

التنبؤ بالمساحة المزروعة من القمح في سورية باستخدام نموذج ARIMA

د. علي أحمد*

مرح سليمان**

(تاريخ الإيداع ٢٠٢٥ /٥/٢١ - تاريخ النشر ٢٠٢٥ /٨/١٠)

□ ملخص □

يهدف هذا البحث الى دراسة وتحليل السلسلة الزمنية للمساحة المزروعة من القمح كنسبة من المساحة القابلة للزراعة في سورية، وذلك خلال الفترة من ١٩٩٨ إلى ٢٠٢٢. بهدف تقدير نموذج للتنبؤ، يتمثل الهدف الرئيسي في تطوير نموذج تنبؤي يساعد صناعات السياسات على تقييم كفاءة السياسات الحالية ووضع الاستراتيجيات والسياسات المستقبلية المتعلقة بالقمح، بالاعتماد على منهجية بوكس-جنكينز (Box-Jenkins) لبناء نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك ARIMA، وباستخدام لغة البرمجة الإحصائية RStudio، حيث تم إجراء اختبارات الاستقرار Augmented Dickey & Fuller (ADF)، واستخدام معاملات دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF، بالإضافة إلى معاملات AIC, BIC, AICC، أظهرت نتائج التحليل باستخدام عدة معايير إحصائية أن نموذج ARIMA (٠,١,٤) الأفضل للتنبؤ بنسبة المساحة المزروعة بالقمح من المساحة القابلة للزراعة. ويشير التوقع بأن المساحة المزروعة بالقمح في عام ٢٠٢٧ سترتفع في عام ٢٠٢٧ إلى ١٩,٨٤%، بعد ان كانت ١٩% في عام ٢٠٢٢.

الكلمات المفتاحية: السلاسل الزمنية، مساحة القمح، منهجية بوكس-جنكينز، نموذج ARIMA

*مدرس في قسم الاقتصاد والتخطيط-كلية الاقتصاد- جامعة اللاذقية- اللاذقية- سورية

** طالبة ماجستير، قسم الاقتصاد والتخطيط - كلية الاقتصاد- جامعة اللاذقية

Forecasting the Wheat Cultivated Area in Syria Using ARIMA Model

Dr. Ali Ahmad *
Marah Soleman **

(Received 21/5/2025.Accepted 10/8/2025)

□ABSTRACT □

This research aims to study and analyze the time series of wheat cultivated area as a percentage of arable land in Syria, from 1998 to 2022. The main objective is to develop a predictive model that assists policymakers in evaluating the effectiveness of current policies and formulating future strategies and policies related to wheat. This is achieved by employing the Box-Jenkins methodology to build Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model, utilizing the RStudio statistical programming language. Stationarity tests (Augmented Dickey-Fuller, ADF) were conducted, along with the use of Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) coefficients, in addition to AIC, BIC, and AICC criteria. The analysis results, based on several statistical criteria, indicated that the ARIMA (0,1,4) model is the most suitable for forecasting the percentage of wheat cultivated area relative to arable land. The forecast indicates that the cultivated wheat area in 2027 is expected to increase to 19.8%, compared to 19% in 2022.

Keywords: Time Series, Wheat Area, Box-Jenkins Methodology, ARIMA Model

* Lecturer, Department of Economics and Planning – Faculty of Economics – University of Latakia – Latakia – Syria

** Master's Student, Department of Economics and Planning – Faculty of Economics – University of Latakia -Latakia – Syria

المقدمة:

لطالما شكل القطاع الزراعي في سورية ركيزة أساسية للاقتصاد الوطني، خاصة في أوقات الأزمات. فقد شهدت البلاد في فترات سابقة، وتحديدًا في الثمانينات والتسعينات، مساهمة ملحوظة للقطاع الزراعي في الناتج المحلي الإجمالي، وصلت إلى حوالي ٢٥% من الناتج المحلي الإجمالي في العام ١٩٩٠، ثم شهدت هذه النسبة تراجعاً تدريجياً لتصل إلى ٢٢% في عام ١٩٩٩ ثم إلى ١٤% في عام ٢٠١٩ (المكتب المركزي للإحصاء، ٢٠١٩) هذه التقلبات والتحديات المتزايدة تستدعي تحليلاً دقيقاً لاتجاهاته المستقبلية.

في هذا السياق، يكتسب محصول القمح أهمية استراتيجية قصوى في سورية، ليس فقط لكونه الغذاء الرئيسي للسكان، بل أيضاً لتأثيره العميق على الأمن الغذائي والاقتصاد الكلي. وتتفاقم هذه الأهمية الاستراتيجية في ظل التحديات التي تواجه زراعة القمح في سورية، والتي تشمل عوامل هيكلية ومناخية وسياسية تؤثر مباشرة على القمح في سورية. فمع التحديات الديموغرافية والاقتصادية المتزايدة، يصبح فهم هذه الديناميكيات المعقدة وتقدير مساراتها المستقبلية أمراً بالغ الأهمية لوضع السياسات الاقتصادية والمخططين الاستراتيجيين، وذلك لاتخاذ قرارات مستنيرة بشأن تخصيص الموارد، ودعم القطاع الزراعي، وتأمين الاحتياجات الغذائية للمستقبل وضمان مواجهة أزمات الأمن الغذائي والتوجيه الفعال للسياسات الاقتصادية والزراعية (عادلة ودوكوس، ٢٠٢٢).

في الوقت الحاضر، تتزايد المخاوف بشأن الأمن الغذائي في سورية، حيث تشير تقارير حديثة صادرة عن منظمات دولية، مثل منظمة الأغذية والزراعة (FAO) وبرنامج الأغذية العالمي (WFP)، أن سورية تواجه خطراً شديداً من أن تصبح بؤرة للجوع. يتنبأ التقرير أن أكثر من ١٢,٩ مليون سوري سيعانون من انعدام الأمن الغذائي، وأن ٢,٦ مليون منهم سيعانون من انعدام حاد في الأمن الغذائي خلال الفترة بين تشرين الثاني عام ٢٠٢٤ وأيار عام ٢٠٢٥ (WFP & FAO, 2024).

مع التحديات المتزايدة، تزداد أهمية الاعتماد النماذج القياسية لفهم هذه الديناميكيات المعقدة وتقدير مساراتها المستقبلية، خاصة لوضع السياسات الاقتصادية والمخططين الاستراتيجيين، وذلك لاتخاذ قرارات مستنيرة بشأن القطاع الزراعي، وتأمين الاحتياجات الغذائية للمستقبل وضمان مواجهة أزمات الأمن الغذائي والتوجيه الفعال للسياسات الاقتصادية والزراعية.

الدراسات السابقة:**الدراسات العربية:**

الدراسة الأولى: (فريجات، ٢٠٢٢)، بعنوان:

"التنبؤ المستقبلي بمساحة وإنتاج القمح المروي في محافظة درعا باستخدام نموذج ARIMA"

هدف هذا البحث إلى تحليل السلسلة الزمنية لمساحة وإنتاج القمح المروي في محافظة درعا خلال الفترة من ١٩٩٠ إلى ٢٠١٨، وذلك بهدف بناء نموذج تنبؤي يساعد في تخطيط السياسات الإنتاجية. اعتمد البحث على منهجية بوكس-جنكينز ونماذج ARIMA، التي تجمع بين أسلوب الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك، نظراً لقدرتها العالية على تحليل السلاسل الزمنية. بعد إجراء اختبارات الاستقرار باستخدام اختبار ديكي فولر (ADF) ومعاملات دالة الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF)، تبين أن نموذج (١,١,٣) ARIMA هو الأفضل للتنبؤ بمساحة وإنتاج القمح المروي في المنطقة. أشارت النتائج إلى توقع زيادة في

المساحة المزروعة بالقمح المروي بنسبة ٤٦,٠%، وفي الإنتاج بنسبة ٥,٠٦% في عام ٢٠٢٣ مقارنة بعام ٢٠١٨.

الدراسة الثانية: (جابر، ٢٠١٧)، بعنوان:

"استخدام نماذج السلاسل الزمنية المتحركة للتنبؤ بأسعار أهم المحاصيل الحقلية"

هدفت هذه الدراسة إلى تطبيق نماذج السلاسل الزمنية، وتحديدًا نماذج ARIMA، للتنبؤ بالأسعار الزراعية للقمح والذرة الشامية في مصر خلال الفترة من ١٩٨٠ إلى ٢٠١٦. سعى الباحثون إلى توفير بيانات دقيقة للمخططين لدعم رسم السياسات السعرية الفعالة. اعتمدت الدراسة على منهجية تحليل السلاسل الزمنية، والتي شملت أربع مراحل: توصيف النموذج (اختبارات الثبات وتحديد فترة التأخير)، التقدير، التشخيص، والتنبؤ. تم تطبيق نماذج ARIMA على أسعار المزرعة للقمح والذرة الشامية، وتم اختيار أفضل نموذج بناءً على أقل متوسط لمربعات الخطأ (MSE). أظهرت النتائج أن نموذج ARIMA (١,٢,١) هو الأنسب للتنبؤ بأسعار القمح، بينما كان نموذج ARIMA (٢,٢,٢) هو الأفضل للتنبؤ بأسعار الذرة الشامية. تشير نتائج التنبؤ إلى أن سعر الإردب للقمح سيشهد ارتفاعاً من ٤٦٩ جنيه في عام ٢٠١٧ إلى ٥٩٣ جنيه في عام ٢٠٢٢. كما يُتوقع أن يسجل سعر الإردب للذرة الشامية ارتفاعاً من ٣٣٧ جنيه في عام ٢٠١٧ إلى ٤٠٤ جنيه في العام ٢٠٢٢. توفر هذه النماذج تنبؤات دقيقة يمكن أن تساعد في وضع سياسات سعرية مستقرة وفعالة للمنتجات الزراعية في مصر.

