

دراسة مقارنة بين اسلوب التمهيد الاسي و الشبكات العصبونية الاصطناعية والاسلوب الهجين للنتبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية

د. راميا بهجت الجبيلي*

(تاريخ الإيداع ١٣ / ٦ / ٢٠٢١ . قُبِلَ للنشر في ١٨ / ١١ / ٢٠٢١)

□ ملخّص □

تلعب الأساليب الإحصائية والذكاء الاصطناعي دوراً هاماً في بناء النماذج التي من شأنها التنبؤ بكميات الانتاج و بالتالي تساعد في وضع الخطط التنموية الاقتصادية. هدفت الدراسة الى المقارنة بين التمهيد الاسي و الشبكات العصبونية الاصطناعية و اسلوب الدمج بين الاسلوبين السابقين للنتبؤ بكمية انتاج الحمضيات في سوريا، وذلك بالاعتماد على بيانات كمية انتاج الحمضيات في سورية (برتقال، ليمون، يوسفى و حمضيات اخرى) للفترة ١٩٨٤-٢٠١٩ . من خلال المقارنة بين هذه النماذج باستخدام مقاييس دقة التنبؤ MAE ,RMSE ,MSE ,MAPE تم التوصل إلى أن نموذج التمهيد الاسي براون هو النموذج الأفضل و الأنسب بين هذه النماذج لأنه يعطي أقل قيمة للأخطاء بحسب المقاييس السابقة، حيث تم الاعتماد عليه للنتبؤ بكمية انتاج الحمضيات حتى عام ٢٠٢٥ .

الكلمات المفتاحية: الحمضيات، التمهيد الاسي، الشبكات العصبونية الاصطناعية، الأساليب الهجينة.

A comparative study between the exponential smoothing, artificial neural networks and the hybrid method for predicting the amount of citrus production in Syria

Dr. Ramia ALJUBAYLI¹

(Received 13 / 6 / 2021 . Accepted 18 / 11 / 2021)

□ ABSTRACT □

Statistical methods and artificial intelligence play an important role in building models that predict production quantities and thus help in setting economic development plans. The study aimed to compare the exponential smoothing and artificial neural networks and the hybrid method to predict the amount of citrus production in Syria, based on the data of quantitative citrus production in Syria (oranges, lemons, tangerines and other citrus fruits) for the period 1984-2019. By comparing these models using MAE, RMSE, MSE, and MAPE prediction accuracy measures, it has been concluded that the Brown's method is the best and most appropriate model among these models because it gives the lowest value of errors according to the previous measures, where it has been relied upon to predict the amount of citrus production until 2025.

Keywords: citrus, exponential smoothing, artificial neural networks, hybrid approaches.

¹ Assistant professor, Department of statistics and computerization, faculty of Economic, Tishreen University, Lattakia, Syria.

مقدمة:

يعتبر القطاع الزراعي من أهم القطاعات الاقتصادية في سوريا، حيث يسهم القطاع الزراعي بـ ١٦-٢٠% من الناتج المحلي الاجمالي. نظراً للظروف التي تعيشها البلاد من حرب مستمرة من جهة وحصار اقتصادي من جهة اخرى أصبح لازماً الاهتمام بقطاع الزراعة لتأمين الاكتفاء من المواد الغذائية و المواد الخام اللازمة للصناعات التحويلية و الغذائية و الدوائية.

تعتبر الحمضيات بأنواعها من المحاصيل ذات الأهمية الكبيرة لعدة أسباب منها تعتبر من الزراعات الناجحة لتوافر جميع الظروف الملائمة لها من تربة ومناخ، بالإضافة الى كونها من المحاصيل الرائجة في المناطق الساحلية ذات الاستقرار الامني، كما أن الحمضيات التي يتم انتاجها في سوريا ذات جودة عالية وتحظى أهمية كبيرة في الأسواق الخارجية حيث تعتبر العراق و روسيا من الدول المستوردة لها. وقد زادت أهمية الحمضيات مع انتشار وباء كورونا المستجد مما زاد من الطلب على الحمضيات في مساح لاكتساب مزيد من المناعة ضد المرض. هذا بالإضافة الى فوائد الحمضيات باعتبار الحمضيات غنية بفيتامين سي ومصدر جيد للألياف، تساعد من الحماية من بعض السرطانات وتعزيز صحة القلب، هذا بالإضافة الى فوائد على البشرة و الشعر.

يعد التنبؤ بكمية انتاج الحمضيات من الأمور المهمة عند وضع الخطط الاستراتيجية باعتبارة أحد ركائز الانتاج الزراعي. حيث يعطي تصور لأصحاب القرار بحجم الانتاج المستقبلي وبالتالي يمكن وضع خطط مستقبلية للكميات المتاحة للتصدير مع مراعاة الحفاظ على كميات مقبولة في الأسواق المحلية بحيث يكون متاح لمعظم الاسر السورية بأسعار مقبولة تتناسب و المستوى المعيشي للسوريين العاجزين عن شراء أنواع الفواكة الأخرى. هذا بالإضافة الى التنبؤ بحاجة هذه الزراعة من مواد واسمدة عند وضع السياسات الزراعية.

تعتبر عملية التنبؤ بالسلاسل الزمنية واحد من أهم أساليب التحليل الذي يستخدم كأساس للتخطيط. تختلف الاساليب المتبعة في التنبؤ فبعض الأساليب قد تكون احصائية أو تعتمد على الذكاء الاصطناعي او تعتمد على الاسلوبين من خلال التهجين بينهما. سنحاول من خلال بحثنا التنبؤ بكل من الأساليب السابقة و المفاضلة بينها لاختيار أفضلها للتنبؤ بالمستقبل.

مشكلة البحث:

تكمن مشكلة البحث في انخفاض العائد الاقتصادي، رغم وفرة انتاج مادة الحمضيات، الا أننا شهدنا في الاونة الاخيرة خلل في الميزان سعري لهذه المادة حيث تم طرح الحمضيات في الأسواق بأسعار عالية جداً، وهذا يعود الى عدم التنسيق في تصريف الانتاج بسبب غياب الخطط الناظمة لهذا التصريف. لذلك تبرز الحاجة الماسة لايجاد نماذج رياضية تتنبأ بانتاج الحمضيات لتخطيط عملية التسويق والتصنيع لهذه السلعة بما يخدم السوق الداخلية وبما يخدم الميزان التجاري من خلال عملية التصدير. يمكن صياغة مشكلة البحث بالتساؤل التالي:

- هل يمكن إيجاد نموذج رياضي للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في السنوات القادمة؟

أهمية البحث وأهدافه:

تتبع أهمية البحث من خلال المقارنة بين عدد من الأساليب المتبعة في التنبؤ بكمية انتاج الحمضيات بهدف الوصول الى النموذج الذي يعطي أفضل قيم تنبؤية قادرة على تلبية الحاجة الماسة للتخطيط السليم لإنتاج وتصريف الحمضيات لما في ذلك من فوائد على المستوى الاقتصادي والمعيشي، باعتبار الحمضيات غنية بفيتامين سي ومصدر

جيد للالياف، تساعد من الحماية من بعض السرطانات وتعزيز صحة القلب، هذا بالإضافة الى فوائده على البشرة و الشعر. يهدف البحث الى اقتراح نموذج لنمذجة السلاسل الزمنية واثبات أفضلية مقارنة بالنماذج الأخرى. كما يهدف البحث الى التنبؤ بحجم الحمضيات في سورية حتى عام ٢٠٢٥.

متغيرات البحث:

متغير كمية إنتاج الحمضيات في سورية.

فرضيات البحث:

١. لا يمكن بناء نموذج قياسي للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية باستخدام التمهيد الأسّي.
٢. لا يمكن التنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية.
٣. لا يمكن التنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية باستخدام الاسلوب الهجين (شبكات عصبية، التمهيد الاسي).

منهجية البحث:

تم اعتماد المنهج التاريخي لدراسة تقلبات كمية إنتاج الحمضيات وفق سلسلة زمنية سنوية خلال الفترة ١٩٨٤-٢٠١٩ مأخوذة من المجموعات الإحصائية الزراعية، واعتماد منهج التحليل الإحصائي باستخدام أسلوب التمهيد الأسّي والشبكات العصبية الاصطناعية و الأسلوب الهجين للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات، وذلك بالاستعانة ببرنامج SPSS و برنامج eviews لتحليل البيانات على الحاسب.

