم العينة n كبير، فإن تباين متوسط العينة يمكن أن يعبر عنه من خلال العلاقة :

$$c : \text{ ثابت} ; \quad (3) \text{Var}(\bar{X}_n) \approx c \frac{1}{n}$$

وللعينات الكبيرة، يكون الاضمحلال (التناقص) لتباين متوسط العينة يعتمد على ذاكرة العملية.

فقد أثبت (Beran,1994) انه إذا كانت X_t ثابتة وتتميز بالذاكرة الطويلة⁽¹⁾، فعندما $n \rightarrow \infty$

$$(4) \text{Var}(\bar{X}_n) \approx k \frac{1}{n^{1-2d}} ; \quad 0 < d < \frac{1}{2}, k > 0$$

ثبات وانعكاس عمليات ARMA تمثل عمليات الذاكرة القصيرة عندما $d = 0$ ، وبذلك يمكن اختزال المعادلة (4) إلى المعادلة (3)، إذاً في هذا الصدد، لا تتناسب خاصية الذاكرة الطويلة مع الافتراضات الكلاسيكية القياسية، لأن التمييز بين المعدلات المختلفة لاضمحلال $\text{Var}(\bar{X}_n)$ ، هو التمييز نفسه بين الذاكرة القصيرة والذاكرة الطويلة، وله بالتأكيد تأثير عند حساب الاختبارات وفترات الثقة للمتوسط، إذا تم تجاهل هذا التمييز، بالطبع يترتب على ذلك آثار كارثية. (Beran,1989).

بالاعتماد على ما ذكر قبل قليل، يمكن اعتبار نموذج ARFIMA بأنه نموذج ARMA ولكن عندما تمثل البواقي (Innovations) عملية اضطرابات هادئة كسرية (Fractional White Noise)، وعند التركيز عن كثب في هذا الموضوع، نلاحظ من خلال الدراسات وأدبيات السلاسل الزمنية وجود عدة تعريفات وثيقة الصلة لمفهوم الذاكرة الطويلة، التعريف الوارد سابقاً كما جاء في المعادلة (1) يوضح أن مجموع الارتباطات الذاتية المطلق لانهائي (Mcleod and Hipel, 1978)، وهذا يعني أن دالة الارتباط الذاتي تتناقص إلى الصفر ببطء حيث ناتج مجموعها لانهائي (not converge) (Beran,1994).

(1) مستويات c و k غير مهمة هنا، المهم هو اختلاف معدلات التقارب لـ $\text{Var}(\bar{X}_n)$.

قام كلا من (Brockwell and Davis, 1995) بتدعيم وتعزيز هذا التعريف لمفهوم الذاكرة

الطويلة بالصيغة

$$(5) \rho_i \sim C|i|^{2d-1} ; i \rightarrow \infty ; C \neq 0, 0 < d < \frac{1}{2}$$

حيث \sim تعني أن النسبة بين الطرف الايمن (RHS) والطرف الايسر (LHS) تؤول للوحدة عندما $i \rightarrow \infty$ ،

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=-n}^n \rho_i = \bar{\gamma} < \infty$$

وبالتالي نحصل على أن التعريف من خلال (Brockwell and Davis, 1995) يكون مناسباً عند النظر

في الآثار المترتبة للذاكرة الطويلة في مجال التردد، بالانتباه للقيود المفروضة على عمليات القيم الحقيقية

وبافتراض أن $C > 0$ ؛ وعند اختزال هذا الشرط تكون

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n \rho_i = \infty$$

لأن دالة الارتباط الذاتي متماثلة دائماً حول الفجوة $i = 0$ ، وهذا يعني $\rho_i = -\rho_i$.

وتكون دالة الكثافة الطيفية لـ X_t بحسب هذا التعريف كالتالي:

$$(6) f_x(w) = \frac{1}{2\pi} + \frac{1}{\pi} \sum_{i=1}^{\infty} \rho_i \cos(iw)$$

فإذا كانت X_t تحتوي على الذاكرة الطويلة، فمن الواضح أن دالة الكثافة الطيفية لـ X_t تكون

لانتهائية عند قيمة $w = 0$ ؛ هذه الملاحظة تزودنا بسمة أخرى من سمات عمليات الذاكرة الطويلة، وهي أن

دالة الكثافة الطيفية لديها تمتاز بالقطبية عندما $w = 0$.

4. التحقق من خاصية الذاكرة الطويلة.

هناك العديد من الأشكال البيانية والاختبارات الإحصائية التي تُستخدم للتحقق من خاصية الذاكرة

الطويلة، هي كما يلي:

1.4 التحقق من خاصية الذاكرة الطويلة من خلال الأشكال البيانية:

تعددت الطرق البيانية للتحقق من خاصية الذاكرة الطويلة منها رسم دالة الارتباط الذاتي، تقيس دالة

الارتباط الذاتي ACF (Autocorrelation Function) درجة الارتباط الخطى بين المتغيرات التي تقع

على نفس السلسلة أو العملية العشوائية من خلال ما يسمى بمعامل الارتباط الذاتي ρ_k ، وكثيراً ما يستخدم

رسم ACF كأداة تشخيصية أولية في العمل التطبيقي، حيث تتميز السلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة عن غيرها فيما يختص برسم دالة ACF لها بأنها تتناقص ببطء شديد.

2.4 التحقق من خاصية الذاكرة الطويلة من خلال الاختبارات الإحصائية:

يُعتبر معامل هورست (Hurst) ويرمز له بالرمز H مقياساً للذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية الأهم والأكثر استعمالاً، والذي قدمه الباحث (Hurst,1951) باستخدام تحليل R/S method، وأيضاً اختبار Empirical Hurst Exponent، وهناك العديد من الاختبارات ولكن سنتقتصر على الاختبارات المذكورة سابقاً لاستخدامها في الجانب العملي من البحث.