الدراسات الأجنبية:

الدراسة الثالثة: (Latifi and Shabanali Fami, 2022)، بعنوان:

"Forecasting wheat production in Iran using time series technology and artificial neural network"

"التنبؤ بإنتاج القمح في إيران باستخدام السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية"

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بإنتاج القمح في إيران باستخدام نماذج السلاسل الزمنية أحادية المتغير ونموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، تم استخدام بيانات الإنتاج السنوي للقمح، إجمالي هطول الأمطار السنوي، إجمالي الأسمدة المستخدمة، تعداد السكان، وبيانات المساحة المزروعة بالقمح في الفترة ما بين ١٩٦٢-١٩٦٦ إلى ٢٠١٨-٢٠١٩.

تم اختيار نموذج ARIMA (١,١,١) كأفضل نموذج احادي المتغير، وفي اختبار نماذج ANN تم استخدام إجمالي هطول الامطار السنوي، إجمالي السماد المستخدم، عدد السكان، المساحة المزروعة بالقمح كمداخلات، وإنتاج القمح كمخرجات، ومن بين عدة نماذج شبكات عصبية، كان نموذج شبكة بيرسيبترون متعددة الطبقات (MLP-NN) بخمس طبقات مخفية هو الأقل في متوسط مربع الخطأ (MSE= 0.153) وتم اختياره في هذه الدراسة. وأظهرت نتائج الدراسة أن قوة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN في التنبؤ تعطي نتائج أكثر فعالية من نموذج ARIMA، حيث أظهرت المقارنة بين نموذج ANN ونموذج ARIMA (1,1,1) أن قيم RMSE= 0.391، MSE= 0.153، و MAPE= 0.4231 في نموذج ANN كانت أقل بكثير من تلك في نموذج ARIMA (1,1,1). وعليه يمكن أن يكون نموذج ANN-MLP جيداً للتنبؤ بإنتاج القمح في المستقبل لضمان الأمن الغذائي للسكان.

الدراسة الرابعة: (Wirawan et al, 2019)، بعنوان:

"Short Term Prediction on Bitcoin Price Using ARIMA Method"

"التنبؤ بأسعار بيتكوين على المدى القصير باستخدام طريقة ARIMA"

هدف هذا البحث إلى التنبؤ بسعر البيتكوين، العملة الرقمية الأكثر استخداماً، نظراً لتقلبات سعره وأهميته الاستثمارية المتزايدة. باستخدام المنهجية التجريبية على بيانات تاريخية من موقع www.coingecko.com للفترة ٢٠١٣-٢٠١٩، تم تطبيق نموذج ARIMA (١,٤,١) بعد معالجة البيانات واختبار استقرارها. أظهرت النتائج دقة عالية للنموذج في التنبؤات قصيرة الأجل، حيث حقق أقل نسبة خطأ (MAPE) بلغت ٠,٨٧ ليوم واحد و ٥,٩٨ سبعة أيام، مما يجعله أداة فعالة للتنبؤ بسعر البيتكوين.

الدراسة الخامسة: (Prabakaran et al, 2013)، بعنوان:

"Forecasting Cultivated Areas and Production of Wheat in India Using ARIMA Model"

"التنبؤ بالمساحة المزروعة وإنتاج القمح في الهند باستخدام نموذج ARIMA"

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بالمساحة المزروعة وإنتاج القمح في الهند، وتم تحليل بيانات مساحة وإنتاج القمح في الهند للفترة من ١٩٥٠-١٩٥١ إلى ٢٠١١-٢٠١٢. بالنسبة لبيانات الدراسة تم استخدام بيانات المساحة المزروعة بالقمح والإنتاج خلال الفترة من ١٩٥٠-١٩٥١ إلى ٢٠١١-٢٠١٢، أما بالنسبة للمنهجية المستخدمة، تم انشاء نماذج للتنبؤ واختبار صلاحيتها بواسطة تقنيات بوكس-جنكينز (ARIMA) تم التنبؤ بالمساحة المزروعة والإنتاج في الهند لمدة خمس سنوات، وأظهرت النتائج أن المساحة المزروعة لعام ٢٠١٥ ستكون ٣١,٤٦ ألف هكتار، أما بالنسبة للتنبؤ المجالي فبين الحد الأعلى (٣٤,٢٥ ألف هكتار) والحد الأدنى (٣١,٤٦ ألف هكتار)، كما يبين النموذج ان توقعات انتاج القمح للعام ٢٠١٥ بحوالي ٩٧,٧٣ ألف طن تقريباً، وتنبؤ مجالي حده الأعلى ١٠٧,٥٥ وحده الأدنى ٨٧,٩٢ الف طن.

ما يميز الدراسة عن الدراسات السابقة

على الرغم من استخدام منهجية بوكس جنكينز (ARIMA) على نطاق واسع في التنبؤ بالسلاسل الزمنية، فإن الدراسات التي تطبق هذه النماذج على المساحة المزروعة بالقمح في سورية محدودة، يهدف هذا البحث إلى سد هذه الفجوة من خلال استخدام لغة البرمجة الإحصائية RStudio لتحديث وتطبيق هذه النماذج على بيانات حديثة.

مشكلة البحث:

تتمثل مشكلة البحث الراهنة في الحاجة الملحة إلى تطوير وتطبيق أدوات تحليلية متقدمة وقادرة على التنبؤ بالمساحات المزروعة بالمحاصيل الاستراتيجية في سورية، وعلى رأسها محصول القمح، وذلك في ظل التحديات المتزايدة التي تواجه القطاع الزراعي وتؤثر بشكل مباشر على الأمن الغذائي الوطني. يمكن تلخيص الأسئلة البحثية الرئيسية بما يلي:

- ما هو النموذج الأفضل للتنبؤ بمساحة القمح في سورية؟
- ما هي نسبة مساحة القمح من المساحة القابلة للزراعة في سورية في الخمسة أعوام القادمة؟

أهمية البحث:

تكمن أهمية هذا البحث في مساهمته الفعالة في دعم الأمن الغذائي السوري، وذلك من خلال تقديم تنبؤات موثوقة للمساحات المزروعة بالقمح. بالإضافة إلى تزويد صانعي السياسات برؤى مستقبلية واضحة حول اتجاهات زراعة القمح. حيث يساهم البحث في تطوير أداة تنبؤية باستخدام نموذج ARIMA على بيانات السلاسل الزمنية، مما يساعد في التخطيط الزراعي الفعال. ومن خلال التنبؤ بمساحات الزراعة، يساهم البحث في تحسين إدارة الموارد الزراعية ووضع خطط استباقية للتعامل مع أي طارئ.

أهداف البحث:

تهدف الدراسة إلى بناء نموذج ARIMA فعال للتنبؤ بالمساحة المزروعة بالقمح في سورية، باستخدام بيانات السلاسل الزمنية للفترة من ١٩٩٨ إلى ٢٠٢٢، بهدف تزويد صانعي السياسات برؤى مستقبلية واضحة حول اتجاهات زراعة القمح، لتمكينهم من اتخاذ قرارات مستنيرة وتطبيق إجراءات استباقية تساهم في تعزيز الأمن الغذائي في سورية

منهجية البحث:

استخدم المنهج الوصفي التحليلي في استخلاص نتائج البحث من خلال الاطلاع على عدد من المراجع تم استخدام منهجية بوكس-جنكينز او ما يعرف بنموذج ARIMA لتحليل السلاسل الزمنية، ومن ثم التوصل إلى النموذج الأفضل للتنبؤ، واستخدمت لغة البرمجة الإحصائية RStudio.

الإطار الزمني والمكاني للدراسة:

ستتناول الدراسة السلاسل الزمنية للمتغيرات قيد الدراسة في الجمهورية العربية السورية، خلال الفترة الزمنية من ١٩٩٨ الى ٢٠٢٢.

فرضيات البحث:

تتمثل الفرضية الرئيسية للبحث في الآتي:

يمكن تحديد النموذج الأمثل من نماذج تحليل السلاسل الزمنية (ARIMA) للتنبؤ بنسبة المساحة المزروعة بالقمح من إجمالي المساحة القابلة للزراعة في سورية، مما يساهم في تقدير هذه النسبة بدقة مقبولة خلال الأعوام الخمسة القادمة.