الدراسات السابقة:

١. دراسة (yusuf and others, 2007): بعنوان " *Forecasting Mango and Citrus Production in Nigeria: A Trend analysis* "؛ "توقع إنتاج الحمضيات و المانغو في نيجيريا: تحليل الاتجاه": هدفت الدراسة الى دراسة انتاج الحمضيات و المانغو خلال فترة زمنية من ١٩٦١-٢٠٠٣ وذلك بتقسيم هذه الفترة الى ثلاث فترات بحسب الأنظمة السياسية. و قد توصلت الدراسة إلى أن إنتاج الحمضيات و المانجو استمر في التزايد على مر السنين. كما تم التوصل الى معادلة انحدار للتنبؤ بكمية انتاج الحمضيات و المانجو من عام ٢٠٠٤ حتى عام ٢٠١٠. [١]

٢. دراسة (العلي، ناصر، ٢٠١٠): بعنوان "تطور زراعة الحمضيات(الموالح) في سورية ومنعكساتها على التنمية دراسة إحصائية خلال الفترة ١٩٩٢-٢٠٠٧": هدفت هذه الدراسة إلى دراسة تطور زراعة الحمضيات في سورية من حيث الانتاج و المساحة والعدد خلال الفترة ١٩٩٢-٢٠٠٧ وذلك من خلال دراسة تطور مؤشرات هذه الزراعة مع الزمن. وقد توصلت الدراسة الى تطور كميات الانتاج و المساحات المزروعة و أعداد الأشجار للحمضيات مع الزمن وفق معادلة خطية. كما توصلت الى عدم وجود علاقة بين معدلات نمو أشجار الحمضيات و معدلات نمو باقي الأشجار. [٢]

٣. دراسة (حبيب وأخرون، ٢٠١٣): بعنوان " الكفاءة الاقتصادية لتسويق الحمضيات على مستوى المزارعين في سورية": هدف البحث الى تحليل الكفاءة الاقتصادية لتسويق الحمضيات على مستوى المزارعين في سورية للوصول الى المشاكل التسويقية التي يعاني منها المزارعين. تم اجراء الدراسة بالاعتماد على عينة مأخوذة من

محافظة اللاذقية وطرطوس وذلك في عام ٢٠٠٨. وقد كانت الخيارات التسويقية المتاحة أمام المزارعين إما بيع الإنتاج لتجار الضمان أو التسويق الذاتي في الأسواق المحلية. و قد توصلت الدراسة الى أن بيع المزارعين للإنتاج لتجار الضمان يحقق لهم ربح أكثر من التسويق الذاتي وبالتالي فشل المزارعين في بيع انتاجهم نتيجة التقلبات في الأسعار. [٣]

٤. دراسة (ججاج وأخرون، ٢٠١٤): بعنوان "دراسة اقتصادية تحليلية لواقع الاستثمار في زراعة الحمضيات في سورية خلال الفترة ٢٠٠٧-٢٠١١": هدف البحث الى دراسة واقع الاستثمار في زراعة الحمضيات خلال الفترة ٢٠٠٧-٢٠١١ وقد توصلت الدراسة الى أن سوق الحمضيات تنطبق عليه سوق المنافسة الكاملة. هذا بالإضافة إلى أن الاستثمار في قطاع الحمضيات قد حقق قيمة مضافة موجبة ساهمت في دعم الناتج المحلي في سورية حيث بلغ نحو ٢٥ مليار ل.س في عام ٢٠١١ كما ساهم قطاع الحمضيات في تحقيق التوازن لميزان المدفوعات. [٤]

٥. دراسة (غدير و اخرون، ٢٠١٨): بعنوان "معوقات و متطلبات تسويق الحمضيات السورية: دراسة ميدانية على مزارعي و مسوقي الحمضيات في الساحل السوري": هدفت الدراسة الى دراسة واقع تسويق الحمضيات في الساحل السوري. وقد توصلت الدراسة الى انخفاض الربحية التي يحصل عليها المزارعين من تسويق الحمضيات. هذا بالإضافة الى انخفاض التسويق الخارجي الى حد كبير. [٥]

تناولت الدراسات السابقة بمعظمها مشكلة تسويق الحمضيات دون التطرق للكميات المنتجة، أما هذا البحث فيتميز عن الدراسات السابقة بأن الباحثة قامت بالمقارنة بين عدد من النماذج (شبكات عصبونية اصطناعية و التمهيد الأسي و الأسلوب الهجين) للتنبؤ بكميات إنتاج الحمضيات وبالتالي التنبؤ بالكميات المعروضة في السوق والتي يمكن من خلاله التنبؤ بسعر الحمضيات.

التمهيد الأسي للسلاسل الزمنية:

ويقصد بالتمهيد محاولة تقليل التغيرات في قيم السلسلة حول خط المنحنى الذي يمثل النمط العام للسلسلة [٦]، والتي قد تكون ناتجة عن تغيرات موسمية أو غير موسمية، حيث يمكن الاعتماد على أسلوب الوسط المتحرك Moving Average كوسيلة لتقليل التغيرات في قيم السلسلة حول المنحنى الذي يمثل الخط العام للسلسلة.

ويعرف التمهيد بأنه عملية صقل أو تعميم البيانات، وهو نوع من أنواع التقدير الذي أثبت نجاحه من خلال دراسة الحالات التي تعتمد أو تتغير مع الزمن. ويعد موضوع التمهيد الأسي Exponential Smoothing للتنبؤ بالسلاسل الزمنية من الإجراءات الإحصائية والاستدلالية المهمة التي تعالج التشويش أو الأخطاء العشوائية، وفضلاً عن أن التمهيد الأسي يعطي نتائج ذات كفاءة عالية، فإنه يقلل من القيم المفقودة باستخدام التنبؤ أو ما تعرف بطريقة المشي العشوائي Naïve بالطرائق التقليدية مثل طريقة الوسط الحسابي البسيط وطريقة الوسط الحسابي المتحرك. [٧]

إن الفكرة الأساسية للتمهيد الأسي أنه يقوم على إعطاء المشاهدات السابقة أوزان غير متساوية تتناقص أسياً من قيم المشاهدات الأكثر حداثة الى قيم المشاهدات الأكثر تباعداً وذلك من خلال تقدير المعلمات (α, λ, ϕ) والتي

تتراوح قيمها بين الصفر والواحد. ولاختيار قيمها المثلى يتم ذلك إما عن طريق تصغير متوسط مربعات الخطأ MSE أو متوسط النسب المطلقة للخطأ MAPE.

طرق التمهيد الأسّي للسلاسل الزمنية:

أولاً: التمهيد الأسّي البسيط Exponential Smoothing Simple:

تطبق طريقة التمهيد الأسّي البسيط على السلاسل الزمنية غير الخاضعة لتأثير اتجاه عام أو تأثير موسمي، ويمكن اعتبار قيمها ناتجة عن متوسط عام مضافاً إليه خطأ عشوائي تختلف قيمته من زمن لآخر. ويقوم التمهيد الأسّي بإعطاء وزن أكبر للقيم الأحدث في السلسلة عند حساب المقدّر كما يجدد ويحدّث المقدّر كلما ظهرت قيمة جديدة في السلسلة الزمنية. [8] وتكتب المعادلات الخاصة بهذه الطريقة كما يلي: [9]

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha(1-\alpha)y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha(1-\alpha)^k y_{t-k} + \dots$$

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_t \quad \text{ويمكن كتابة المعادلة بشكل مختصر:}$$

حيث α يسمى ثابت التمهيد Smoothing Constant أو ثابت التسوية المراد استخدامه كثابت للتمهيد الأسّي، وهو عامل تصحيحي يخفف من حالة عدم استقرار البيانات، [10] فعندما تأخذ α قيمة كبيرة قريبة من الواحد فإن التنبؤ بالقيمة المستقبلية \hat{y}_{t+1} سيكون متأثراً بشكل أكبر بأحدث قيمة بينما يكون تأثير القيم السابقة متناقصاً وبسرعة كبيرة، عندما تأخذ α قيمة صغيرة قريبة من الصفر فإن التنبؤ بالقيمة المستقبلية \hat{y}_{t+1} سيكون متأثراً بشكل أقل بأحدث قيمة بينما يكون تأثير القيم السابقة متناقصاً ولكن ببطء. وعندما تأخذ α القيمة واحد فهذا يعني أن التنبؤ بالقيمة المستقبلية \hat{y}_{t+1} يتعلق بالقيمة السابقة، في حين عندما تأخذ α القيمة صفر فهذا يعني أن جميع القيم السابقة أعطت اوزان متساوية للتوقع لـ \hat{y}_{t+1} . [9]

يعتبر اختيار قيمة ثابت التمهيد ذا أهمية بالغة جداً لإيجاد أفضل تنبؤ ممكن باستخدام طريقة التمهيد الأسّي وذلك بسبب ارتباط قيمة ثابت التمهيد مع بعض الخواص المهمة للتنبؤ، وقد اختلف الباحثون حول تحديد قيمة هذا الثابت ولكن أغلبهم قد حددوا قيمة ثابت التمهيد بين قيمتين وذلك من خلال التجربة في الواقع العملي أي أنه ليس لهاتين القيمتين أي أساس نظري إذ افترضوا بأن $(0.1 < \alpha < 0.5)$ ، وقد جاء تحديد هذا الافتراض من خلال التوافق بين خاصيتين مهمتين لمعادلات التنبؤ، تتضمن الخاصية الأولى سرعة استجابة نموذج التنبؤ للتغيرات في معالم نموذج السلسلة الزمنية التي تتأتى من إدخال مشاهدات جديدة، والخاصية الثانية هي مقدار الثابت أو الاستقرار لنموذج التنبؤ، ويمكن التأكد من هاتين الخاصيتين من خلال معادلة التمهيد الأسّي البسيط. [11] ولكن إذا كانت قيمته 0.2 أو 0.3 فإن هذه القيم (وهي قيم معقولة) توضح بأن التنبؤ الحالي يجب أن يعدل 30% أو 20% من الخطأ المرتكب في التنبؤ السابق، وإذا كبرت قيمته يمكن الوصول إلى نتائج أسرع، لكنه قد يؤدي إلى الحصول على تنبؤات شاذة. [10]