1.2.4 تحليل R/S (R/S Analysis) :

تُعرف الإحصائية R/S على أنها المدى R للمجاميع الجزئية للانحرافات لسلسلة زمنية عن المتوسط مقسوماً على انحرافها المعياري S_T ، والتي يرمز لها بـ Q_T وتكتب على النحو التالي: $Q_T = \frac{R}{S_T}$. ويسمح تحليل R/S بحساب ما يسمى معامل هورست H حيث: $0 < H < 1$ ، والذي يعرف على أنه النسبة بين لوغاريثم قيمة الإحصائية R/S ولوغاريثم عدد المشاهدات T، ويساوي $H \approx \frac{\log Q_T}{\log T}$.

قد بين كل من (Hosking,1981) و (Lo,1991) وجود علاقة قوية بين معامل التفاضل الكسري d لنماذج ARFIMA ومعامل هورست H حيث: $d = H - \frac{1}{2}$. فإذا كان $\frac{1}{2} < H < 1$ يكون $0 < d < \frac{1}{2}$ ؛ يكون نموذج ARFIMA مستقراً بذاكرة طويلة، وتكون الارتباطات الذاتية موجبة وتنخفض بتناقص Hyperbolically باتجاه الصفر عندما يرتفع الخطأ ويكون النموذج ذو ارتباطات ذاتية موجبة (persistence)، حيث تكون الارتباطات قوية كلما اقتربت قيمة H من الواحد.

2.2.4 اختبار Empirical Hurst Exponent :

تعتبر هذه الطريقة امتداداً لتحليل التذبذب العادي، حيث اقترحها الباحث (Peng et al.,1994) تحت مسمى DFA (Detrended Fluctuation Analysis)، حيث تم استخدامه لقياس الاعتماد على المدى الطويل في السلسلة الزمنية، في حين تتراوح قيمة Hurst Exponent بين 0 و 1، ويمكن لتحليل DFA أن يستخرج قيمة Hurst Exponent أكبر من 1، وتشير هذه القيمة إلى عدم السكون (Bryce and Sprague, 2012)، ويعتمد تحليل DFA على تقسيم السلسلة الزمنية X للطول N إلى d فرعية من طول n

لكل تصنيف فرعي حيث أن: $m=1,2, \dots, d$ ، وبعد ذلك سيتم تنفيذ الخطوات التالية (Ceballos and Largo, 2017):

انشاء سلسلة زمنية تراكمية.

$$Y_{i,m} = \sum_{j=1}^i X_{j,m} \quad \text{for } i = 1, \dots, n \quad (7)$$

تقدير خط المربعات الصغرى.

$$\hat{Y}_m(t) = a_m * t + b_m \quad \text{to} \{Y_{1,m}, Y_{n,2}, \dots, Y_{n,m}\} \quad (8)$$

حساب الجذر التربيعي لوسط السلسلة الزمنية المشتقة.

$$F(m) = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (Y_{i,m} - a_m(i) - b_m)^2} \quad (9)$$

حساب قيمة الوسط للجذر التربيعي للمتوسطات لـ n من السلسلة الزمنية.

$$F(n) = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^n F(n) \quad (10)$$

بعد تنفيذ الخطوات السابقة يتم اتباع طريقة R/S، ويمكن الحصول على قيمة H بالاعتماد على طريقة الانحدار الخطي البسيط على أن يكون $\log n$ متغير مستقل و $F(n)$ كمتغير تابع.

5. طرق تقدير نماذج ARFIMA

هناك العديد من الطرق المقترحة من طرف الباحثين من أجل تقدير نماذج ARFIMA، حيث قُسمت هذه الطرق إلى قسمين (معمر و قويزي، 2016):

- الطرق بمرحلة واحدة "طرق الإمكان الأكبر" (One-Step Methods).
- الطرق بمرحلتين (Two-Step Methods).

وقد تم الاعتماد في هذا البحث استخدام طرق تقدير نماذج ARFIMA بمرحلتين، حيث يتم في المرحلة الأولى تقدير معلمة النفاصل الكسري (d) وفي المرحلة الثانية يتم التقدير بالاعتماد على الطرق التقليدية للسلاسل الزمنية معلمات الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة للتمثيل ARMA (p,q) للسلسلة المحولة التي تتميز بنفاصل كسري ومن هذه الطرق:

1.5 مقدر البارايودجرام (Periodogram Estimator):

أُقرحت هذه الطريقة من قبل (Geweke and Porter-Hudak, 1983) وتُعرف باسم (GBH). تُعتبر طريقة GBH أكثر الطرق استعمالاً لتقدير واختبار معلمة التفاضل الكسري للنموذج ARFIMA، حيث يمكن تقدير d بالاعتماد على الانحدار الخطي (Lardic and Mignon, 2002)، ويُحسب من خلال العلاقة التالية:

$$\hat{d} = - \left[\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})^2 \right]^{-1} \left[\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y}) \right] \quad (11)$$

2.5 مقدر (Fractionally-Differenced) Fracdiff:

تقوم هذه الطريقة على استخدام مقدر ML (Maximum Likelihood Method) لتقدير معالم نموذج ARFIMA(p,d,q) بالإضافة لتقدير التباين ومصفوفة الارتباط والخطأ المعياري، فضلاً عن قيمة Likelihood الأرجحية العظمى، وتُعتبر طريقة سريعة ودقيقة للتقدير (Haslett and Raftery, 1989)، حيث يتم تقدير d بحسب المعادلة التالية:-

$$(12) l(\alpha, \beta, d, \Phi(B), \theta(B)) = constant - \frac{1}{2} Nm \log \hat{\sigma}_\varepsilon^2 - \frac{1}{2} N |R|$$

حيث: $\Phi(B), \theta(B)$ معالم النموذج، و $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ هو مقدر σ_ε^2 ، و R هي مصفوفة ارتباط المتجه، وقد تم استخدام هذه الطريقة في الجزء العملي من الدراسة تحت مسمى Fracdiff.