مصطلحات البحث:

السلاسل الزمنية:

السلسلة الزمنية هي مجموعة من القياسات الرقمية مرتبة حسب تسلسل زمني محدد. تاريخياً، استخدمت السلاسل الزمنية بشكل واسع في مجال الاقتصاد، حيث كان جان تينبرجن أول من طور نموذجاً كمياً للاقتصاد الأمريكي عام ١٩٣٩ (Kirchgässner, et al., 2012).

نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة:

فيما يلي نستعرض كل من نماذج الانحدار الذاتي (AR) والمتوسط المتحرك (MA)، بالإضافة إلى نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك ARMA (p,q)، ونموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل ARIMA (p,d,q):

١. نموذج الانحدار الذاتي (AR) Autoregressive Models

تُعرف نماذج الانحدار الذاتي (AR) بقدرتها على نمذجة سلاسل زمنية حيث تعتمد قيمة المتغير في فترة زمنية معينة على قيمه السابقة. بعبارة أخرى، يتم فيها شرح سلوك المتغير الحالي بدلالة قيمه السابقة.

تُمثل المعادلة التالية الشكل العام لنموذج الانحدار الذاتي من الرتبة p :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} \dots \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

حيث:

Y_t قيمة المتغير في الزمن t

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ معاملات ثابتة تعبر عن قوة العلاقة بين القيمة الحالية والقيم السابقة.

ε_t مصطلح الخطأ العشوائي الذي يمثل الجزء من قيمة Y_t الذي لا يمكن تفسيره بواسطة القيم السابقة.

تشير هذه المعادلة إلى أن القيمة الحالية للمتغير هي تركيبة خطية لـ p قيمة سابقة له، بالإضافة إلى مصطلح عشوائي. هذا المصطلح العشوائي، الذي يُفترض أنه مستقل عن القيم السابقة للمتغير، يمثل الابتكار أو التغيير غير المتوقع في السلسلة الزمنية. يعود الفضل في وضع الأسس النظرية لنموذج الانحدار الذاتي إلى عالم الإحصاء يول (Yule) عام ١٩٢٦ (Cryer, 1986, p.66).

٢. نموذج المتوسط المتحرك (MA):

تُعرف عمليات المتوسط المتحرك (Moving Average Processes) بأنها سلاسل زمنية حيث يتم التعبير عن قيمة المتغير في فترة زمنية معينة كتركيبة خطية لأخطاء عشوائية في الفترات الزمنية السابقة.

بشكل أكثر تحديداً، في عملية المتوسط المتحرك من الرتبة q يُعبر عن القيم Y_t للمتغير في الزمن t

بالشكل التالي:

$$Y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

حيث:

Y_t قيمة المتغير في الزمن t .

ε_t مصطلح الخطأ العشوائي الذي يمثل الابتكار أو التغيير غير المتوقع في السلسلة الزمنية في الزمن

t .

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ معاملات ثابتة تمثل الأوزان التي تُعطى للأخطاء العشوائية السابقة.

q رتبة العملية، وهي عدد التأخيرات للأخطاء العشوائية التي يتم تضمينها في النموذج.

يعني هذا التعبير أن القيمة الحالية للمتغير هي مجموع خطي للأخطاء العشوائية الحالية والماضية، بحيث يتم وزن كل خطأ بقيمة معينة. وبالتالي، فإن القيمة الحالية للمتغير تعتمد على الأخطاء العشوائية التي حدثت في الماضي القريب.

يعود الفضل في تطوير نماذج المتوسط المتحرك إلى عالمي الإحصاء سلوتسكي (Slutsky) وولد

(Wold) اللذين قاما بدراسة هذه النماذج بشكل مفصل في عامي ١٩٢٧ و ١٩٣٨ على التوالي (Cryer,

1986, p.57)

٣. نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك (ARMA (p,q)

نموذج ARMA هو مزيج من القيم السابقة للسلسلة (الانحدار الذاتي) والأخطاء السابقة في التنبؤ (المتوسط

المتحرك). يُرمز لنموذج ARMA عادةً بالرمز $ARMA(p, q)$ ، حيث يمثل p رتبة الانحدار الذاتي (عدد القيم

السابقة المستخدمة)، ويمثل q رتبة المتوسط المتحرك.

ويمكن تمثيل السلسلة الزمنية Y_t بنموذج ARMA إذا كانت السلسلة مستقرة ويمكن كتابة النموذج كما يلي (Shumway & Stoffer, 2000, pp. 83-84):

$$\phi(B)Y_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

يمكن كتابتها كالتالي:

$$Y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

٤. نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل (ARIMA (p,d,q):

يُعدّ نموذج ARIMA (p, d, q) نموذجاً خطياً مُلائماً لتحليل السلاسل العشوائية (غير المستقرة)

يُعرّف نموذج ARIMA (p, d, q) رياضياً على النحو التالي (Chen, et al., 2008):

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

منهجية بوكس جنكينز:

لتقدير نسبة المساحة المزروعة بالقمح كنسبة من المساحة القابلة للزراعة في الجمهورية العربية السورية، تم الاعتماد على منهجية بوكس جنكينز الشهيرة في تحليل السلاسل الزمنية. هذه المنهجية، التي أثبتت فعاليتها في العديد من الدراسات، تتبع خطوات منهجية لتحليل البيانات الزمنية وتوقع التطورات المستقبلية.

المرحلة الأولى: تحليل استقرار السلسلة: تتضمن بتقييم استقرار بيانات نسبة المساحة المزروعة بالقمح على مر السنوات، بهدف التأكد من عدم وجود اتجاهات واضحة أو تقلبات غير منتظمة في البيانات، مما قد يؤثر على دقة النموذج.

المرحلة الثانية: تحديد النموذج الأمثل: سيتم اختيار نموذج (ARIMA) الأفضل للتنبؤ بنسبة المساحة المزروعة بالقمح كنسبة من المساحة القابلة للزراعة، من خلال تقدير رتبة النموذج الأفضل، وبعد تحديد النموذج، يتم تقدير المعاملات الإحصائية التي تدخل في تركيبه.

المرحلة الثالثة: التحقق من ملاءمة النموذج: سيتم إجراء مجموعة من الاختبارات الإحصائية للتأكد من أنه يمكننا الاعتماد على النموذج لإجراء التنبؤ.

المرحلة الرابعة: القيام بالتنبؤات: بعد التأكد من ملاءمة النموذج، سنستخدمه لتوقع نسبة المساحة المزروعة بالقمح في السنوات القادمة. هذه التنبؤات ستزودنا بتقديرات دقيقة للمسار المتوقع لهذه النسبة، مما يساعد في اتخاذ القرارات المتعلقة بالسياسات الزراعية.

سنطبق هذه المراحل بشكل متسلسل على سلسلة زمنية تمثل نسبة المساحة المزروعة بالقمح كنسبة من المساحة القابلة للزراعة في سورية. من خلال هذه العملية، سيتم بناء نموذج إحصائي دقيق وقابل للتطبيق، يساهم في فهم التغيرات في المساحة المزروعة بالقمح وتقديم توقعات موثوقة للمستقبل.

أولاً: اختبار الاستقرار:

تم اقتراح اختبار ديكي-فولر الموسع (Augmented Dicky-Fuller) عام ١٩٨١ من قبل ديكي وفولر كأداة إحصائية قوية لتحديد ما إذا كانت سلسلة زمنية معينة تحتوي على جذر وحدة أم لا، يهدف اختبار ADF إلى اختبار فرضية العدم التي تفترض وجود جذر وحدة في السلسلة الزمنية. يتم ذلك من خلال تقدير نموذج الانحدار الذي يشمل المتغير التابع وتأخيرات له، بالإضافة إلى مصطلح ثابت واتجاه (إن وجد). ثم يتم حساب إحصاء اختبار t ، والذي يقارن مع قيم جدولية خاصة بـ ADF تم حسابها بواسطة ماكينون. إذا كان

قيمة الإحصاء المحسوبة أقل من القيمة الجدولية الحرجة، فإننا نرفض فرضية العدم ونستنتج أن السلسلة الزمنية مستقرة

يمكن تمثيل النموذج العام لاختبار ADF على النحو التالي:

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \alpha + \beta_t \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \alpha + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho < 0$$

يعتبر اختبار ديكي فولر الموسع أحد أهم الاختبارات المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية. فهو يلعب دوراً حاسماً في تحديد ما إذا كانت السلسلة الزمنية ثابتة أم غير ثابتة، وهو ما يؤثر بدوره على اختيار النموذج الإحصائي المناسب لتحليل البيانات. كما يساعد هذا الاختبار على تجنب مشكلة الارتباط الذاتي التي قد تؤثر على نتائج التحليل الإحصائي

حيث:

ΔY_t الفرق الأول للسلسلة الزمنية في الزمن t .