ثانياً: التمهيد الأسّي المضاعف (طريقة هولت) Holt's Double-Exponential Smoothing:

تطبق على السلاسل الزمنية الخاضعة لاتجاه عام، ويتم التنبؤ باستخدام ثابتي التمهيد α و β ، ولهذا تسمى هذه الطريقة بطريقة هولت ذات المعلمين Holt's Two-Parameter Method، [8] كما تسمى أيضاً طريقة هولت الخطية، وتكتب المعادلات الخاصة بهذه الطريقة كما يلي:

$$\hat{y}_{t+p} = l_t + pb_t$$

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} - b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

حيث $(0 < \alpha < 1)$ يسمى ثابت التمهيد للمستوى، و $(0 < \beta < 1)$ يسمى ثابت التمهيد للاتجاه العام. و b_t

تمثل تقدير ميل السلسلة عند الزمن t ، و l_t قيم التمهيد (مستوى السلسلة)، و y_t قيم المشاهدات للفترة t . [٩]

ثالثاً: التمهيد الأسي المضاعف (طريقة براون) (Double Exponential Smoothing (Brown):

تعتبر طريقة التمهيد الأسي المضاعف طريقة معدلة من طريقة هولت الخطية. والمعادلات الخاصة بهذه

الطريقة تعطى بالشكل التالي: [٩]

$$\hat{y}_t = \alpha_t + b_t t$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha}(s_t^1 - s_t^2)$$

$$\alpha_t = 2s_t^1 - s_t^2$$

حيث s_t^1 و s_t^2 يتم الحصول عليهما من المعادلتين التاليتين:

$$s_t^1 = \alpha y_t + (1 - \alpha)s_{t-1}^1$$

$$s_t^2 = \alpha s_t^1 + (1 - \alpha)s_{t-1}^2$$

لإيجاد s_0^1 و s_0^2 يتم تشكيل معادلة الاتجاه العام الخطية لقيم المتسلسلة حيث a هي نقطة تقاطع خط الاتجاه

العام مع المحور الأفقي و b ميل خط الاتجاه العام، حيث s_0^1 و s_0^2 تحسب من العلاقتين التاليتين:

$$s_0^1 = a - \frac{a}{1 - a} b$$

$$s_0^2 = a - \frac{2a}{1 - a} b$$

رابعاً: التمهيد الأسي الموسمي (طريقة وينتر) (Winter's Seasonal Exponential Smoothing):

عندما نصادف تغيرات موسمية في السلسلة الزمنية لن تنفع الطرق السابقة في عملية التنبؤ السليم لأنها لا تأخذ

التغيرات الموسمية بالاعتبار، لذلك نجد طريقة وينتر للتمهيد الأسي الموسمي تعالج مشكلة الموسمية بالإضافة لمعالجة

مشكلة الاتجاه العام إن وجدت، لهذا تستخدم عادة عندما تؤثر العوامل الموسمية بالسلسلة الزمنية، حيث تعتمد هذه

الطريقة على ثلاثة ثوابت تمهيد تتراوح قيمة كل منها بين ٠ و ١، وهي: ثابت التمهيد للمستوى α ، وثابت التمهيد

للاتجاه العام β ، وثابت التمهيد للعامل الموسمي γ . [٨] ويتفرع عن هذه الطريقة طريقتان: [١٢]

١. طريقة وينتر للتمهيد الأسي الخطي الموسمي الجمعي: حيث تعتبر المركبة الموسمية مركبة جمع وذلك في حال

تغير المركبة الموسمية ببطء مع تغير الزمن. وتكتب المعادلات الخاصة بهذه الطريقة كما يلي:

$$\hat{y}_{t+p} = l_t + pb_t + sn_{t+p-m}$$

$$l_t = \alpha(y_t - sn_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$sn_t = \gamma(y_t - l_t) + (1 - \gamma)sn_{t-m}$$

٢. طريقة وينتر للتمهيد الأسي الخطي الموسمي الضربي: حيث تعتبر المركبة الموسمية مركبة ضرب وذلك في حال

تغير المركبة الموسمية بسرعة مع تغير الزمن. وتكتب المعادلات الخاصة بهذه الطريقة كما يلي:

$$\hat{y}_{t+p} = (l_t + pb_t)sn_{t+p-m}$$

$$l_t = \alpha \left(\frac{y_t}{sn_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$sn_t = \gamma \left(\frac{y_t}{l_t} \right) + (1 - \gamma)sn_{t-m}$$

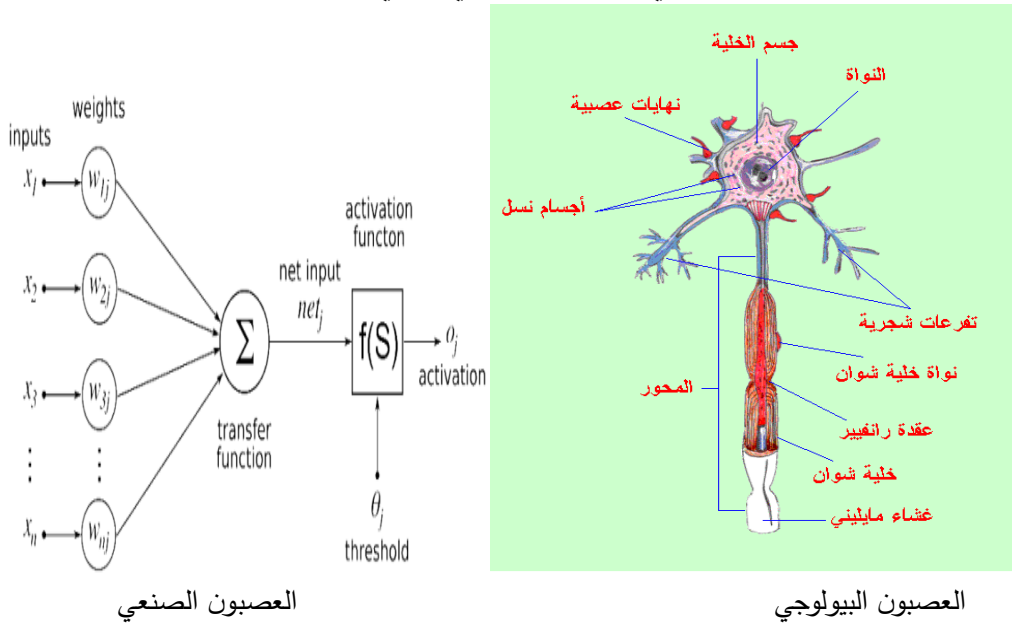
حيث m عدد المواسم في السنة بحسب البيانات فيما إذا كانت فصلية أم شهرية.

الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks, ANN :

أولاً: المفاهيم الأساسية لهيكل الشبكات العصبية الاصطناعية: تعرف الشبكات العصبية الاصطناعية على أنها تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدي بها الدماغ البشري مهمة معينة، وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوازي، ومكونة من وحدات معالجة بسيطة، هذه الوحدات تمثل عناصر حسابية تسمى عصبونات أو عقد (Neurons, Nodes) والتي لها خاصية عصبية حيث أنها تقوم بتخزين المعلومات والمعارف، حيث أن للإنسان وحدات إدخال توصله بالعالم الخارجي وهي حواسه الخمس، كذلك تحتاج الشبكات العصبية الاصطناعية لوحدة إدخال، ووحدات معالجة يتم فيها عمليات حسابية لضبط الأوزان فيها، والتي نحصل من خلالها على ردة الفعل المناسبة لكل مدخل من مدخلات الشبكة. كما تتشابه الشبكة العصبية الاصطناعية مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزن هذه المعارف باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان التشابكية، لذا تتكون

الشبكات العصبية من مجموعة من وحدات المعالجة تدعى بالعصبونات. [14]

و الشكل (1) يبين مقارنة بين العصبون البيولوجي والعصبون الصناعي كالاتي:



الشكل (1) مقارنة بين العصبون البيولوجي والعصبون الصناعي (المصدر : [14])

وتتكون بنية الشبكة البيولوجية كما يلي:

١. العصب: وهو الجزء الرئيسي في مخ الإنسان، وهو بمثابة وحدة تشغيل بسيطة تقوم باستقبال ومزج الإشارات التي ترسلها الأعصاب الأخرى، وذلك من خلال هيكل استقبال داخلي يطلق عليه اسم الزائدة (التفرعات) الشجرية (Dendrite).