3.5 مقدر Reisen:

لقد أثبت كلاً من (Brockwell and Davis, 1991) أن دالة البارايودجرام Periodogram تعتبر مقدر غير متنسق لدالة الكثافة الطيفية، لذا اقترح (Reisen, 1994) استخدام مقدر متنسق وهو النسخة الممهدة للدالة الدورية (Smoothed Periodogram) وتُعرف كالتالي (الصوص، 2014):

$$(13) f_{sp}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^{n-1} \lambda(k) R(k) \cos(k\omega)$$

يتم الحصول على هذا المقدر من خلال تطبيق طريقة المربعات الصغرى OLS بواسطة معادلة

$$\text{الانحدار بين } f_{sp}(\omega) \text{ و } \ln \left[2 \sin \left(\frac{\omega}{2} \right) \right]^2 \text{ تحت مسمى dSperio.}$$

إضافة للطرق الثلاث السابقة التي يتم فيها تقدير معامل التفاضل الكسري d ، توجد طريقتان تم استخدامهما للتحقق من خاصية الذاكرة الطويلة للسلاسل الزمنية بتقدير معامل هورست H (R/S Analysis) (Empirical Hurst Exponent) حيث يمكن الحصول على معامل التفاضل الكسري d بعد إيجاد قيمة معامل Hurst (H)، وفق المعادلة الآتية (Hosking, 1981): $d = H - 0.5$.

6. اختبارات جذر الوحدة لفحص السكون

يعتبر سكون السلاسل الزمنية من المواضيع المهمة في كثيرٍ من التطبيقات خاصة السلاسل الزمنية الاقتصادية والمالية، حيث إن الاستدلال للمتغيرات غير الساكنة يعطي نتائج مضللة، إذ تكون العلاقة بين المتغيرات غير الساكنة ليست حقيقية إنما مضللة، وهذا ما يُسمى بالانحدار الزائف أو المضلل.

وهناك العديد من الطرق الإحصائية المستخدمة لاختبار السكون، وسوف نكتفي بعرض اثنين فقط، حيث تم استخدامهما بالجانب التطبيقي للبحث هما: اختبار ديكي- فولار (Dickey and Fuller, 1979) واختبار فيلب-بيرن (Phillips and Perron, 1988).

7. تحليل البيانات ومناقشة النتائج:

تم استخدام سلسلة زمنية تمثل سعر الإغلاق اليومي لأسعار الأسهم في سوق فلسطين للأوراق المالية (مؤشر القدس) خلال الفترة الزمنية من 2010/1/3 حتى 2020/12/15 (باستثناء أيام عدم التداول) بواقع 2685 مشاهدة. حيث تم الحصول على بيانات الدراسة من الموقع الإلكتروني الرسمي لبورصة فلسطين، وتم تحليلها باستخدام برمجية R. سيتم من خلال الجدول التالي عرض بعض المقاييس الإحصائية لأخذ فكرة عامة عن طبيعة البيانات محل الدراسة.

جدول (1): المقاييس الإحصائية لمؤشر القدس

| Kur. | Sk. | St. D | Median | Mean | Max | Min | N | المقاييس |
|--------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|------|----------|
| -0.263 | 0.172 | 35.51 | 504.58 | 555.80 | 603.03 | 416.26 | 2685 | القيمة |

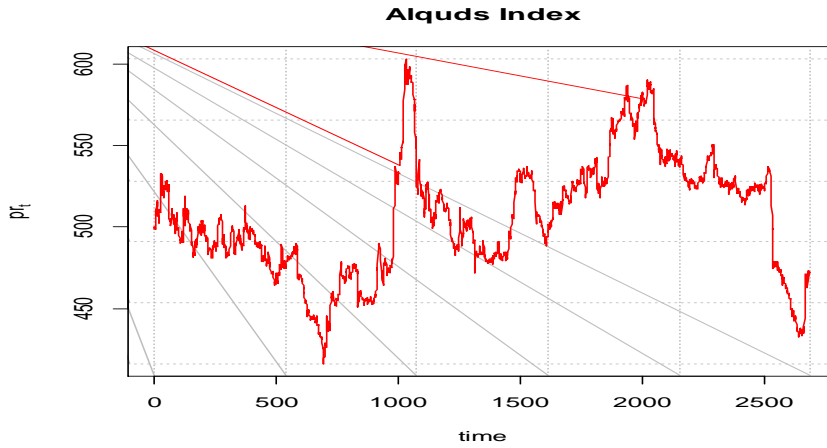
وبأخذ نظرة سريعة عن السلسلة الزمنية لمؤشر القدس، نلاحظ من جدول (1) أن أعلى سعر سهم كان 603.03 دولار، بينما أقل سعر 416.26 دولار، كما سجل الوسط الحسابي لمؤشر القدس قيمة 555.80

دولار وكان الوسط أكبر من الوسيط وهذا مؤشراً على عدم الاعتدالية في توزيع البيانات (اسعار الاسهم)، ويلاحظ أن منحنى البيانات ملتوٍ نحو اليمين وهذا ما يؤكد معامل الالتواء الموجب، وأن قيمة التفرطح اقل من 3 فهذا يدل على أن منحنى توزيع اسعار الاسهم مفرطح.