α معامل الحد الثابت

ϕ_i معاملات التأخر للفرق الأول.

ε_t الخطأ العشوائي.

إذا كانت قيمة α تساوي صفراً، فإن ذلك يعني أن السلسلة الزمنية تحتوي على جذر وحدة (Mushtaq, 2011).

2011).

ثانياً: اختيار النموذج الأمثل:

١. تقدير رتبة النموذج:

• تقدير رتبة النموذج باستخدام من كل من دالتي ACF و PACF:

تُعد مرحلة تحديد النموذج الأمثل من بين نماذج ARMA (Autoregressive Moving Average) لوصف سلسلة زمنية معينة مرحلة حاسمة في تحليل السلاسل الزمنية. في هذا السياق، يُعتبر منهج Jenkins-Box من المناهج المرجعية، حيث يقترح استخدام كل من دالتي الارتباط الذاتي (Autocorrelation Function, ACF) بالإضافة إلى الارتباط الذاتي الجزئي (Partial Autocorrelation Function, PACF) لتحديد رتبة النموذج (نقار & العواد، ٢٠١١).

يوضح مخطط الارتباط الذاتي (ACF) العلاقة بين قيم السلسلة الزمنية في أزمنة مختلفة، مما يساعدنا على تحديد قيمة q التي تمثل عدد المتوسطات المتحركة في النموذج، بينما يعرض مخطط الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) العلاقة بين قيم السلسلة الزمنية مع إزالة تأثير التأخيرات السابقة، مما يساعد على تحديد قيمة p التي تمثل عدد الانحدارات الذاتي في النموذج. أما قيمة d ، فهي تمثل عدد مرات أخذ الفروق اللازمة لتحويل السلسلة الزمنية إلى سلسلة ثابتة، وتحدد بناءً على تحليل سلوك السلسلة قبل وبعد أخذ الفروق، ويوضح الشكل التالي النماذج المرشحة بعد تحليل كل من ACF و PACF (Wirawan, et al., 2019):

الجدول رقم (١) النماذج المرشحة بحسب حالة كل من ACF و PACF

النموذج المرشح	حالة كل من ACF و PACF	الرقم
نموذج ARIMA (0, d, q)	<ul style="list-style-type: none"> دالة الارتباط الذاتي (ACF) تتقطع عند التأخر q دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتلاشى تدريجياً 	١
نموذج ARIMA (p, d, 0)	<ul style="list-style-type: none"> دالة الارتباط الذاتي (ACF) تتلاشى تدريجياً دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتقطع بعد التأخر p 	٢
<ul style="list-style-type: none"> نموذج ARIMA (0, d, q) إذا كانت ACF تنتهي بشكل أكثر حدة. نموذج ARIMA (p, d, 0) إذا كانت PACF تنتهي بشكل أكثر حدة 	<ul style="list-style-type: none"> دالة الارتباط الذاتي (ACF) تتقطع بعد التأخر q دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتقطع بعد التأخر p 	٣
نموذج ARIMA (0, d, 0)	لا يوجد ارتباط ذاتي حقيقي في مخططات ACF و PACF	٤
نموذج ARIMA (p, d, q)	<ul style="list-style-type: none"> دالة الارتباط الذاتي (ACF) تتلاشى تدريجياً دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتلاشى تدريجياً 	٥

المصدر: دراسة (Wirawan, et al., 2019)

• تقدير رتبة النموذج من خلال معايير المعلومات AIC, BIC, AICC:

- معيار معلومات اكيكي Akaike Information Criterion

تم توظيف اعتبارات تطوير المعلومات لتطوير معيار معلومات اكيكي AIC في العام ١٩٧٣. يعرف إحصاء AIC على النحو التالي (Sen & Shitan, 2002):

$$AIC = -2 \ln Likelihood(\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\sigma}^2) + 2(p + q + 1)$$

حيث أن:

$\hat{\phi}$ هي معاملات الانحدار الذاتي المقدرة

$\hat{\theta}$ هي معاملات المتوسط المتحرك المقدرة

$\hat{\sigma}^2$ هو التباين المقدر للضوضاء البيضاء

p رتبة نموذج الانحدار الذاتي

q رتبة نموذج المتوسط المتحرك

- معيار معلومات بيز Bayesian Information Criterion

في العام ١٩٧٨، تم تقديم معيار متسق لاختيار رتبة النموذج، كنتيجة عن تعديل بيز على معيار AIC، لينشئ ما يعرف باسم معيار معلومات بيز BIC، حيث إذا كانت البيانات (Y_1, \dots, Y_n) تمثل مشاهدات لعملية نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك (ARMA) من الرتبة (p, q) ، و n تمثل عدد المشاهدات، فإن BIC يعرف على النحو التالي (Sen & Shitan, 2002):

$$BIC = (n - p - q) \ln \frac{n\hat{\sigma}^2}{n - p - q} + n(1 + \ln 2n) + (p + q) \ln \left[\frac{\sum_{t=1}^n y_t^2 - n\hat{\sigma}^2}{p + q} \right]$$

- معيار معلومات اكيكي المصحح Akaike Information Criterion Corrected

في العام ١٩٨٩، تم التوصل إلى أن BIC، المشتق من AIC، يفتقر إلى خاصية الكفاءة التقريبية، لذلك اقترح صيغة معدلة من AIC مع تصحيح التحيز، عرفت باسم معيار معلومات اكيكي المصحح AICC، وتعطى إحصائية AICC وفقاً للصيغة التالية:

$$AICC = -2 \ln Likelihood(\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\sigma}^2) + [2n(p + q + 1)]/[n - (p + q) - 2]$$

٢. تقدير معالم النموذج:

يتوفر العديد من الأساليب والخوارزميات لتقدير معالم نموذج ARMIA أبرزها (Al-Smadi, 2007):

• طريقة القيمة الذاتية الصغرى (MEV): تعتمد هذه الطريقة على تحليل القيم الذاتية لمصفوفة تباين البيانات المُستخلصة من قياسات الملاحظة.

• طريقة المربعات الصغرى (LS): تعتمد هذه الطريقة على تقليل مجموع مربعات الأخطاء لتقدير أفضل مُلائمة للبيانات.

ثالثاً: التحقق من صحة النموذج:

يُعتبر التحقق من صحة النموذج المُقدَّر أمراً ضرورياً، لا سيما فيما يتعلق بافتراضات الحد العشوائي ε_t . يجب التأكد من استقلال المشاهدات وعدم وجود ارتباط ذاتي بينها، بالإضافة إلى اتباعها للتوزيع الطبيعي تعدد البواقي ε_t حيث $\varepsilon_t = Y_t - Y_t'$ تقدير للحد العشوائي ε_t (نقار، العواد، ٢٠١١)، نتحقق منها بالاختبارات التالية:

١. اختبار Portmanteau

يُعتبر هذا الاختبار من بين أكثر الاختبارات استخداماً لفحص ملائمة النموذج ويستخدم إحصائية Box-Pierce لاختبار الارتباط الذاتي للبواقي وفي هذا الصدد، يوضح حجاج وآخرون (2025) الصيغة الخاصة بهذا الاختبار كالتالي:

$$Q = n \sum_{k=1}^L r_{\square}^2(a) \sim \chi_{((L=m), \alpha)}^2$$

حيث أن الفرضيات كالتالي:

$$H_0: r_1(\varepsilon_t) = r_2(\varepsilon_t) = \dots = r_{\square}(\varepsilon_t) = 0$$

H_1 : يوجد على الأقل معامل غير معدوم

حيث أن:

معامل الارتباط الذاتي للبواقي بمدة تباطؤ k : $r_{\square}(\varepsilon_t)$

في حال كانت قيمة Q أصغر من قيمة χ^2 الجدولية نقبل فرضية العدم، أي أن البواقي غير مرتبطة ذاتياً وتتوزع بشكل مستقل مما يدل على أن النموذج ملائم ويمكن استخدامه.

وقد تم تعديل صيغة الاختبار في وقت لاحق لتصبح صيغة الاختبار كالتالي:

$$Q^* = n(n + 2) \sum_{k=1}^L \frac{r_{\square}^2(a)}{n - k}$$

وهي إحصائية تتبع أيضاً توزيع: $\chi_{((L=m), \alpha)}^2$

٢. اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي:

يُعد اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي خطوة أساسية في التحقق من صحة النموذج الإحصائي. يتمثل هذا الاختبار في فحص ما إذا كانت البواقي (الفرق بين القيم المتوقعة والقيم الفعلية) تتبع توزيع طبيعي. حيث يتم ذلك باستخدام أدوات مثل الرسم الاحتمالي الطبيعي الذي يكشف عن انحرافات النقاط عن الخط القطري كدليل على عدم طبيعية التوزيع، أو اختبار كولموجوروف-سميرنوف الذي يعتمد على قيمة الاحتمالية (p-value)؛ فإذا كانت قيمة الاحتمالية أكبر من ٠,٠٥، نقبل الفرضية الصفرية التي تنص على أن البواقي تتبع توزيعاً طبيعياً، وعدم تحقق هذا الافتراض يمكن أن يؤدي إلى مشاكل مثل عدم تجانس التباين ووجود أخطاء عشوائية غير طبيعية (فريجات، ٢٠٢٢).