٢. الاشتباك العصبي: وهو محور الاتصال بين محور الخلية العصبية والزوائد الشجرية للعصب، وهو عبارة عن وحدة ذات طبيعة كيميائية ولكنها تمتلك جانباً كهربائياً. ويقوم الإنسان بتعديل قوة الاشتباك عندما يتعلم أكثر حيث يحتوي مخ الإنسان على عشرات المليارات من هذه الأعصاب المتصلة ببعضها البعض بكثافة شديدة تفوق التصور.

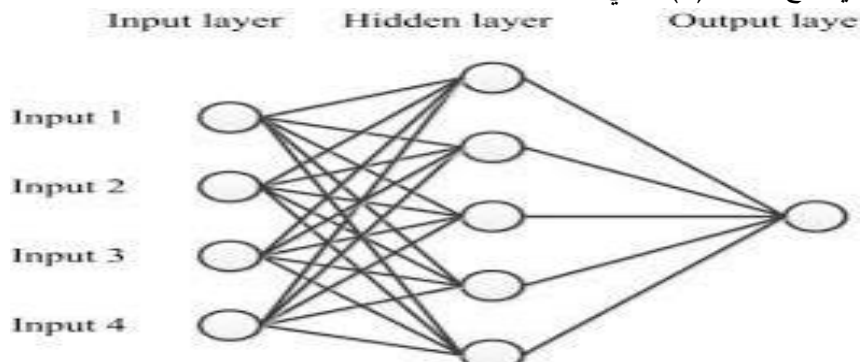
وجدير بالذكر أنه في الشبكة العصبية الاصطناعية تتم عملية معالجة البيانات بين الخلايا العصبية من خلال نقل الإشارات بواسطة وصلات عصبية موجودة في الشبكة بين الخلايا بعضها البعض. ولكل وصلة من هذه الوصلات ترجيح بقيمة معينة تسمى الوزن، حيث يتم ضرب ذلك الوزن في قيمة الإشارة الخاصة بهذه الوصلة. كما توجد لكل خلية دالة تفعيل أو تنشيط (Activation Function)، والتي تقوم بتحويل صافي مدخلات خلية معينة إلى إشارات خرج (Output Signals). [15]

ثانياً: بنية الشبكة العصبية الاصطناعية: تمثل نظام معالجة للمعلومات له ميزات معينة بأسلوب يحاكي الشبكة العصبية البيولوجية وفيما يلي مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية ومعالجتها للمعلومات: [16]

١. تتم المعالجة في عناصر معالجة بسيطة تدعى العصبونات.
 ٢. تمر الإشارات بين العصبونات عبر خطوط ربط.
 ٣. يرفق كل خط بوزن معين (قيمة عددية) والتي تضرب مع الإشارات الداخلة إلى العصبون.
 ٤. يطبق على كل عصبون تابع تنشيط (غير خطي عادة) إلى دخل الشبكة ليحدد إشارة الخرج الناجمة عنه.
- وتوصف الشبكات العصبية بالآتي: شكل الترابط بين العصبونات، الطريقة التي تحدد أوزان هذه الترابطات (التدريب أو التعليم)، نوع تابع التنشيط المستخدم.

إن لكل عصبون حالة داخلية خاصة به تدعى الفعالية والتي يحصل عليها من تطبيق تابع رياضي معين على معطيات الدخل ونتيجته تستقبل من قبل العصبون. كما يرسل كل عصبون فعالية كإشارة دخل للعديد من العصبونات الأخرى المرتبطة معه ويجب أن نلاحظ أن العصبون يرسل إشارة واحدة فقط في نفس اللحظة ولكن بإمكانه إرسال هذه الإشارة إلى العديد من العصبونات الأخرى. [17]

وبوضح الشكل (٢) التالي نموذجاً بسيطاً لشبكة عصبية صناعية مؤلفة من ثلاث طبقات (المصدر: [17]).



الشكل (٢) شبكة عصبية صناعية مؤلفة من ثلاث طبقات (المصدر: [17])

ويتضح من الشكل السابق أن الشبكة العصبية تتكون من ثلاث طبقات على النحو التالي:

- طبقة المدخلات (Input Layer). (البيانات)
- طبقة مخفية (Hidden Layer). (الطبقة التي تتم بها معالج البيانات للنتبؤ للمستقبل وهي مخفية)
- طبقة المخرجات (Output Layer). (قيم البيانات المنتبأ بها)

ثالثاً: مفاهيم تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية: [18]

١. الطبقات (Layers): وهي عبارة عن العدد الكلي لطبقات الشبكة العصبية، وهي عبارة عن طبقة المدخلات، وطبقة المخرجات، بالإضافة إلى طبقة مخفية واحدة أو عدد من الطبقات المخفية.
٢. حجم الطبقة (Layer size): يرتبط بعدد العقد (nodes) الموجودة في كل طبقة وهو يحدد بحجم الذاكرة المحددة بالبرنامج الخاص بتشغيل الشبكة العصبية الاصطناعية.
٣. الدالة العصبية المستخدمة (Neural function): وتدعى بدالة التفعيل أو دالة التنشيط (Activation function).

رابعاً: أنواع ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية: [19]

١. الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية: (Feed Forward Neural Networks) وهي الشبكات التي يخلو تركيبها من وجود حلقة مغلقة من الترابطات بين الوحدات المكونة لها. وتعد هذه الشبكات من أكثر الشبكات استخداماً، حيث تتكون الشبكة من هذا النوع من طبقتين على الأقل، كما تتواجد في كثير من الأحيان طبقات مخفية بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات، وتنتقل العمليات الحسابية في اتجاه واحد إلى الأمام من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات عبر الطبقة أو الطبقات المخفية.
٢. الشبكات العصبية ذات التغذية الراجعة: (Feed Back Neural Networks) في هذا النوع من الشبكات تتعلق المخرجات لبعض العصبونات بنتائج العصبونات ذاتها في لحظة زمنية سابقة أو بمخرجات عصبونات أخرى، وبالتالي فإن الإشارة في هذا النمط من الشبكات العصبية تتجه أماماً أي نحو طبقة الخرج وأيضاً بالاتجاه العكسي لتكون دخلاً لعصبونات أخرى في الوقت ذاته ويطلق على هذا النوع من الشبكات بالشبكات الديناميكية لأن الخرج في لحظة ما يتعلق بالدخل باللحظة ذاتها وبلحظات سابقة أي تمتلك ذاكرة ومن بعض الأمثلة عليها شبكات Hopfield & Elman & Jordan & NARX.
٣. الشبكات العصبية ذات الترابط الذاتي: (Auto Associative Neural Networks) وهي الشبكات التي تلعب كافة العناصر المكونة لها دوراً نموذجياً، يتمثل في استقبال المدخلات وبيث المخرجات في نفس الوقت.

خامساً: خطوات تصميم الشبكة العصبية الاصطناعية: [20]

١. يتم تجميع البيانات التي تستخدم في تدريب أو اختيار الشبكة.
٢. يتم تعريف البيانات الخاصة بالتدريب للشبكة، ووضع خطة التدريب والتعلم.
٣. بناء هيكل الشبكة وتحديد تركيب الشبكة في عدد المدخلات والطبقات ونوع الشبكة.
٤. اختيار طريقة التعلم حسب ما هو متاح من أدوات أو تطوير الشبكة أو القرارات.
٥. وضع قيم للأوزان والمتغيرات، ثم بعد ذلك يتم تعديل القيم في الأوزان عن طريق التغذية الأمامية و الراجعة.
٦. تحويل البيانات إلى النوع المناسب للشبكة ويتم ذلك عن طريق كتابة معادلة لتجهيز البيانات والبرامج الجاهزة.

٧. تتم عمليتي التدريب والاختبار من خلال تكرار عرض المدخلات والمخرجات المرغوبة إلى الشبكة، ومنها مقارنة القيم الفعلية (القيم المرغوبة) مع القيم المحسوبة، ثم حساب الفرق بين القيمتين السابقتين (الخطأ)، ثم تعديل الأوزان لتقليل الفرق حتى يصبح فرقاً مقبولاً
٨. وهنا تستطيع الشبكة الوصول إلى النتائج المرغوبة من خلال استخدام مدخلات التدريب، وبهذا يمكن الاعتماد على الشبكة في الاستخدام كنظام مستقل قائم بذاته أو كجزء من النظام.

الطرق الهجينة hybrid method : [21]

بما أن السلاسل الزمنية تتكون من مجموع مركبتين احدهما خطية L_t و الأخرى غير خطية N_t في الزمن t .

$$y_t = N_t + L_t$$

لذلك يمكن اللجوء الى دمج اسلوبين احصائيين احدهما خطي (اسلوب التمهيد الاسي) و الاخر غير خطي (الشبكات العصبية الاصطناعية) وذلك وفق عدد من الأساليب سنختار أحد هذه الأساليب لتطبيقها على بيانات البحث:

الطريقة الأولى: جعل مخرجات التمهيد الاسي مدخلات للشبكات العصبية الاصطناعية: تكون عملية الدمج على مرحلتين:

١. يستخدم أفضل نموذج من نماذج التمهيد الأسي لتقدير كمية الانتاج من الحمضيات .
٢. يتم تغذية نموذج الشبكات العصبية بالقيم المتنبئ بها بطريقة التمهيد الاسي للحصول على القيم التنبؤية لأسلوب الدمج.