1.7 وصف السلسلة من حيث السكون:

هذه المرحلة أولى خطواتها تتمثل في فحص سكون السلسلة الزمنية وعمل التحويلات اللازمة لها في حال عدم سكونها، وليبين ذلك سيتم فحص الشكل البياني لسلسلة مؤشر القدس من حيث ثبات الوسط الحسابي والتباين.

شكل (1): المنحنى الزمني لأسعار الأسهم



يتضح من الشكل السابق أن السلسلة الزمنية لمؤشر القدس غير ساكنة في المتوسط والتباين خلال الفترة الزمنية محل الدراسة. حيث يؤكد ذلك اختبارات جذر الوحدة (ADF, PP) في الجدول التالي:

جدول (2): اختبارات جذر الوحدة لمؤشر القدس

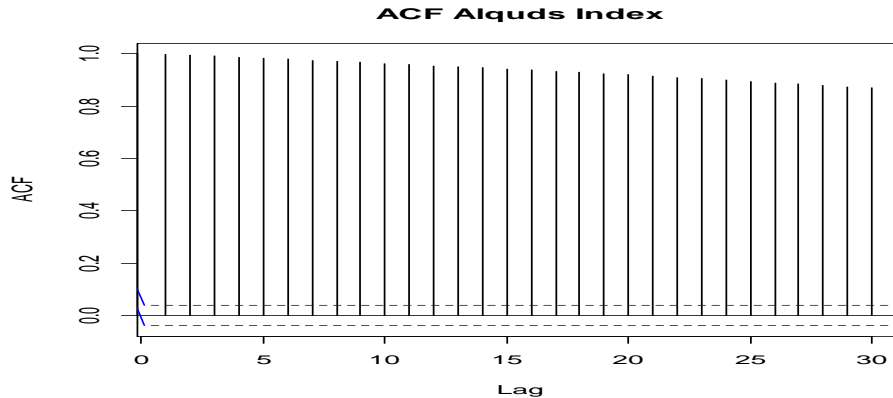
| الاختبار | القيمة | p-value | الحالة |
|----------|---------|---------|-----------|
| ADF | -2.2574 | 0.4693 | غير ساكنة |
| PP | -9.8055 | 0.5628 | غير ساكنة |

عدم سكون

ويمكن التأكد من

السلسلة أيضاً من خلال رسم دالة الارتباط الذاتي (ACF) لسلسلة مؤشر القدس.

شكل (2): دالة الارتباط الذاتي (ACF) لسلسلة مؤشر القدس



من خلال الشكل (2) يظهر من خلال رسم دالة الارتباط الذاتي (ACF) على وجود تناقص بطيء للدالة وهذه دلالة تشير إلى عدم سكون السلسلة، كما تشير أيضاً على أن السلسلة تتميز بذاكرة طويلة (Long Memory).

2.7 التحقق من وجود الذاكرة الطويلة:

سيتم التحقق من وجود خاصية الذاكرة الطويلة باستخدام الاختبارات الاحصائية التي تمكنا باكتشاف وجود الذاكرة الطويلة لسلسلة مؤشر القدس ، والتي من خلالها يمكن حساب معامل هورست Hurst والذي يُرمز له بالرمز (H)، حيث تتميز بوجود ذاكرة طويلة للسلسلة اذا كان معامل هورست (H) أكبر من 0.5 ويقترّب من 1، ويمكن عرض نتائج الاختبارات كما في الجدول (3) التالي:

جدول (3): نتائج الاختبارات الاحصائية لتقدير معامل هورست H لسلسلة مؤشر القدس

| Test | R/S Method | Empirical Hurst Eponent | Theoretical Hurst exponent |
|------|------------|-------------------------|----------------------------|
| H | 0.8660352 | 0.9723908 | 0.5303486 |

يتضح من الجدول السابق أن جميع قيم معامل هورست (H) أكبر من 0.5 وتقترّب من 1 مما يؤكد على وجود خاصية الذاكرة الطويلة لسلسلة مؤشر القدس. مما يدل على أن السلسلة غير ساكنة، لذلك سيتم تسكين السلسلة باستخدام الفروق الكسرية.

3.7 طرق تقدير الفرق الكسري:

فيما يلي نستعرض تقدير الفرق الكسري d بطرق مباشرة وكذلك بطرق غير مباشرة تعتمد على معامل هورست H.

جدول (4): طرق تقدير الفرق الكسري d

| ADF-Test p-value | PP-Test p-value | تقدير d | قيمة H | الطريقة |
|---------------------|--------------------|-----------|-----------|-------------------------------------|
| 0.01 | 0.01 | 1.01819 | - | Periodogram Estimator (GPH) |
| 0.01 | 0.01 | 0.3134419 | - | Reisen (dSperio) |
| 0.01 | 0.01 | 0.4999135 | - | Fractionally Differenced (Fracdiff) |
| 0.01 | 0.01 | 0.3660352 | 0.8660352 | R/S |
| 0.01 | 0.01 | 0.4723905 | 0.9723908 | Empirical Hurst Exponent (EHE) |
| 0.41 | 0.4451 | 0.0303486 | 0.5303486 | Theoretical Hurst Exponent (THE) |

يتضح من الجدول السابق ما يلي:

• باستخدام الطرق المباشرة:

تم الحصول على قيمة الفرق الكسري d بشكل مباشر من خلال التحليل الاحصائي لحزمة برنامج R. حيث أنه تم استثناء طريقة GPH لأن قيمة $d=1.01819$ تقع خارج الفترة (0, 0.5). بينما باستخدام الطريقتين التاليتين dSperio and Fracdiff كانت قيمة الفروق الكسرية $d=0.3134419$, وعلى التوالي والليذان يقعان داخل الفترة (0, 0.5), وكانت قيمة p-value لكل منهما أقل من مستوى المعنوية $\alpha = 0.05$ حسب اختباري PP و ADF، أي أن سلسلة مؤشر القدس سكنت في المتوسط بعد أخذ هذه الفروق الكسرية.