الدراسة العملية:

تم اعتماد البيانات للدراسة، المتمثلة بالسلسلة الزمنية لنسبة المساحة المزروعة بالقمح من المساحة القابلة للزراعة، وتضم ٢٥ مشاهدة من العام ١٩٩٨ إلى العام ٢٠٢٢ م. تم إعداد البيانات من قبل الباحثة بالاعتماد على بيانات المساحة القابلة للزراعة والمساحات المزروعة بالقمح من المجموعات الإحصائية المنشورة في الموقع الرسمي للمكتب المركزي للإحصاء، وهي كالتالي:

الجدول رقم (2) نسبة المساحة المزروعة بالقمح من المساحة القابلة للزراعة في الجمهورية العربية السورية لسنوات

٢٠٢٢-١٩٩٨

السنة	نسبة المساحة المزروعة	السنة	نسبة لمساحة المزروعة
١٩٩٨	%٢٩	٢٠١١	%٢٥
١٩٩٩	%٢٧	٢٠١٢	%٢٦
٢٠٠٠	%٢٨	٢٠١٣	%٢٣
٢٠٠١	%٢٨	٢٠١٤	%٢١
٢٠٠٢	%٢٨	٢٠١٥	%٢٠
٢٠٠٣	%٣١	٢٠١٦	%١٩
٢٠٠٤	%٣١	٢٠١٧	%١٩
٢٠٠٥	%٣٢	٢٠١٨	%١٨
٢٠٠٦	%٣٠	٢٠١٩	%٢٢
٢٠٠٧	%٢٨	٢٠٢٠	%٢٢
٢٠٠٨	%٢٥	٢٠٢١	%٢٦
٢٠٠٩	%٢٤	٢٠٢٢	%١٩
٢٠١٠	%٢٦		
المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على بيانات المكتب المركزي للإحصاء			

يظهر الجدول رقم (2) الطبيعة المتقلبة للسلسلة الزمنية للمتغير قيد الدراسة، وهو نسبة المساحة المزروعة بالقمح من إجمالي المساحة القابلة للزراعة في سورية على مدار ٢٥ عاماً (١٩٩٨-٢٠٢٢). يمكن استخلاص الخصائص والملاحظات الرئيسية التالية من البيانات المعروضة:

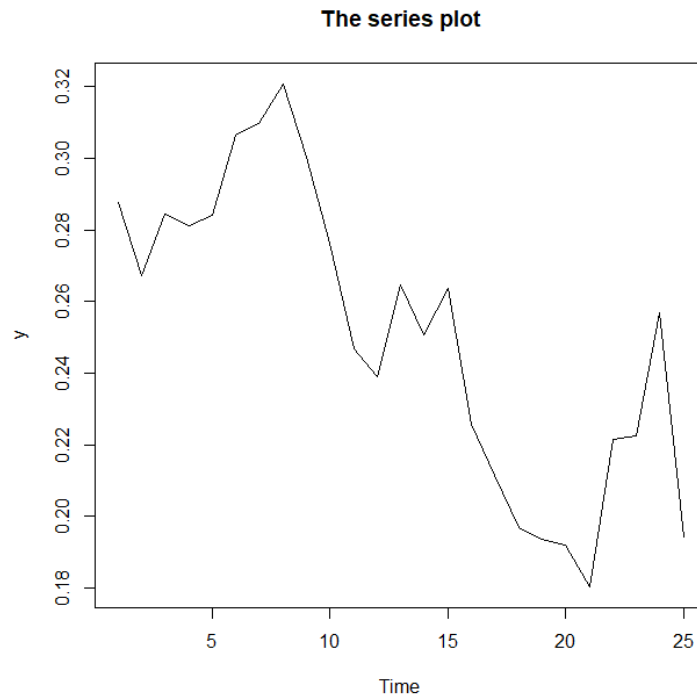
النطاق والتقلبات:

• تتراوح النسبة بين الحد الأدنى (١٨%) (المسجلة في عام ٢٠١٨) والحد الأقصى ٣٢% (المسجلة في عام ٢٠٠٥). يُشير هذا النطاق الواسع إلى وجود تقلبات كبيرة ومتباينة في النسبة على مدار فترة الدراسة.

الاتجاه العام:

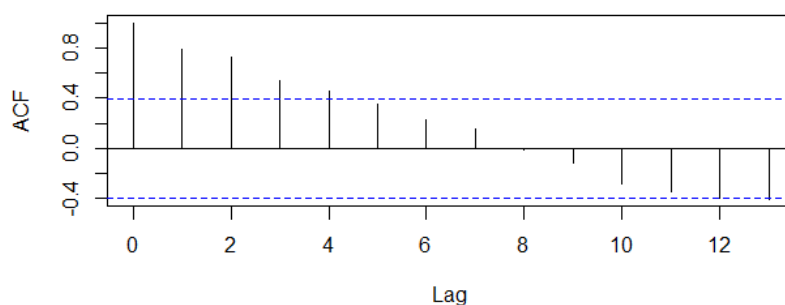
• بمقارنة القيم بين بداية ونهاية السلسلة الزمنية، يلاحظ وجود اتجاه عام تناقصي في نسبة المساحة المزروعة، حيث انخفضت النسبة من ٢٩% في عام ١٩٩٨ لتصل إلى ١٩% في عام ٢٠٢٢.

يُظهر الشكل رقم (١) الرسم البياني لهذه السلسلة:

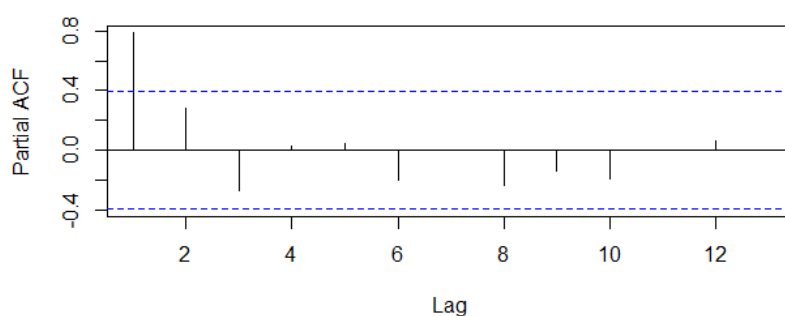


الشكل (١) الرسم البياني لنسبة المساحة المزروعة بالقمح

The autocorrelation functions of the series



The partial autocorrelation functions of the series



الشكل (٢) دالتي الارتباط الذاتي ACF والارتباط الذاتي الجزئي PACF

المرحلة الأولى: تحليل استقرارية السلسلة الزمنية:

نطبق اختبار ديكي- فولر الموسع (اختبار جذر الوحدة) على بيانات السلسلة الزمنية، وتظهر نتائج

الاختبار للمعادلات الثلاثة، وجود جذر وحدة وأن السلسلة غير مستقرة، حيث كانت النتائج كالتالي:

الجدول رقم (3) نتيجة المعادلات الثلاثة لاختبار ديكي- فولر الموسع للسلسلة الزمنية

<p>value of test-statistic is: -2.3892 2.1981 2.9134</p> <p>Critical values for test statistics:</p> <table> <thead> <tr> <th></th> <th>1pct</th> <th>5pct</th> <th>10pct</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>tau3</td> <td>-4.38</td> <td>-3.60</td> <td>-3.24</td> </tr> <tr> <td>phi2</td> <td>8.21</td> <td>5.68</td> <td>4.67</td> </tr> <tr> <td>phi3</td> <td>10.61</td> <td>7.24</td> <td>5.91</td> </tr> </tbody> </table>		1pct	5pct	10pct	tau3	-4.38	-3.60	-3.24	phi2	8.21	5.68	4.67	phi3	10.61	7.24	5.91	<p>(Trend) معادلة تختبر وجود الاتجاه الخطي في السلسلة، تتضمن النموذج ثابت واتجاه زمني</p>
	1pct	5pct	10pct														
tau3	-4.38	-3.60	-3.24														
phi2	8.21	5.68	4.67														
phi3	10.61	7.24	5.91														
<p>value of test-statistic is: -1.1807 1.0318</p> <p>Critical values for test statistics:</p> <table> <thead> <tr> <th></th> <th>1pct</th> <th>5pct</th> <th>10pct</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>tau2</td> <td>-3.75</td> <td>-3.00</td> <td>-2.63</td> </tr> <tr> <td>phi1</td> <td>7.88</td> <td>5.18</td> <td>4.12</td> </tr> </tbody> </table>		1pct	5pct	10pct	tau2	-3.75	-3.00	-2.63	phi1	7.88	5.18	4.12	<p>(Drift) المعادلة الثانية تختبر وجود انحراف ثابت في السلسلة، تتضمن ثابت</p>				
	1pct	5pct	10pct														
tau2	-3.75	-3.00	-2.63														
phi1	7.88	5.18	4.12														
	<p>(None) يخبر استقرار السلسلة بدون وجود ثابت أو</p>																