الطريقة الثانية: تكون عملية الدمج على أربع مراحل:

١. التنبؤ باستخدام أفضل نموذج من نماذج التمهيد الاسي.
 ٢. حساب البواقي عن طريق حساب الفرق بين القيم المتوقعة والقيم الفعلية.
 ٣. تغذية الشبكات العصبية بالبواقي بهدف التخلص من المركبة الغير خطية.
 ٤. اعادة جمع مخرجات الشبكات العصبية مع مخرجات التمهيد الاسي التي تم حسابها في المرحلة الأولى.
- الطريقة الثالثة:** أخذ الوسط الحسابي للقيم المتوقعة من الطريقتين (التمهيد الاسي، الشبكات العصبية الاصطناعية): تكون عملية الدمج من مرحلتين:

١. يتم حساب القيم التنبؤية باستخدام أفضل نموذج من نماذج التمهيد الاسي و أفضل نموذج من نماذج الشبكات العصبية.
٢. يتم حساب الوسط الحسابي للقيم المتنبئ بها من كلا الاسلوبين للحصول على القيم التنبؤية بالأسلوب الهجين.

مقارنة النماذج: تتم مقارنة النماذج المعنوية المختارة بالنسبة لكل نموذج من النماذج التي تم التوصل اليها بالطرق السابقة من خلال عدد من المعايير [22]:

$$1. \text{ معيار متوسط مربعات الخطأ (MSE) Mean Square Error (MSE) : } MSE = \sum_{t=1}^n \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{n}$$

٢. متوسط الاخطاء النسبية المطلقة (MAPE) Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} / n$$

$$3. \text{ متوسط الخطأ المطلق (MAE): Mean Absolute Error (MAE) } = \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{n}$$

حيث: y_t : القيم الأصلية للسلسلة الزمنية، \hat{y}_t : القيم التنبؤية للسلسلة الزمنية، n : عدد المشاهدات للسلسلة الزمنية.

النتائج والمناقشة:

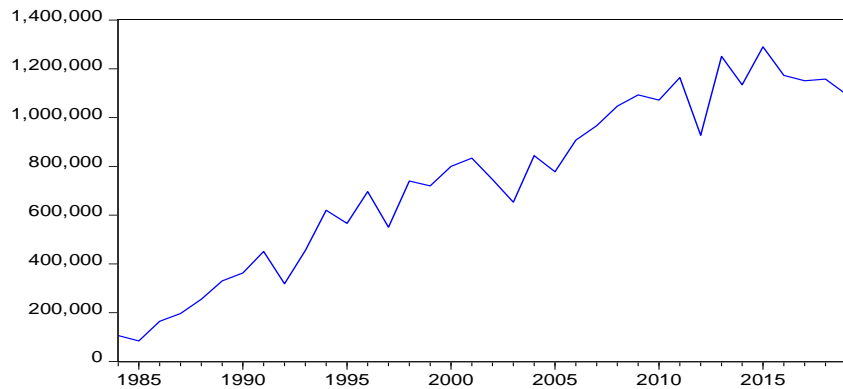
تهدف الدراسة الى التنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات بالاعتماد على بيانات السلسلة الزمنية السنوية للفترة (١٩٨٤-٢٠١٩) والتي تم الحصول عليها من المجموعة الاحصائية الزراعية كما في الجدول رقم (١).

الجدول (١): كمية إنتاج الحمضيات في سورية خلال الفترة (١٩٨٤-٢٠١٩)

العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج
1984	105 937	1993	454 685	2002	746185	٢٠١١	1163718
1985	83 590	1994	619 346	2003	652531	2012	927453
1986	164 354	1995	565 702	2004	844095	2013	1250725
1987	196 404	1996	696 000	2005	777817	2014	1134047
1988	255 131	1997	550 000	2006	907016	2015	1289808
1989	330 000	1998	740 000	٢٠٠٧	966870	2016	1173086
1990	362 502	١٩٩٩	719 619	2008	1046456	2017	1150381
1991	450 522	2000	800000	2009	1092622	2018	1157307
1992	318 602	2001	833449	٢٠١٠	1071304	2019	1094808

المصدر: المجموعات الإحصائية الزراعية - وزارة الزراعة والإصلاح الزراعي - للأعوام ١٩٨٤ حتى ٢٠١٩.

والشكل رقم (٣) يبين تغيرات كمية إنتاج الحمضيات في سورية خلال الفترة ١٩٨٤-٢٠١٩.



الشكل (٣): تطور كمية إنتاج الحمضيات في سورية خلال الفترة ١٩٨٤-٢٠١٩.

من الرسم البياني في الشكل رقم (٣) اتضح أن السلسلة الزمنية تتضمن بشكل واضح حد اتجاه عام مع متوسط ثابت وبالتالي السلسلة غير مستقرة.

أولاً: دراسة الاستقرار: لاحظنا عدم استقرار السلسلة محل الدراسة من خلال التمثيل البياني، وللتأكد من استنتاجنا قمنا بإجراء اختبار ديكي فولر الموسع Augmented Dicky-Fuller لمعرفة إذا كان هناك جذر وحدة منطلقين من فرضية ابتدائية تقول: إن السلسلة تحتوي على جذر وحدة، فحصلنا على النتائج المبينة في الجدول رقم (٢):

الجدول (٢): نتائج اختبار ديكي فولر الموسع على بيانات كمية إنتاج الحمضيات الأصلية

نوع النموذج	القيمة المحسوبة t	القيمة الجدولية t ADF	احتمال الدلالة Prob.
مع الثابت والاتجاه العام	-4.099037	-4.243644	0.0142
مع الثابت	-1.872225	-3.6394075	0.3408
بدون الثابت والاتجاه	1.779093	-2.634731	0.9797

المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج E-Views.

يتضح من الجدول رقم (٢) أن القيم المحسوبة لهذا الاختبار (مع ثابت ومع اتجاه عام، مع ثابت، دون ثابت ودون اتجاه عام) أكبر من القيم الجدولية عند مستوى معنوية ١%، وقيمة احتمال الدلالة Prob. لهذا الاختبار أكبر من ٠.٠١ لذلك قبلنا فرضية عدم لاختبار ديكي فولر الموسع والتي تنص على أن للسلسلة الزمنية جذر وحدة وبالتالي فهي غير مستقرة. لجعل السلسلة مستقرة قمنا بأخذ الفروقات من الدرجة الأولى وقمنا بإعادة إجراء اختبار الاستقرار فحصلنا على النتائج المبينة في الجدول رقم (٣):

الجدول (٣): نتائج اختبار ديكي فولر الموسع على بيانات كمية إنتاج الحمضيات بعد أخذ الفرق الأول

نوع النموذج	القيمة المحسوبة t	القيمة الجدولية ADF t	احتمال الدلالة Prob.
مع الثابت والاتجاه العام	-12.08067	-4.252879	0.0000
مع الثابت	-11.72058	-3.639407	0.0000
بدون الثابت والاتجاه	-10.19131	-2.634731	0.0000

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج E-Views.

يتضح من الجدول رقم (٣) أن القيم المحسوبة لهذا الاختبار (مع ثابت ومع اتجاه عام، مع ثابت، دون ثابت ودون اتجاه عام) أصغر من القيم الجدولية عند مستوى معنوية ١%، وقيمة احتمال الدلالة Prob. لهذا الاختبار أصغر من ٠.٠١ لذلك نرفض فرضية عدم لاختبار ديكي فولر الموسع وبالتالي أصبحت السلسلة مستقرة بعد اخذ الفروق من الدرجة الأولى.

ثانياً: تطبيق نماذج التمهيد الآسي على السلسلة المدروسة: سنقوم باختبار النماذج الثلاث التي تتناسب مع البيانات غير الموسمية:

١. نموذج التمهيد الآسي البسيط:

الجدول (٤): تقدير معالم النموذج الآسي باستخدام النموذج الآسي البسيط

Exponential Smoothing Model Parameters						
Model			Estimate	SE	t	Sig.
حمضيات-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	٠,٦٦٧	٦٠,1	١٧٩,٤	٠,000

Model Statistics

Model	Model Fit statistics					Ljung-Box Q(18)		
	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.
حمضيات-Model_1	٠,909	107398,861	15,249	88850,497	23,268	26,338	17	٠,069

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج SPSS.

يتضح من الجدول رقم (٤) أن قيمة ثابت التمهيد $\alpha = 0.667$ وبما أن قيمة احتمال الدلالة Sig = 0.000 أقل من مستوى الدلالة 0.01 فالنموذج معنوي.

٢. نموذج التمهيد الآسي المضاعف لهولت:

الجدول (٥): تقدير معالم النموذج الآسي باستخدام النموذج الآسي المزدوج لهولت

Exponential Smoothing Model Parameters

Model			Estimate	SE	t	Sig.
حمضيات-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	٠,301	٠,143	2,100	٠,043
		Gamma (Trend)	2,305	٠,045	٠,001	1,000

Model Statistics

Model	Model Fit statistics					Ljung-Box Q(18)		
	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.
حمضيات-Model_1	٠,932	94652,163	12,197	74996,107	23,115	15,623	16	٠,480

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج SPSS.