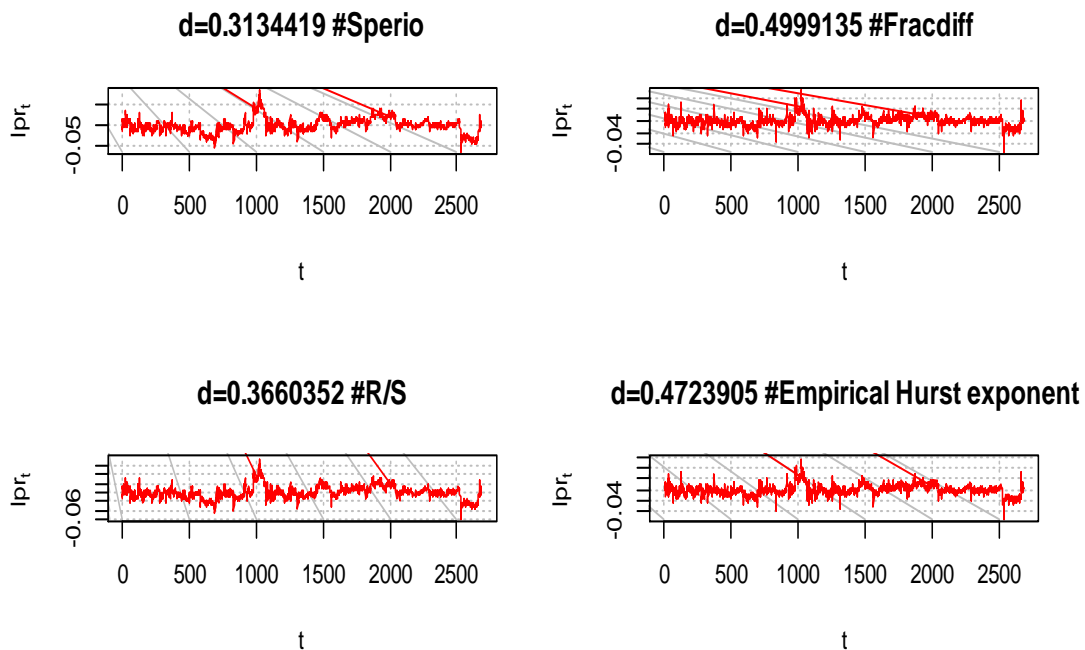
• باستخدام الطرق غير المباشرة:

هذه الطرق يتم الحصول فيها على قيمة الفرق الكسري d بالاعتماد على معامل هورست H، حيث أن: $d = H - 0.5$ ، حيث أنه باستخدام الطريقتين R/S and EHE كانت قيمة الفروق الكسرية $d=0.3660352$, $d=0.4723905$ على التوالي والليذان يقعان داخل الفترة (0, 0.5), وكانت قيمة p-value لكل منهما أقل من مستوى المعنوية $\alpha = 0.05$ حسب اختباري PP و ADF، أي أن سلسلة مؤشر القدس سكنت في المتوسط بعد أخذ هذه الفروق الكسرية. بينما باستخدام طريقة Theoretical Hurst Exponent حصلنا على قيمة الفرق الكسري $d=0.0303486$ ولكن لم يجتاز اختبار السكون

بنجاح حيث كانت قيمة p-value أكبر من مستوى المعنوية $\alpha = 0.05$ حسب اختباري PP و ADF فتم
اقتصاؤه.

الشكل التالي يوضح سكون سلسلة مؤشر القدس بعد أخذ الفروق الكسرية التي تم تقديرها باستخدام الطرق
الأربعة ونجحت في تسكين السلسلة.

شكل (4): سلسلة مؤشر القدس بعد أخذ الفروق الكسرية



4.7 مراحل بناء نموذج ARFIMA

بعد تسكين السلسلة سيتم تطبيق منهجية بوكس وجينكينز بمراحلها الأربع:

1.4.7 مرحلتا التعرف والتقدير.

تهدف هذه المرحلة إلى التعرف على نموذج أو أكثر من نماذج ARFIMA وذلك من خلال تحديد رتبة الجز الخاص بالانحدار الذاتي AR والمعروفة بالرمز p ، والجز الخاص بالمتوسطات المتحركة MA والمعروفة بالرمز q ، وذلك من خلال إيجاد جميع التباديل لنموذج كل طريقة من طرق التقدير المستخدمة للفروق الكسرية، وللمفاضلة بين النماذج نستخدم معايير (AIC, BIC, RMSE, MAE)، وكذلك القيمة الاحتمالية لاختبار Ljung Box، ويتضح ذلك من خلال الجدول التالي:

جدول (5): مفاضلة بين نماذج ARFIMA

| Ljung Box (Sig) | MAE | RMSE | BIC | AIC | النموذج | الفرق الكسري |
|--------------------|-------------|-------------|-----------|-----------|---------|--------------------------------------|
| 0.00000 | 0.003440664 | 0.005054393 | -20755.96 | -20767.75 | (1,d,0) | d= 0.3134419 حسب تقدير dSperio |
| 0.00000 | 0.00793533 | 0.0105194 | -16821.36 | -16833.15 | (0,d,1) | |
| 0.00013 | 0.003371117 | 0.004985403 | -20821.8 | -20839.49 | (1,d,1) | |
| 0.00003 | 0.003384604 | 0.004995289 | -20811.18 | -20828.86 | (2,d,0) | |
| 0.00000 | 0.006089955 | 0.008095404 | -18219.51 | -18237.19 | (0,d,2) | |
| 0.05233 | 0.003322835 | 0.004958453 | -20842.97 | -20866.55 | (2,d,1) | |
| 0.00220 | 0.003347075 | 0.004972277 | -20828.05 | -20851.63 | (1,d,2) | |
| 0.07865 | 0.003317702 | 0.004955879 | -20837.87 | -20867.35 | (2,d,2) | |
| 0.00000 | 0.003553611 | 0.005158234 | -20648.04 | -20659.83 | (1,d,0) | d=0.4999135 حسب تقدير Fracdiff |
| 0.00000 | 0.004983493 | 0.006798545 | -19165.97 | -19177.76 | (0,d,1) | |
| 0.00002 | 0.003402106 | 0.005005118 | -20801.81 | -20819.5 | (1,d,1) | |
| 0.00000 | 0.003447016 | 0.005040891 | -20763.62 | -20781.31 | (2,d,0) | |
| 0.00000 | 0.00430678 | 0.005972698 | -19853.28 | -19870.97 | (0,d,2) | |
| 0.02112 | 0.003332456 | 0.004964647 | -20837.42 | -20861 | (2,d,1) | |
| 0.00278 | 0.003359218 | 0.004980296 | -20820.57 | -20844.15 | (1,d,2) | |
| 0.06328 | 0.003319716 | 0.00495857 | -20836.09 | -20865.56 | (2,d,2) | |
| 0.00000 | 0.003481125 | 0.005091675 | -20716.9 | -20728.69 | (1,d,0) | d=0.4723905 حسب تقدير R/S |
| 0.00000 | 0.00680941 | 0.009067038 | -17619.39 | -17631.18 | (0,d,1) | |
| 0.00004 | 0.003384008 | 0.004994054 | -20812.88 | -20830.56 | (1,d,1) | |
| 0.00002 | 0.003406203 | 0.005010931 | -20794.78 | -20812.47 | (2,d,0) | |
| 0.00000 | 0.005409718 | 0.007267964 | -18798.76 | -18816.44 | (0,d,2) | |
| 0.03630 | 0.003325633 | 0.004960436 | -20841.19 | -20864.77 | (2,d,1) | |
| 0.00152 | 0.003352433 | 0.004976209 | -20824.18 | -20847.76 | (1,d,2) | |
| 0.07236 | 0.00331817 | 0.004956681 | -20837.36 | -20866.84 | (2,d,2) | |
| 0.00000 | 0.003544557 | 0.005149973 | -20656.49 | -20668.28 | (1,d,0) | d=0.418 حسب تقدير EHE |
| 0.00000 | 0.005266057 | 0.007139459 | -18903.16 | -18914.95 | (0,d,1) | |
| 0.00001 | 0.003400563 | 0.005004335 | -20802.51 | -20820.19 | (1,d,1) | |
| 0.00000 | 0.003441989 | 0.00503676 | -20767.87 | -20785.55 | (2,d,0) | |
| 0.00000 | 0.00447927 | 0.006167211 | -19681.09 | -19698.78 | (0,d,2) | |
| 0.0215 | 0.003331148 | 0.004963952 | -20838.02 | -20861.61 | (2,d,1) | |
| 0.002135 | 0.003358694 | 0.004980164 | -20820.56 | -20844.14 | (1,d,2) | |
| 0.06403 | 0.003319326 | 0.004958208 | -20836.33 | -20865.81 | (2,d,2) | |

نستخلص من الجدول السابق، بالاعتماد على معايير التقييم وكذلك القيمة الاحتمالية لاختبار Ljung Box أن أفضل النماذج التي ظهرت لدينا حسب طرق التقدير الأربعة للفرق الكسري d كانت النماذج التالية:

- باستخدام تقدير (dSperio) كان النموذج ARFIMA(2, 0.3134419, 2).
- باستخدام تقدير (Fracdiff) كان النموذج ARFIMA(2, 0.4999135, 2).
- باستخدام تقدير (R/S) كان النموذج ARFIMA(2, 0.3660352, 2).
- باستخدام تقدير d=(EHE) كان النموذج ARFIMA(2, 0.4723905, 2).

ومن خلال المفاضلة بين النماذج الأربعة السابقة، فإن النموذج الأفضل الذي تم توقيفه هو نموذج ARFIMA (2, 0.3134419, 2) وذلك لامتلاكه أقل قيمة لمعايير التقييم وأعلى قيمة احتمالية لاختبار Ljung Box. ومن خلال تحديد النموذج النهائي يمكننا تقدير معاملات هذا النموذج كما هو مبين في الجدول (6) الآتي:

جدول (6): تقدير معاملات نموذج ARFIMA(2, 0.3134419, 2)

| النماذج | المعاملات | التقدير | p-value |
|---------|------------|----------|---------|
| AR(1) | ϕ_1 | 0.6756 | 0.0000 |
| AR(2) | ϕ_2 | - 0.2802 | 0.0000 |
| MA(1) | θ_1 | - 0.8905 | 0.0000 |
| MA(2) | θ_2 | 0.0605 | 0.0000 |

2.4.7 مرحلة التشخيص

هذه المرحلة من أهم المراحل في التحليل، حيث يتم فيها ملائمة النموذج بهدف تحسين النموذج وتطويره أو الإبقاء عليه كما هو، حيث نقوم بإخضاع النموذج لعدد من الاختبارات بهدف تقييم النموذج، وإذا اجتاز الاختبارات فيكون صالحاً للاستخدام.