<p>value of test-statistic is: -0.9899</p> <p>critical values for test statistics:</p> <p>1pct 5pct 10pct</p> <p>tau1 -2.66 -1.95 -1.6</p>	اتجاه
المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على النتائج من برنامج Rstudio	

لجعل السلسلة الزمنية مستقرة، تم تطبيق عملية أخذ الفروق من الدرجة الأولى. ومع إعادة تطبيق اختبار ديكي فولر الموسع، أظهرت المعادلات الثلاثة النتائج التالية:

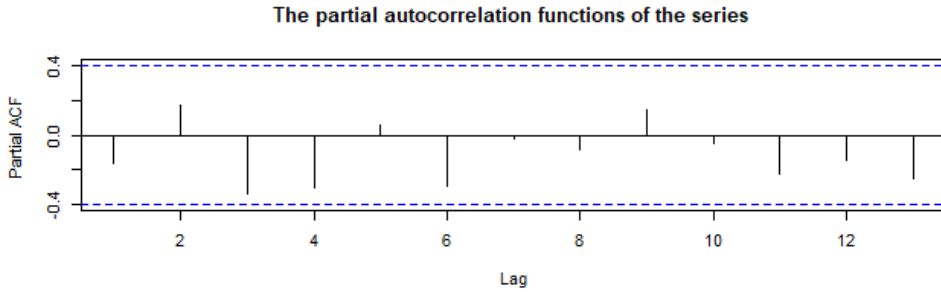
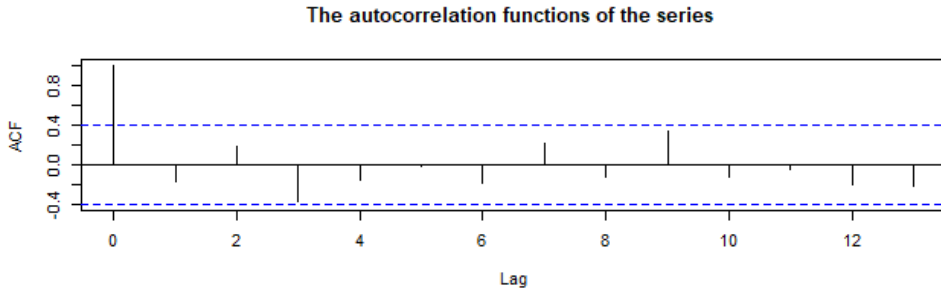
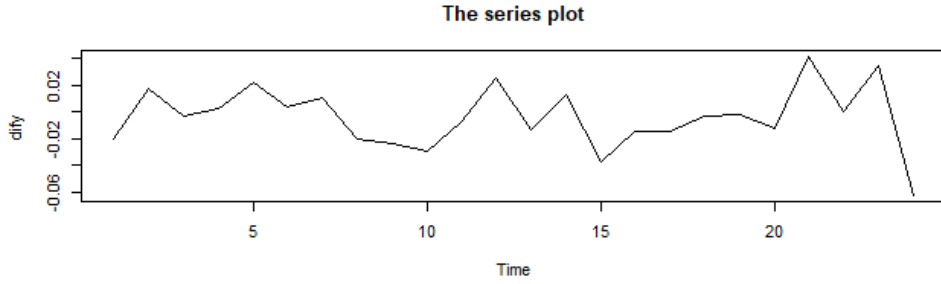
الجدول رقم (٤) نتيجة المعادلات الثلاثة لاختبار ديكي- فولر الموسع للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول

<p>value of test-statistic is: -4.7175 7.9149 11.8072</p> <p>critical values for test statistics:</p> <p>1pct 5pct 10pct</p> <p>tau3 -4.38 -3.60 -3.24</p> <p>phi2 8.21 5.68 4.67</p> <p>phi3 10.61 7.24 5.91</p>	معادلة الاتجاه (Trend)
<p>value of test-statistic is: -4.932 12.2302</p> <p>critical values for test statistics:</p> <p>1pct 5pct 10pct</p> <p>tau2 -3.75 -3.00 -2.63</p> <p>phi1 7.88 5.18 4.12</p>	معادلة الانحراف الثابت (Drift)
<p>value of test-statistic is: -4.9539</p> <p>critical values for test statistics:</p> <p>1pct 5pct 10pct</p> <p>tau1 -2.66 -1.95 -1.6</p>	بدون ثابت أو اتجاه (Non)
المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على مخرجات برنامج Rstudio	

بعد تطبيق عملية أخذ الفروق من الدرجة الأولى وإعادة إجراء اختبار ديكي- فولر الموسع، أظهرت النتائج أن القيمة المحسوبة للاختبار بالنسبة ل ρ أكبر بالقيمة المطلقة من القيمة الحرجة ل Mackinnon بالقيمة المطلقة والتي تساوي ١,٩٥ عند مستوى دلالة ٥%، ونلاحظ أن المعادلة المناسبة هو النموذج الثالث الذي يحتوي على معلمة الارتباط الذاتي Rho أو ρ ، (بدون اتجاه عام أو ثابت) لأنها المعلومة الوحيدة المعنوية، بالتالي نرفض الفرضية الصفرية (العدم) ونقبل الفرضية البديلة والسلسلة لا تحتوي لا جذر وحدة. وبناءً على هذه النتائج، يمكننا القول ان السلسلة الزمنية أصبحت مستقرة عند الفرق من الدرجة الأولى.

من وجهة نظر الباحثة، يعد عدم استقرار السلسلة الزمنية لنسبة المساحة المزروعة بالقمح أمراً متوقفاً ومنطقياً، ويعكس الطبيعة الديناميكية للمتغير. فالقطاع الزراعي، كأى قطاع حيوي، يتأثر بعوامل متغيرة باستمرار مثل الظروف المناخية، السياسات الزراعية والاقتصادية، والظروف الاجتماعية والبيئية. تحدث هذه العوامل تقلبات مستمرة تمنع السلسلة من العودة إلى نقطة توازن ثابتة، مما يؤدي إلى عدم استقرارها. لذلك، كان

تطبيق عملية أخذ الفروق من الدرجة الأولى ضرورياً لمعالجة هذا الجانب. وقد أثبت اختبار ديكي فولر للسلسلة بعد أخذ الفرق الأول أنها أصبحت مستقرة تماماً.



الشكل (٣) تظهر بالترتيب الرسم البياني للسلسلة بعد الفرق الأول بالإضافة إلى ACF و PACF

المرحلة الثانية: تحديد رتبة النموذج:

تم الاعتماد على خوارزمية في برنامج RStudio، والتي تستخدم معايير AIC, BIC, AICC لتحديد رتب النماذج الأنسب. وقد قامت هذه الخوارزمية، باقتراح النماذج التالية (ARIMA (0,1,1)، ARIMA (0,1,3)، و ARIMA (0,1,4) بناءً على مبدأ اختيار النموذج ذي القيمة الأقل لهذه المعايير، حيث أن النماذج توفر التوازن الأمثل بين جودة مطابقة البيانات وبساطة هيكلها.

سيتم اختيار النموذج الأفضل من خلال اختبارات معينة هي كالتالي:

• **اختبار معنوية المعلمات:**

يتم اجراء اختبار إحصائي لتقييم معنوية معاملات نماذج ARIMA الثلاثة المقترحة، وذلك بهدف

تحديد النموذج الأمثل. تم استخدام برنامج RStudio للحصول على النتائج التالية:

```
> model1<-Arima(y, order = c(0,1,1),method = "ML")
> coeftest(model1)
```

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.14963	0.20583	-0.727	0.4673

الشكل (٤) نتائج اختبار معنوية المعلمات للنموذج ARIMA (0,1,1) من برنامج RStudio

يظهر الشكل (٤) نتائج اختبار معنوية معلمات النموذج ARIMA (0,1,1) الذي يحتوي على معلمة واحدة وهي غير معنوية إحصائياً عند المستويات التقليدية (مثل ٠,٠٥ أو ٠,١٠)، مما يعني أنها لا تساهم بشكل كبير في تفسير التباين في البيانات.

```
> model2<-Arima(y, order = c(0,1,3),method = "ML")
> coeftest(model2)
```

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.054814	0.187034	-0.2931	0.769470
ma2	0.400511	0.200228	2.0003	0.045470 *
ma3	-0.530045	0.196907	-2.6919	0.007106 **

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

الشكل (٥) نتائج اختبار معنوية المعلمات للنموذج ARIMA (0,1,3) من برنامج RStudio

يظهر الشكل (٥) نتائج اختبار معنوية معلمات النموذج ARIMA (٠,١,٣) الذي يحتوي على ثلاثة معلمات، MA1 غير معنوية، وMA2 معنوي عند مستوى ٠,٠٥، وMA3 معنوي جداً عند مستوى ٠,٠١، هذا يعني أن MA2 وMA3 لهما تأثير كبير على النموذج.

```
> model3<-Arima(y, order = c(0,1,4),method = "ML")
> coeftest(model3)
```

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.044158	0.213894	-0.2064	0.83644
ma2	0.402764	0.202089	1.9930	0.04626 *
ma3	-0.522520	0.208777	-2.5028	0.01232 *
ma4	-0.027219	0.264287	-0.1030	0.91797

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

الشكل (٦) نتائج اختبار معنوية المعلمات للنموذج ARIMA (0,1,4) من برنامج RStudio

يوضح الشكل (٦) نتائج اختبار معنوية المعلمات للنموذج ARIMA (0,1,4)، وعلى الرغم من أن هذا النموذج يتضمن عدداً أكبر من المعلمات مقارنة بالنموذج السابق ARIMA (0,1,3)، إلا أنه لا يظهر تحسناً كبيراً، حيث أن المعلمة MA4 في هذا النموذج تعد غير معنوية إحصائياً.