يتضح من الجدول رقم (٥) أن قيمة ثابت التمهيد للمستوى $\alpha = 0.301$ ، وبما أن قيمة احتمال الدلالة $Sig = 0.043$ أكبر من مستوى الدلالة 0.01 فقيمة ثابت التمهيد للمستوى غير معنوية. كما يتضح أن قيمة ثابت التمهيد للاتجاه العام $\beta = 2.305$ ، وبما أن قيمة احتمال الدلالة $Sig = 1$ أكبر من مستوى الدلالة 0.01 فقيمة ثابت التمهيد للاتجاه العام غير معنوية، وبالتالي فإن النموذج غير معنوي.

٣. نموذج التمهيد الأسّي المضاعف (براون):

الجدول (٦): تقدير معالم النموذج الأسّي باستخدام النموذج الأسّي المضاعف (براون)

Exponential Smoothing Model Parameters

Model		Estimate	SE	t	Sig.	
الحمضيات- Model_1	No Transformation	Alpha (Level and Trend)	٠,340	٠,064	5,298	٠,000

Model Statistics

Model	Model Fit statistics					Ljung-Box Q(18)		
	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.
الحمضيات- Model_1	٠,914	104465,626	19,192	85567,272	23,213	18,956	17	٠,331

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج SPSS.

يتضح من الجدول رقم (٦) أن قيمة ثابت التمهيد للمستوى والاتجاه العام $\alpha = 0.340$ ، وبما أن قيمة احتمال الدلالة $Sig = 0.000$ أقل من مستوى الدلالة 0.01 فالنموذج معنوي.

ثالثاً: المفاضلة بين النماذج المقبولة: لاختيار النموذج الأفضل بين النموذجين المعنويين السابقين، قمنا بالمقارنة بينهما كما في الجدول (٧) بالاعتماد على المعايير التالية MAPE, MAE, RMSE, BIC.

الجدول (7): المقارنة بين النماذج المعنوية بحسب معايير التقييم MAPE, MAE, RMSE, BIC

النموذج	MAPE	RMSE	BIC	MAE
نموذج التمهيد الأسّي البسيط	15,249	107398,861	23,268	88850,497
نموذج التمهيد الأسّي المضاعف (براون)	19,192	104465,626	23,213	85567,272

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على الجدولين (٤) و(٦).

من الجدول رقم (٧) السابق يتضح أن قيمة كل من MAPE, RMSE, MAE لنموذج براون أصغر من مقابلاتها لنموذج التمهيد الأسّي البسيط وهذا يعني أن أفضل نموذج هو نموذج براون لأنه يعطي أقل قيمة خطأ للتقدير.

رابعاً: اختبار الفروض الخاصة بالنموذج: للتأكد من عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي استخدمنا اختبار Ljung-Box:

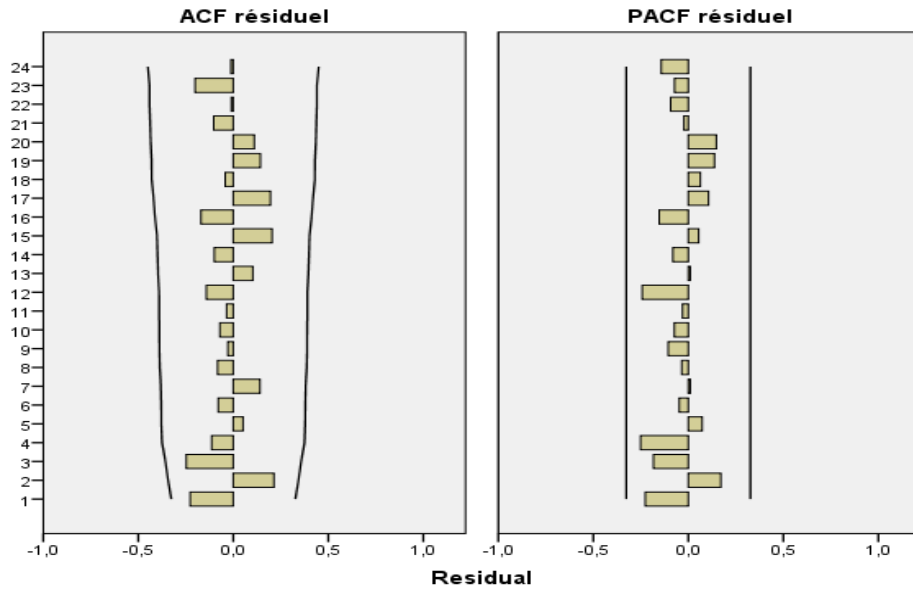
الجدول (٨): نتائج اختبار Ljung-Box

Ljung-Box Q(18)		
Statistics	DF	Sig.
18,956	17	٠,331

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على الجدول رقم (٦).

يتضح من الجدول رقم (٨) أن قيمة إحصائية Ljung-Box بلغت $Q^* = 26.376$ ، واحتمال الدلالة $Prob. = 0.331$ أكبر من مستوى الدلالة 0.01 ، ولذلك تم قبول فرضية العدم القائلة بعدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي.

قمنا باستخدام دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للبواقي للتأكد من استقرار البواقي كما هو موضح في الشكل رقم (٤):



الشكل رقم (٤): دالة الارتباط الذاتي البسيط والجزئي للبواقي

يتبين من خلال الشكل رقم (٤) أن سلسلة البواقي مستقرة، كون معاملات الارتباط الذاتي تقع جميعها داخل مجال الثقة.

هذه الاختبارات تؤكد أن النموذج المقترح مناسب للتنبؤ، وبالتالي قمنا برفض الفرضية الثانية من فرضيات البحث وهذا ما يؤكد إمكانية بناء نموذج قياسي للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية باستخدام التمهيد الآسي.

ثالثاً: التنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية:

لقد تم استخدام أسلوب شبكة البيرسبتون متعدد الطبقات MLP لبناء نماذج الشبكات لبيانات كمية إنتاج الحمضيات ومن ثم تم الاعتماد على معايير MAPE, MAE, RMSE, MSE لاختبار أفضلها. وذلك وفق الخطوات التالية و بالاعتماد على برنامج SPSS.

١. تقسيم عينة الدراسة: تم في هذه الدراسة تقسيم عينة البحث بالاعتماد على برنامج SPSS وفق الشكل التالي:
 - مجموعة التدريب و التي تحتوي على ٧١.٩% من المشاهدات أي (٢٣ مشاهده) لتدريب وتجهيز النموذج.
 - مجموعة الاختبار و التي تحتوي على ٢٨.٩% من المشاهدات أي (٩ مشاهدات) لمعرفة صلاحية النموذج.
٢. بناء قاعدة البيانات: تم استخدام القيم المعيارية عوضاً عن قيمها الطبيعية لتجنب أي تشوه في توزيع البيانات الذي قد يؤدي إلى عدم تجانس قيم المدخلات و بالتالي ارتفاع متوسط مربعات الخطأ.
٣. تحديد معايير وهندسة الشبكة العصبية :
 - مرحلة بناء النموذج: تم تحديد أربعة طبقات لهذه الشبكة.

- طبقة المدخلات: اشتملت على ٤ وحدات معالجة (٤ عصبونات):

- Y_{t-4} : كمية إنتاج الحمضيات بدءاً من عام ١٩٨٥ حتى عام ٢٠١٩.
- Y_{t-3} : كمية إنتاج الحمضيات بدءاً من عام ١٩٨٦ حتى عام ٢٠١٩.
- Y_{t-2} : كمية إنتاج الحمضيات بدءاً من عام ١٩٨٧ حتى عام ٢٠١٩.
- Y_{t-1} : كمية إنتاج الحمضيات بدءاً من عام ١٩٨٨ حتى عام ٢٠١٩.

- الطبقة الخفية: اشتملت على عدد من العصبونات تم تغييرها اثناء تدريب الشبكة لاختيار النموذج الذي يحقق الأفضلية في التنبؤ .
- طبقة المخرجات: تضمنت وحدة معالجة واحدة اشتملت على القيم التنبؤية لكمية إنتاج الحمضيات بدأً من عام ١٩٨٨ حتى عام ٢٠١٩ .
- مرحلة التدريب: تم في هذه المرحلة استخدام أسلوب التعلم الموجه. الجدول (٩) يشمل المعايير التي تم اعتماده من قبل برنامج ال SPSS لبناء الشبكة العصبونية الاصطناعية.