• تحليل السكون والانعكاس

يُعد تحقق شرطى السكون والانعكاس في مقدرات النموذج دليلاً على كفاءة النموذج للبيانات، من المعروف في تحليل السلاسل الزمنية أن نماذج الانحدار الذاتي AR منعكسة دائماً لكنها ليست ساكنة دائماً، ولتحقيق شرط السكون لابد من تحقق الشروط التالية:

- $\phi_1 + \phi_2 < 1 \Rightarrow 0.6756 + (-0.2802) = 0.3954 < 1$
- $\phi_2 - \phi_1 < 1 \Rightarrow (-0.2802) - 0.6756 = -0.9558 < 1$
- $|\phi_2| < 1 \Rightarrow |-0.2802| < 1$

وتعتبر نماذج المتوسطات المتحركة MA ساكنة دائماً، لكنها ليست منعكسة دائماً، ولتحقيق شرط الانعكاس لا بد من تحقق الشروط التالية:

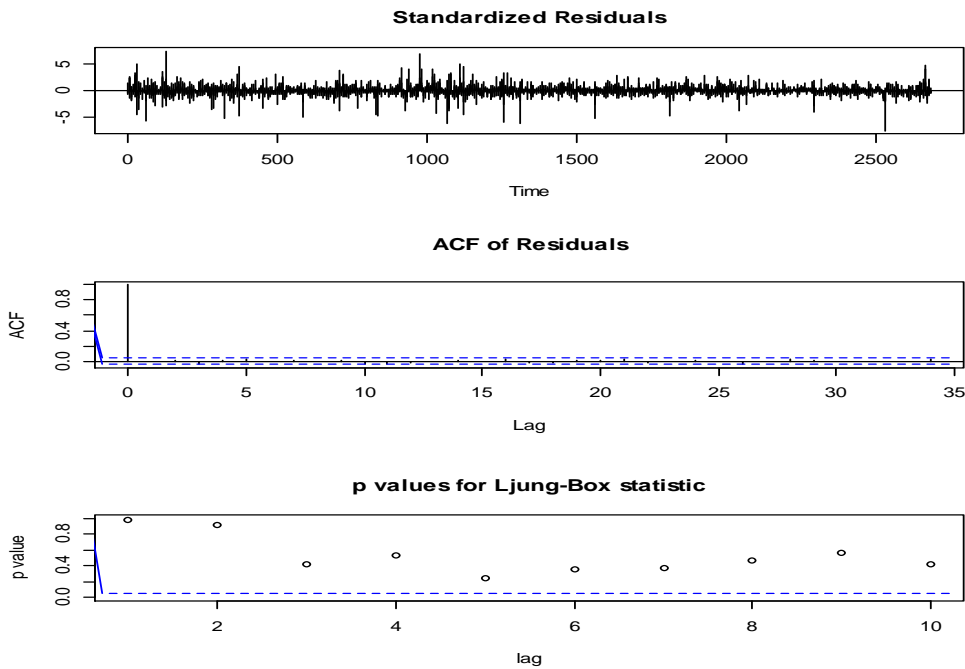
- $\theta_1 + \theta_2 < 1 \Rightarrow (-0.8905) + 0.0605 = -0.83 < 1$
- $\theta_2 - \theta_1 < 1 \Rightarrow 0.0605 - (-0.8905) = 0.951 < 1$
- $|\theta_2| < 1 \Rightarrow |0.0605| < 1$

ومما سبق نجد أن شروط السكون والانعكاس تحققت في نموذج ARFIMA(2,0.3134419,2)

• تحليل البواقي

تحليل البواقي جزء أساسي لمعرفة مدى ملائمة النموذج المستخدم وهو ARFIMA(2,0.3134419,2)، ويشمل: ثبات تباين البواقي وعشوائية البواقي وطبيعية التوزيع للبواقي.

شكل (5): رسم البواقي ودالة الارتباط الذاتي واختبار Ljung-Box



يتضح من الشكل السابق أن البواقي تتأرجح نوعاً ما بشكل ثابت حول الصفر وهذا يدل على ثبات البواقي في المتوسط، وللتحقق من عشوائية البواقي نتأمل بدالة الارتباط الذاتي ACF حيث يتبين أن جميع معاملات الارتباط الذاتي للبواقي عند كل فجوة زمنية تقع داخل حدى فترة الثقة، مما يشير الى أن البواقي

لهذا النموذج غير مترابطة مع بعضها البعض وهذا يعنى أن البواقي الناتجة عشوائية. وللتأكد أيضاً من عشوائية البواقي تجري اختبار Ljung-Box كما فى الجزء الأخير من الشكل السابق، حيث وجدنا أن قيم p-value أكبر من 0.05 وهذا يشير إلى أن البواقي عشوائية. وبذلك نستنتج أن نموذج ARFIMA(2,0.3134419,2) يمكن اعتماده لتمثيل السلسلة الزمنية محل الدراسة.