- متوسط مربعات البواقي:

يتم حساب متوسط مربعات البواقي لكل من النماذج المقترحة، عند مقارنة النماذج بناءً على متوسط مربعات البواقي، نختار النموذج الذي يحقق أقل قيمة. ذلك يعني أن النموذج قادر على تفسير البيانات بشكل أفضل مع تقليل نسبة الخطأ.

النموذج $ARIMA(0,1,4)$ يقدم أقل متوسط لمربعات البواقي، حيث تظهر النتائج كالتالي:

الجدول رقم (٥) نتيجة من Rstudio توضح نتائج متوسط مربعات البواقي

نتائج متوسط مربعات البواقي	النموذج
<pre>> mean((model1\$residuals)^2) [1] 0.0005122693</pre>	ARIMA(0,1,1)
<pre>> mean((model2\$residuals)^2) [1] 0.0003445498</pre>	ARIMA(0,1,3)
<pre>> mean((model3\$residuals)^2) [1] 0.0003442368</pre>	ARIMA(0,1,4)
المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على النتائج من برنامج Rstudio	

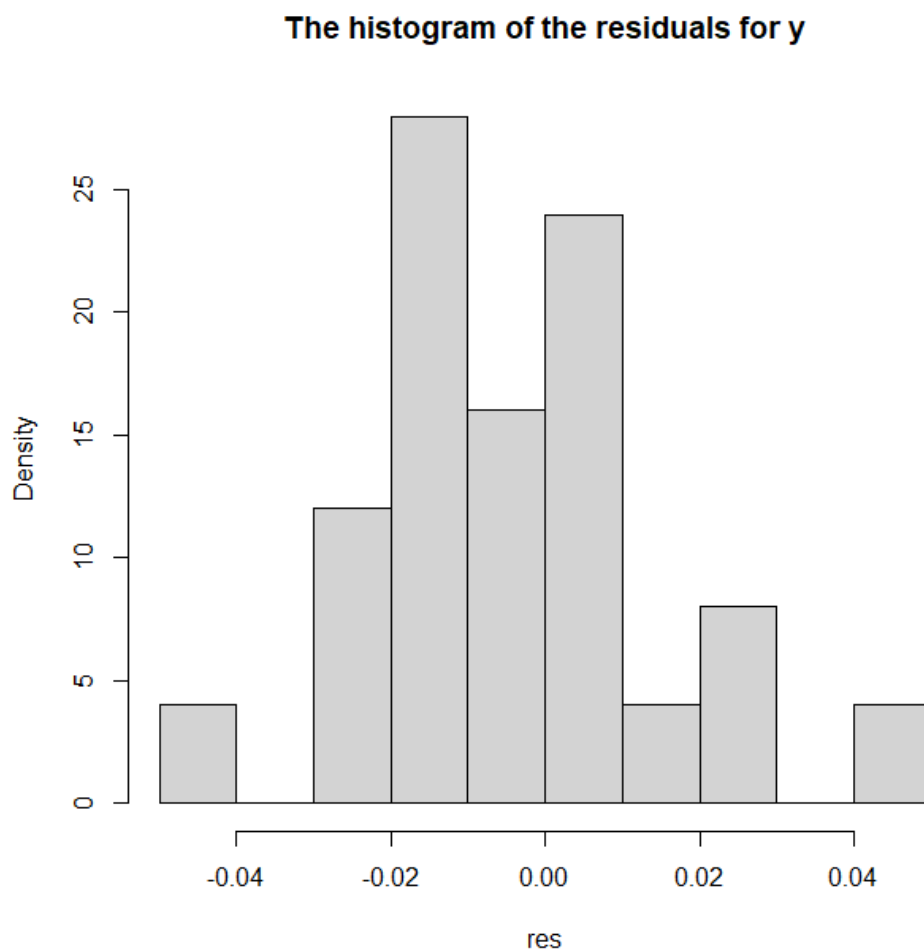
تشير نتائج الاختبارات إلى أن النموذج $ARIMA(0,1,4)$ هو الخيار الأفضل لأنه يحقق التوازن الأمثل من حيث جودة النموذج. حيث نلاحظ المعنوية الإحصائية للمعلمتين $MA2$ و $MA3$ ، كما ان نتائج متوسط مربعات البواقي أظهرت أنه يقدم أقل بواقي مقارنة بالنماذج الأخرى.

المرحلة الثالثة: التحقق من جودة النموذج:

بعد اختيار النموذج المناسب $ARIMA(0,1,4)$ للتنبؤ تجري بعض الاختبارات للتحقق من جودته:

- التوزيع الاحتمالي للبواقي:

من خلال رسم المدرج التكراري للبواقي نلاحظ أن توزيعها يقترب من منحنى دالة كثافة الاحتمال للتوزيع الطبيعي إلى حد ما، ولكنه ليس مثالياً، مع بعض الانحرافات الطفيفة وعدم التماثل، ومع ذلك، يمكن اعتباره مقبولاً خاصة ان حجم العينة صغير.



الشكل (٧) المدرج التكراري للبقايا

اختبارات الارتباط الذاتي للبقايا:

Box-Pierce test

```
data: res
X-squared = 1.5749, df = 5, p-value = 0.9043
```

```
> Box.test(res, lag=5, type = "Ljung")
```

Box-Ljung test

```
data: res
X-squared = 1.993, df = 5, p-value = 0.8501
```

الشكل (٨) نتيجة اختبار الارتباط الذاتي للبقايا

تظهر نتائج اختبارات Box-Pierce و Ljung-Box ونلاحظ ان قيمة P-value في الاختبارين أكبر من ٠,٠٥، بالتالي نقبل فرضية العدم مما يعني أنه لا يوجد ارتباط ذاتي كبير في البواقي، مما يدعم صحة النموذج المقدر.

بعد استكمال مراحل منهجية بوكس جنكينز، تم الوصول إلى أن نموذج ARIMA (0,1,4) هو الأنسب للتنبؤ بنسبة المساحة المزروعة بالقمح من المساحة القابلة للزراعة في سورية.

المرحلة الرابعة: التنبؤ:

بعد التحقق من جودة النموذج عن طريق اختبار معنوية المعلمات والقيام بالاختبارات المتعلقة بالبواقي، نستنتج أن النموذج جيد وصالح للتنبؤ بالقيم المستقبلية لنسبة المساحة المزروعة بالقمح من القابلة للزراعة. وتظهر النتائج قيم التنبؤ النقطة للمتغير المدروس، بالإضافة إلى التنبؤ المجالي، فمثلاً بالنسبة للسنة ٢٠٢٣، يشير التنبؤ المجالي إلى أن هناك احتمالاً بنسبة ٩٥% أن تتراوح نسبة المساحة المزروعة بالقمح من الأراضي القابلة للزراعة بين ١٥,٧% و ٢٣,٧%

الجدول (٦) قيم نتائج التنبؤ بنسبة المساحة المزروعة بالقمح من المساحة القابلة للزراعة