الجدول (9) المعايير المستخدمة لبناء الشبكة العصبونية الاصطناعية

الإجراء	المعيار المستخدم
نوع النموذج	شبكة اصطناعية متعددة الطبقات MLP
دالة التنشيط في الطبقة الخفية	Hyperbolic tangent
دالة التنشيط في طبقة المخرجات	Softmax
خوارزمية التعلم الموجه	قاعدة الانتشار بالتراجع
معدل التعلم الأولي	٠.٠٠٠٠٠٥
معدل الزخم	٠.٠٠٠٠٠٥
معامل التعويض	±0.05
عدد مرات تكرار التجربة	محدد بطريقة آلية من طرف البرنامج

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

٤. تقدير نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية: في هذه المرحلة سيتم اختيار أفضل نموذج من بين عدد من النماذج المقترحة وذلك حسب قيمة معياري التقييم MAPE,MAE,RMSE,MSE و الذي يملك أقل قيمة للمعايير السابقة. الجدول (١٠) التالي يوضح قيم المعايير السابقة لكل من النماذج المقترحة بالنسبة للسلسلة الزمنية لكمية إنتاج الحمضيات .

الجدول (10): مقارنة بين نماذج ANN المرشحة حسب معياري دقة التنبؤ MAPE,MAE,RMSE,MSE

النموذج	MAE	MSE	RMSE	MAPE
MLP(4 – 1 – 1)	158219,0313	32475327902	180209,1227	0,250289837
MLP(4 – 2 – 1)	146834,625	26915498223	164059,435	0,19525615
MLP(4 – 3 – 1)	161190,5313	32787343340	181072,757	0,224076862
MLP(4 – 4 – 1)	134450,6563	23938136539	154719,5416	0,183574505
MLP(4 – 5 – 1)	148143,3125	28051779760	167486,6555	0,192374096
MLP(4 – 10 – 1)	145147,125	27024109697	164390,1144	0,201924601
MLP(4 – 15 – 1)	139518,9063	24360006728	156076,9257	0,228019974
MLP(4 – 20 – 1)	137941,3125	24907108187	157819,8599	0,210945789

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

- يتضح من الجدول السابق أن النموذج الأفضل هو MLP(4 – 4 – 1) وذلك لامتلاكه أقل قيم لمعايير التقييم مقارنة بالنماذج الأخرى المرشحة و عليه فإن طبقة المدخلات تحتوي على ٤ عصبونات، أما الطبقة المخفية تحتوي على ٤ عصبونات، أما طبقة المخرجات فإنها تحتوي على عصبون واحد.

يوضح الجدول (١١) الأوزان بين الطبقات الثلاث (المدخلات،المخرجات، الخفية) للنموذج MLP(4 – 4 – 1)

الجدول (١١): الأوزان بين طبقات الشبكة للنموذج MLP(4 – 4 – 1)

		Hidden Layer				Output Layer
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	y
Input Layer	(Biais)	-٠,367	-٠,013	-٠,123	-٠,332	
	y1	٠,287	-٠,382	٠,633	٠,169	
	y2	-٠,465	-٠,204	٠,065	٠,304	
	y3	-٠,407	-٠,201	-٠,285	-٠,079	
	y4	-٠,175	٠,399	٠,437	٠,089	
Hidden Layer	(Biais)					٠,099
	H(1:1)					-٠,409
	H(1:2)					-٠,569
	H(1:3)					٠,432
	H(1:4)					٠,619

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

يوضح الجدول رقم (١٢) الأهمية النسبية لسنوات الانتاج حيث يظهر أن أفضل أهمية نسبية هي للسنة Y_{t-4} (١٠٠%) ثم يليها السنة Y_{t-3} حيث بلغت الأهمية النسبية ٩٢.١% بينما بلغت الأهمية النسبية للسنة Y_{t-2} (٢٨.٦%) وبلغت أقل أهمية نسبية للسنة السابقة Y_{t-1} (٢٢.٩%).

الجدول (١٢): الأهمية النسبية للسنوات السابقة

	Importance	Relative importance
Y_{t-4}	٠,411	100,0%
Y_{t-3}	٠,378	92,1%
Y_{t-2}	٠,117	28,6%
Y_{t-1}	٠,094	22,9%

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

ثالثاً: النموذج الهجين المقترح

سنقتصر على تطبيق احدى الطرق الهجينة والتي تعالج بشكل مباشر البواقي في النموذج الخطي (نظراً لمحدودية عدد صفحات البحث). حسب الخطوات التالية:

١. التنبؤ باستخدام أفضل نموذج من نماذج التمهيد الاسي وهو نموذج براون.

الجدول (1٣): كمية إنتاج الحمضيات في سورية خلال الفترة (١٩٨٤-٢٠١٩) بحسب نموذج براون

الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام
1136939	٢٠١١	876050	2002	409876	1993	248654	1984
1197202	2012	831323	2003	467335	1994	194736	1985
1058815	2013	738279	2004	602917	1995	145782	1986
1203310	2014	818183	2005	627346	1996	172222	1987
1192320	2015	810874	2006	719499	1997	204628	1988
1286766	2016	891770	٢٠٠٧	657565	1998	257740	1989
1248822	2017	969476	2008	747424	١٩٩٩	331500	1990
1208091	2018	1057152	2009	771818	2000	385551	1991
1188392	2019	1125494	٢٠١٠	831087	2001	466302	1992

المصدر: من اعداد الباحثة بالاعتماد على SPSS

٢. حساب البواقي عن طريق حساب الفرق بين القيم المتوقعة والقيم الفعلية كما في الجدول رقم (١٤).

الجدول (١٤) : الفرق بين القيم المتوقعة والقيم الفعلية.

العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج
1984	-142717	1993	44809	2002	-129865	٢٠١١	26779
1985	-111146	1994	152011	2003	-178792	2012	-269749
1986	18572	1995	-37215	2004	105816	2013	191910
1987	24182	1996	68654	2005	-40366	2014	-69263
1988	50503	1997	-169499	2006	96142	2015	97488
1989	72260	1998	82435	٢٠٠٧	75100	2016	-113680
1990	31002	١٩٩٩	-27805	2008	76980	2017	-98441
1991	64971	2000	28182	2009	35470	2018	-50784
1992	-147700	2001	2362	٢٠١٠	-54190	2019	-93584

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

٣. تغذية الشبكات العصبية بالبيانات بهدف التخلص من المركبة الغير خطية. قمنا باتباع نفس الخطوات المتبعة في الفقرة السابقة من أجل التنبؤ بالبيانات باستخدام الشبكات العصبية. الجدول (١٥) يوضح قيم المعايير MAPE,MAE, RMSE, MSE لكل من النماذج المقترحة بالنسبة للسلسلة الزمنية للبيانات لاختيار أفضلها. الجدول (١٥): مقارنة بين نماذج ANN المرشحة حسب معايير دقة التنبؤ MAPE,MAE, RMSE, MSE لسلسلة البيانات

النموذج	MAE	MSE	RMSE	MAPE
MLP(4 – 1 – 1)	143937,8125	32268362053	179633,9669	3,263140347
MLP(4 – 2 – 1)	99165,84375	14058783544	118569,7413	1,59712336
MLP(4 – 3 – 1)	101011,7813	17370297256	131796,4235	1,243571481
MLP(4 – 4 – 1)	112351,75	21142146073	145403,3909	1,65560123
MLP(4 – 5 – 1)	123962,6875	22804987351	151013,2026	2,3252003
MLP(4 – 10 – 1)	87411,40625	12846576474	113342,739	1,19126278
MLP(4 – 15 – 1)	116775,7188	20093022370	141749,8584	2,9644464322
MLP(4 – 20 – 1)	112074,4375	18181141312	134837,4626	1,824387822

المصدر من اعداد الباحثة بالاعتماد على SPSS

من الجدول السابق نجد أن أفضل نموذج للتنبؤ بالبيانات هو MLP(4 – 10 – 1) والذي تم اعتماده في اعطاء القيم التنبؤية للبيانات كما تظهر في الجدول رقم (١٦)

الجدول (١٦) يوضح مخرجات الشبكة العصبية للبيانات

العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج
1988	31327	1997	-33856	2006	47487	٢٠١٥	52508
1989	-11622	1998	51664	2007	-67767	2016	-62581
1990	-10491	1999	-63304	2008	7668	2017	77485
1991	-4014	2000	54646	2009	-27462	2018	-9509
1992	1825	2001	-28710	2010	2741	2019	51026
1993	46022	2002	44902	٢٠١١	10864		
1994	-69925	2003	65790	2012	15076		
1995	23296	2004	-763	2013	46158		
1996	30895	2005	-21618	٢٠١٤	-92744		

المصدر: من اعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج SPSS

٤. إعادة جمع مخرجات الشبكات العصبية للبيانات مع القيم التنبؤية للتمهيد الاسي لنحصل على القيم التنبؤية للنموذج الهجين كما في الجدول رقم (١٧) التالي:

الجدول (١٧): القيم التنبؤية للنموذج الهجين

العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج	العام	الإنتاج
1988	235955	1997	685643	2006	858361	٢٠١٥	1244828
1989	246118	1998	709229	2007	824003	2016	1224185
1990	321009	1999	684120	2008	977144	2017	1326307
1991	381537	2000	826464	2009	1029690	2018	1198582
1992	468127	2001	802377	2010	1128235	2019	1239418
1993	455898	2002	920952	٢٠١١	1147803		
1994	397410	2003	897113	2012	1212278		
1995	626213	2004	737516	2013	1104973		
1996	658241	2005	796565	٢٠١٤	1110566		

المصدر: من اعداد الباحثة بالاعتماد على SPSS

٥. حساب أخطاء التقدير بحسب المعايير المعتمدة:

الجدول (١٨) معايير دقة التنبؤ MAPE, MAE, RMSE, MSE للنموذج الهجين

النموذج	MAE	MSE	RMSE	MAPE
	87411,40625	12846576474	113342,739	0,124727726

المصدر: من اعداد الباحثة بالاعتماد على SPSS

المقارنة بين نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية و التمهيد الاسي والنموذج الهجين

للمفاضلة بين النماذج الثلاث تم الاعتماد على معايير التقييم المعتمدة في البحث لاختيار النموذج الذي يعطي أقل قيمة للأخطاء وبالتالي له قدرة تنبؤية أكبر في المستقبل. (تم حساب معايير التقييم لنموذج براون بدأ من عام ١٩٨٨ ليتم مقارنتها بالنماذج السابقة).