8. الخلاصة:

أصبحت نمذجة السلاسل الزمنية المالية ذات الذاكرة الطويلة مجالاً خصباً للبحث، حيث هدفت هذه الدراسة إلى تحديد نموذج مناسب يفسر تقلبات أسعار الأسهم في سوق فلسطين للأوراق المالية. تم استخدام نماذج ARFIMA، حيث تم التحقق من وجود خاصية الذاكرة الطويلة للسلسلة الزمنية بعدة اختبارات، ومن ثم تقدير معلمة الفرق الكسري d باستخدام عدة طرق مختلفة، وبناءً عليه تم تقدير معالم كل النماذج المقترحة من خلال أخذ تباديل معالم الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة للنموذج المقترح، وباستخدام المعايير الإحصائية المعروفة للمفاضلة بين النماذج وقع الاختيار على نموذج ARFIMA(2,0.3134419,2) الذي حقق أدنى قيم لهذه المعايير، وقد تجاوز هذا النموذج مرحلة التشخيص وبذلك نستنتج أنه النموذج الملائم الذي يمكن اعتماده لتمثيل سلسلة أسعار الأسهم في سوق فلسطين للأوراق المالية في الفترة الزمنية محل الدراسة.

وبناء على نتائج هذه الدراسة، نوصي باستخدام الطرق الهجينة بين الخطية واللاخطية بدلاً من استخدام نموذج ARFIMA منفرداً، والتي من الممكن ان يكون لها نتائج جيدة مقارنة مع النماذج المنفردة، مثل: ARIFMA-ANN, ARFIMA-SVM, ARFIMA-GARCH

9. المراجع:

المراجع باللغة العربية:

1. ساهد، عبد القادر، ومكيدش، محمد، (2014). استخدام نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA للتنبؤ بأسعار البترول، مجلة البحوث الاقتصادية والمالية، العدد 01، 16-76 .
2. محمد، شكوري (2012). وفرة الموارد الطبيعية والنمو الاقتصادي دراسة حالة الاقتصاد الجزائري، رسالة دكتوراه، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، الجزائر.
3. معمر، ياسمينه و قويزي، نور الهدي (2016). دراسة قياسية لسلوك سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار باستخدام نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA، جامعة ابو بكر بلقايد، تلمسان، الجزائر.

المراجع باللغة الانجليزية:

1. Baillie, R.T. (1996). Long memory processes and fractional integration in economics, Journal of Econometrics, Vol. 73, pp. 5-59.
2. Beran, J. (1989). A test of location for data with slowly decaying serial correlations, Biometrika, 76:261-269.
3. Beran, J. (1994). Statistics for Long Memory Processes, New York: Chapman and Hall.
4. Brockwell, P. J. and Davis, R. A. (1995). Time Series Theory and Method, Springer.
5. Brockwell, P.J. and Davis, R. A. (1991). Time Series: Theory and Methods, Springer-Verlag: New York.
6. Bryce, R. M. and Sprague, K. B. (2012). Revisiting detrended fluctuation analysis, Scientific Reports 315(2).
7. Ceballos, R. and Largo, F.,(2017). On The Estimation of the Hurst Exponent Using Adjusted Rescaled Range Analysis, Detrended Fluctuation Analysis and Variance Time Plot: A Case of Exponential Distribution, Imperial Journal of Interdisciplinary Research (IJIR), Vol-3, Issue-8,PP:424-434.
8. Dickey, D. A., and Fuller, W. A. (1979).Distribution of the estimators for Autoregressive Time Series With a unit Root, Journal of the American Statistical Association, N. 74: pp .427-431.
9. Geweke, J. and Porter-Hudak, S. (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models, Journal of Time Series Analysis, Vol. 4(4), 221-238.
10. Gujarati, D. and Porter, D. (2009). Basic Econometrics. New York: McGraw-Hill/Irwin.
11. Haslett .J and Raftery . A. E (1989). Space-time Modelling with Long-memory Dependence: Assessing Ireland's Wind Power Resource (with Discussion); Applied Statistics Vol. 38, No.1,1-50. R.
12. Hosking, J. (1981). Fractional Differencing, Biometrika, Vol. 68(1), 165-176.
13. Hurst, H.R. (1951). Long-term storage in reservoirs, Trans. Am. Soc. Civil Eng., Vol. 116, pp. 770-799.
14. Lardic. S, Mignon. V.(2002). Econométrie des séries temporelles macroéconomiques et financière, Economica, Paris, p 182-183.
15. Lo, A. W. (1991). Long-term memory in stock market prices, Econometrica, Vol. 59(5), pp.1279-1313.
16. Mandelbrot, B.B. and Wallis, J.R. (1968). Noah, Joseph and operational hydrology, Water Resources Research 4.
17. Mandelbrot, B.B. and Wallis, J.R. (1969). Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long run statistical dependence, Water Resources Research, Vol. 5 (5).
18. McLeod, A. and Hipel, K. W. (1978). Preservation of the rescaled adjusted range 1. a reassessment of the hurst phenomenon, Water Resources Research, Vol. 14(3), pp. 491-518.
19. Peng, C. K., Buldyrev, S. V., and Simons, M. (1994). Nature and Fractals, Physics Rev.,: 168.
20. Phillip P.C.B. and Perron P. (1988). Testing for a unit root in time series regression, Biometrika, Vol: 75, pp. 335-346.
21. Reisen, V.A. (1994). Estimation of the Fractional Difference Parameter in the ARIMA(p,d,q) model using the Smoothed Periodogram, Journal of Time Series Analysis, Vol. 15, pp. 335-350.
22. Sowell, F. (1992b). Modeling long-run behavior with the fractional ARIMA-model, Journal of Monetary Econometrics, Vol.29,pp. 277-302.