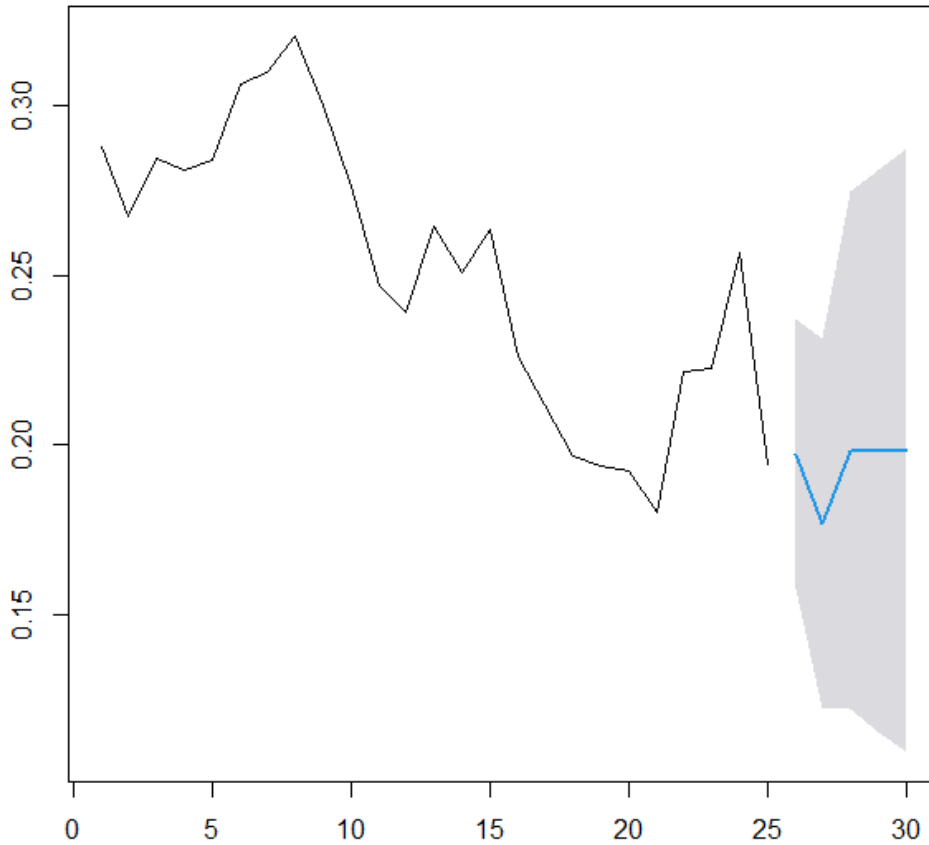
السنة	القيمة المتوقعة (نسبة المساحة المزروعة)	الحد الأدنى للفاصل الثقة %٩٥	الحد الأعلى للفاصل الثقة %٩٥
٢٠٢٣ (٢٦)	٠,١٩٧٣٧٢٢	٠,١٥٧٦٥٣٥	٠,٢٣٧٠٩٠٩
٢٠٢٤ (٢٧)	٠,١٧٦٧٩١٣	٠,١٢٢١٥٥١	٠,٢٣١٤٢٧٦
٢٠٢٥ (٢٨)	٠,١٩٨٣٩٧٩	٠,١٢١٩٩٦١	٠,٢٧٤٧٩٩٧
٢٠٢٦ (٢٩)	٠,١٩٨٣٩٧٩	٠,١١٥٤١٨٩	٠,٢٨١٣٧٦٩
٢٠٢٧ (٣٠)	٠,١٩٨٣٩٧٩	٠,١٠٩٣٢٦٠	٠,٢٨٧٤٦٩٨

المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على مخرجات برنامج RStudio

تتناول هذه الفقرة تحليل للنتائج النهائية التي تم التوصل إليها، حيث ترى الباحثة أن النموذج الذي تم اختياره للتنبؤ بنسبة المساحة المزروعة بالقمح من المساحة القابلة للزراعة في سورية، يتمتع بالخصائص التي تجعله مناسباً لتحقيق أهداف البحث. فقد أظهر النموذج قدرته على فهم طبيعة البيانات مع مرور الوقت بعد معالجتها لتصبح مستقرة. وقد ظهر ذلك بوضوح في فحوصات جودة البواقي، التي أثبتت خلوها من أي الارتباط الذاتي. كذلك، فإن أدائه الأفضل في المقاييس الكلية مثل متوسط مربعات البواقي، يؤكد مدى مناسبته للتنبؤ.

لذلك، فإن الباحثة ترى أن التوقعات التي يقدمها هذا النموذج، سواء كانت نقطية أو تنبؤ مجالي، توفر معلومات يمكن الاستفادة منها في وضع الخطط المستقبلية المتعلقة بالأمن الغذائي والزراعة.

h-steps ahead forecasting for y (h=5)



الشكل (٩) الرسم البياني للسلسلة مع التنبؤات

النتائج:

- وجد أن أفضل نموذج للتنبؤ بالمساحة المزروعة بالقمح كنسبة من المساحة القابلة للزراعة في سورية هو $ARIMA(0,1,4)$ بناءً على معايير $(AIC, BIC, AICC)$.
- هناك توقع أن المساحة المزروعة بالقمح كنسبة من المساحة القابلة للزراعة سترتفع في عام ٢٠٢٧ إلى ١٩,٨٤%، بعد ان كانت ١٩% في عام ٢٠٢٢.

التوصيات:

- تبني سياسات تهدف إلى تشجيع زراعة القمح، تشمل تقديم الدعم المزارعين بتوفير المدخلات الزراعية بما يتناسب مع أسعار الشراء، إعادة تأهيل البنية التحتية وتوفير التقنيات الأساسية لتحسين الإنتاجية تدريجياً وتعزيز الاكتفاء الذاتي النسبي من القمح.
- تحديث قواعد البيانات الزراعية بشكل عام والمتعلقة بالقمح بشكل خاص لتكون أكثر شفافية ودقة، وذلك لأهميتها في إجراء الأبحاث ذات الصلة وتقديم المقترحات التي تساعد في اتخاذ قرارات مستنيرة.

- إنشاء وحدات بحثية متخصصة تعمل على الرصد والتنبؤ للتغيرات التي تتذر بوقوع أزمات في القطاعات الحيوية ولا سيما المتعلقة بالقطاع الزراعي والقمح، وذلك بهدف تعزيز القدرة الاستباقية على فهم التحديات وتقدير مساراتها المستقبلية وإدارتها بفعالية.
- تشجيع التعاون بين المؤسسات البحثية والجهات الحكومية والمنظمات الدولية العاملة في القطاع الزراعي لتبادل البيانات والمعرفة والخبرات المتعلقة بزراعة القمح ونماذج التنبؤ، بما يساهم هذا التعاون في تطوير نماذج أكثر دقة وشمولية.

المراجع:

المراجع العربية:

- جابر، س، ج، د. (٢٠١٧). استخدام نماذج السلاسل الزمنية المتحركة للتنبؤ بأسعار أهم المحاصيل الحقلية. مجلة الاقتصاد الزراعي والعلوم الاجتماعية، ٨(٨).
- حجاج، ع. ا. س.، وحسين، أ. (٢٠٢٥). استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بمعدلات المواليد في مصر. المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والتجارية، ٦(١)، ١٦٣-١٣١.
- عادل، ف.، ودوكوس، د. (٢٠٢٢). اعتبارات أساسية حول دعم إنتاج الخبز والقمح في سوريا المجزأة. منصة العلوم الاجتماعية في العمل الإنساني (SSHAP).
- فريجات، ن. (٢٠٢٢). التنبؤ المستقبلي بمساحة وإنتاج القمح المروي في محافظة درعا باستخدام نموذج ARIMA. مجلة جامعة دمشق للعلوم الزراعية، ٣٨(٢)، ٥٠٨-٤٨٢.
- المكتب المركزي للإحصاء. (2019). النشرات الاقتصادية: السلاسل الزمنية الزراعية. دمشق سورية: المكتب المركزي للإحصاء.
- نزار، ع.، والعواد، م. (٢٠١١). منهجية Jenkins-Box في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ: دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سورية. مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، ٢٧(٣)، ١٥٢-١٢٥.

المراجع الأجنبية:

- Al-Smadi, A. (2007). A least-squares-based algorithm for identification of non-Gaussian ARMA models. *Circuits, Systems & Signal Processing*, 26(5), 715-731.
- Chen, P., Yuan, H., & Shu, X. (2008). Forecasting crime using the ARIMA model. In *2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery* (Vol. 5, pp. 627–630). IEEE.
- Cryer, J. D. (1986). *Time series analysis*. Boston: Duxbury Press.
- Kirchgässner, G., Wolters, J., & Hassler, U. (2012). *Introduction to modern time series analysis*. Springer Science & Business Media.
- Latifi, Z., & Shabanali Fami, H. (2022). Forecasting wheat production in Iran using time series technique and artificial neural network. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 24(2), 261-273.
- Mushtaq, R. (2011). *Augmented Dickey Fuller test*.

- Prabakaran, K., Sivapragasam, C., Jeevapriya, C., & Narmatha, A. (2013). *Forecasting cultivated areas and production of wheat in India using ARIMA model*. Golden Research Thoughts, 3(3), 1-7.
- Sen, L. K., & Shitan, M. (2002). *The performance of AICC as an order selection criterion in ARMA time series models*. Pertanika Journal of Science and Technology, 10(1), 25-33.
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2000). *Time series analysis and its applications*. New York: Springer.
- WFP, & FAO. (2024). *Hunger hotspots. FAO–WFP early warnings on acute food insecurity: November 2024 to May 2025 outlook*. Rome: WFP and FAO.
- Wirawan, I. M., Widiyaningtyas, T., & Hasan, M. M. (2019). *Short term prediction on Bitcoin price using ARIMA method*. In 2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic), 260-265.