الجدول (١٩) : نتائج المقارنة بين النماذج الثلاثة.

النموذج	MAE	MSE	RMSE	MAPE
النموذج الهجين	87411,40625	12846576474	113342,739	0,124728
MLP(4 – 4 – 1)	134450,6563	23938136539	154719,5416	0,183574505
نموذج التمهيد الاسي المضاعف (براون)	86993,96875	10884578973	104329,1856	0,124884602

المصدر: من اعداد الباحثة بالاعتماد على SPSS

من الجدول السابق نجد أن النموذج المقترح باستخدام التمهيد الاسي المضاعف (براون) يعطي أقل قيمة للخطأ لامتلاكه أقل قيم لمعايير التقييم MAE, RMSE, MSE مقارنة بالنماذج الأخرى لذلك سيتم اعتماده في عملية التنبؤ المستقبلية. يعطي الجدول (٢٠) نتائج التنبؤ بكمية انتاج الحمضيات في سوريا لغاية عام ٢٠٢٥ باستخدام نموذج براون.

الجدول (٢٠) : القيم التنبؤية لكمية انتاج الحمضيات باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

السنة	كمية انتاج الحمضيات	السنة	كمية انتاج الحمضيات
2023	1128133	2020	1133696
2024	1126279	2021	1131842
2025	1124424	2022	1129987

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

النتائج والتوصيات:

- من خلال الدراسة التطبيقية لتحليل السلسلة الزمنية و باستخدام كل من التمهيد الاسي و الشبكات العصبونية الاصطناعية واسلوب الدمج بين الاسلوبين السابقين لغرض التنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سوريا خال الفترة (٢٠٢٠-٢٠٢٥) توصلت الدراسة الى أهم النتائج التالية:
١. تم قبول فرضيات الدراسة حيث تم نمذجة السلسلة الزمنية لكمية إنتاج الحمضيات في سوريا باستخدام نموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية و اسلوب التمهيد الاسي و الاسلوب الهجين (شبكات و اسي).
 ٢. تم اختيار النموذج الملائم للتنبؤ بالنسبة لكل أسلوب من خلال المفاضلة بين النماذج المقترحة واختيار أفضلها بالاعتماد على المعايير التالية MAE, MAPE, RMSE, MSE.
 ٣. بعد اختيار النموذج الأفضل لكل أسلوب تم المفاضلة بين النماذج الثلاثة المختارة، ليتم اعتماد نموذج التمهيد الاسي براون للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سوريا والذي يعطي أقل قيمة للخطأ بالنسبة لكل من المعايير MAE, RMSE, MSE.

التوصيات:

١. نوصي الجهات الحكومية باستخدام النماذج التي تم الوصول اليها في التنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات خلال وضعها الخطط التنموية.
٢. نوصي باستخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية المضببة للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية.
٣. نوصي باجراء عملية دمج بين الشبكات العصبونية الاصطناعية و اساليب خطية اخرى للتنبؤ بكمية إنتاج الحمضيات في سورية.

References

1. ADESINA, Y.S.; SHEU, S.A. Forecasting Mango and Citrus Production in Nigeria: A Trend analysis. MPRA Paper No. 2691, 2007.
2. AL-ALI, I.; NASSER, F. An evolution of citrus agriculture in Syria and its effects on development. A statistic research for 1992-2007. J. Plant Prod. Mansoura Univ. Vol. 1 (10), 2010, P1345 - 1358.
3. HABIB, W.; ISMAIL, I.; ABIDEL AZIZ, A. The economic efficiency of marketing citrus at the level of farmers in Syria. Damascus University Journal for the agricultural sciences Series Vol. (29), No. (3), 2013, P283-308.
4. GEHJA, S.M.; SAQER, I.H.; ISMAIL, R.I. An Analytical Economic Study of the Reality of Investment of the Cultivation of Citrus in Syria during 2007-2011. Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Biological Sciences Series Vol. (36), No. (2), 2014
5. Al Show, S. H.; GHADDEER, B.G. The Requirements And Constraints Of Syrian Citrus Marketing: Field Study On The Farmers And Citrus Marketers In The Syrian Coast. Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies-Economic and Legal Sciences Series, Vol. (40), No. (3), 2018.
6. GELANI A. Using the Exponential Priming to Predict Electricity Production and Consumption in Sudan 1989-2015. University of Gezira, Sudan, 2017, 38.

7. MAHMOUD, GH. *An Improvement Single Exponential Smoothing Method for Forecasting in Time Series. Iraqi Journal of Statistical Sciences, Vol. 10, Issue 18, Iraq, 2010, 259-272*
8. AL-BASHIR Z. A. *Time Series Analysis in Frequency Domain and Time Domain. Al-Jinan, Jordan, 2016, 181.*
9. BROCKWELL P., DAVIS R. *Introduction Time Series and Forecasting. Springer, New York, 2002, 449.*
10. AHMED A. *Analysis of Tourism Activities in Syria Using Standard Forms. Tishreen University, Syria, 2006, 208.*
11. AL-TAIE, F. *Optimum Constant Smoothing for Exponential Smoothing Model with Application. Iraqi Journal Of Statistical Sciences, Vol. 8, Issue 13, Iraq, 2008, 89-103.*
12. AL-TAIE F., AL-KURANI J. *The Prediction of Seasonal ARIMA by Exponential Smoothing Methods with Application. Iraqi Journal of Statistical Sciences, Vol. 8, Issue 14, Iraq, 2008, 171-205.*
13. MAHMOUD, A. *Time Series Analysis of Khartoum Stock Market Index: Using Box-Jenkins Method. Journal of Economics and Political Sciences, No. 13, Sudan, 2013, 45-86.*
14. AL-HUSSEINI, H.Q. *An Introduction to Neural Networks. Imam Jaafar Sadiq University, Lebanon, 2009, pp. 3-4.*
15. AL-ABBAS, A.-H. M. *An Introduction to Artificial Neural Networks and Their Application in Social Sciences Using Spss. Cairo, 2010, pp. 2-3.*
16. HAIR, J.; BLACK, W.; BABIN, B.; ANDERSON, R. *Multivariate Data Analysis. 7th Edition, Upper prentice Hall, 2010, p28.*
17. ISMAIL, F. *Application of Bossting Algorithm to Prediction for Data Processing Using Iterative Neural Networks. Tishreen University Journal, Basic Sciences Series, Vol. 33, Issue 1, 2011, p.159.*
18. Al DAFIRI, M. *Comparison of Time Series and Neural Networks in Predicting the Number of Passengers on Kuwaiti Airlines. Master Thesis in Applied Statistics, Suez Canal University, Egypt, 2008, p. 54.*
19. JUMAH, A. H. *The Use of Artificial Neural Networks to Discover Fundamental Errors in Financial Data. Al-Zaytoonah University, Faculty of Economics, The Eleventh Scientific Conference entitled Business Intelligence and the Knowledge Economy, Jordan, 2010, p.204.*
20. CHANG, J. *Multi-Step-a Head neural networks for flood forecasting. Hydrological sciences, Hournal, 52 (1), 2007, P121-126.*
21. AL- JARRAH, N.; AL-HAKAK, N. *The use of hybrid methods in forecasting the exchange rate for the US dollar against the Iraqi dinar. Baghdad College of Economic Sciences Journal, vol 34, 2013.*
22. HAYAWI, H.; MUHAMMAD, S. *Prediction comparison by using transfer function models and fuzzy pattern matching models with application. Iraqi Journal of Statistical Sciences, vol.12, no.22, 2012, p98-120.*
23. SALLI, F. A. *The Effect of Applying Artificial Intelligence and Emotional Intelligence on the Quality of Decision-Making. MA Thesis, Middle East University for Graduate Studies, Jordan, 2009, p. 43.*

24. *Annual Agricultural Statistical Abstract. Ministry of Agriculture and Agrarian Reform, Syria, 1970-2018.*
25. *Al-OTAIB, F. The Use of Time Series and Neural Networks in Predicting Index Numbers. Master Thesis, Al-Suwais Channel Group, Port Said, 2003, p. 78*