

Forecasting wheat production in Syria using artificial intelligence models

Dr. Majd Namaa*

(Received 2 / 5 / 2023. Accepted 20 / 6 / 2023)

□ ABSTRACT □

The research aimed to compare between the regression model and the multi-layered neural network model in terms of the predictive ability of the wheat crop production in Syria using some statistical criteria such as the mean squares of the estimated model errors and the average of the differences between the real values and the expected values for each model, in addition to predicting the crop production during the period (2023-2030)

The research relied on the statistics of the World Food and Agriculture Organization (FAO) for production data and cultivated area during the period (1990-2020) in addition to data on temperature and annual rainfall, where agricultural production was adopted as a dependent variable (year of production, cultivated area, average annual temperature, and average annual precipitation) as independent variables.

The stepwise multiple regression method was used to estimate the regression model, and the multi-layer module (Perceptron MLP) was used using the statistical software (IBM SPSS 20) to build the neural network model and test its accuracy, where 23 years of data were used in the training phase (percentage). 74.2%, and 8 years for the probationary stage at (25.8%)

The cultivated area occupied the largest relative importance in terms of influencing production according to the regression and neural network models.

The research results also showed the superiority of the neural network model over the regression model in terms of predictive ability by using the standard of mean squares errors of the estimated model and the standard of average differences between the real values and the expected values, as the average square error was (0.32) using the neural network model compared to (3.49) using the regression model The average difference between the real and expected values using the neural network was (397128.1) versus (3186642) for the regression model. Keywords: human development index, evolution, its sub-indicators, Syria.

Keywords: production, wheat, regression model, artificial intelligence, Syria.

Copyright



:Tishreen University journal-Syria, The authors retain the copyright under a CC BY-NC-SA 04

* Faculty of Agricultural Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria. mjd.namaa.90@gmail.com

التنبؤ بإنتاج محصول القمح في سورية باستخدام نماذج الذكاء الصناعي

د. مجد نعامه*

(تاريخ الإيداع 2 / 5 / 2023. قبل للنشر في 20 / 6 / 2023)

□ ملخص □

هدف البحث إلى المفاضلة بين نموذج الانحدار ونموذج الشبكة العصبونية متعددة الطبقات من حيث القدرة التنبؤية بإنتاج محصول القمح في سورية باستخدام بعض المعايير الإحصائية كمتوسط مربعات أخطاء النموذج المقدر ومتوسط الفروق بين القيم الحقيقية والقيم المتوقعة لكل نموذج، بالإضافة إلى التنبؤ بإنتاج المحصول خلال الفترة (2023-2030). اعتمد البحث على إحصائيات منظمة الأغذية والزراعة العالمية (FAO) لبيانات الإنتاج والمساحة المزروعة خلال الفترة (1990-2020) بالإضافة لبيانات الحرارة والهطول المطري السنوي، حيث تم اعتماد الإنتاج الزراعي كمتغير تابع و(سنة الإنتاج، المساحة المزروعة، متوسط درجة الحرارة السنوية، ومتوسط الهطول المطري السنوي) كمتغيرات مستقلة. تم استخدام طريقة الانحدار المتعدد التدريجي (stepwise) لتقدير نموذج الانحدار، كما تم استخدام الوحدة النمطية متعددة الطبقات (Perceptron MLP) باستخدام البرمجية الإحصائية (IBM SPSS 20) لبناء نموذج الشبكة العصبونية واختبار دقتها، حيث تم استخدام بيانات 23 سنة في مرحلة التدريب بنسبة (74.2) %، و 8 سنوات لمرحلة الاختبار بنسبة (25.8) %.

شغلت المساحة المزروعة الأهمية النسبية الأكبر من حيث التأثير في الإنتاج حسب نمذجي الانحدار والشبكة العصبونية. كما بينت نتائج البحث تفوق نموذج الشبكة العصبونية على نموذج الانحدار من حيث القدرة التنبؤية باستخدام معيار متوسط مربعات الأخطاء للنموذج المقدر ومعيار متوسط الفروق بين القيم الحقيقية والقيم المتوقعة، حيث بلغ متوسط مربع الخطأ (0.32) باستخدام نموذج الشبكة العصبونية مقابل (3.49) باستخدام نموذج الانحدار، كما بلغ متوسط الفرق بين القيم الحقيقية والمتوقعة باستخدام الشبكة العصبونية (397128.1) مقابل (3186642) لنموذج الانحدار.

الكلمات المفتاحية: الإنتاج، القمح، نموذج الانحدار، الذكاء الصناعي، سورية.

حقوق النشر : مجلة جامعة تشرين- سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب الترخيص



CC BY-NC-SA 04

* قسم الاقتصاد الزراعي، كلية الهندسة الزراعية، جامعة تشرين، سورية. : mjd.namaa.90@gmail.com

مقدمة:

يعد القمح من أقدم المحاصيل الزراعية التي عرفها الإنسان، ومن المتعارف عليه أن القمح من المواد الأكثر استهلاكاً وانتشاراً في العالم كله.

يتميز نبات القمح باستخداماته المتعددة في غذاء الإنسان، مما جعل أكبر الدول المنتجة للقمح في العالم التي تمتلك اقتصاداً قوياً كنتيجة للطلب الهائل على هذا النبات حول العالم.

يعد القمح من أهم المحاصيل الاقتصادية إذ يغطي 23.4 % من الاحتياج العالمي من الغذاء، كما يشكل مصدراً غذائياً رئيساً لحوالي 40 % من سكان العالم ويغطي 20 % من السرعات الحرارية و55% من إجمالي الكربوهيدرات. تنتج منطقة حوض البحر المتوسط أكثر من 85 % من إنتاج العالم من القمح القاسي، ويتراوح معدل استهلاك الفرد في هذه المنطقة من منتجات القمح ما بين 150-200 كغ/ سنة (FAO,2021).

أشارت تقارير بعثة منظمة الأغذية والزراعة للأمم المتحدة إلى سورية لتقييم المحاصيل والإمداد بالأغذية عام 2021، إلى انخفاض إنتاج القمح إلى أكثر من النصف عن الكمية المسجلة عام 2020، متراجعاً من 2.8 مليون طن إلى نحو 1.05 مليون طن.

تتركز زراعة القمح في سورية في مناطق الجزيرة السورية، تحديداً في محافظات الحسكة ودير الزور والرقعة، وفي شرق حلب وسهل الغاب وسط سورية، وفي محافظة درعا

إن التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلاسل الزمنية له العديد من التطبيقات الهامة في مجالات كثيرة كالطب، الإقتصاد، الهندسة، الطقس، وغيرها. أحد هذه التطبيقات هو منع حدث غير مرغوب في حدوثه، وذلك من خلال التنبؤ به قبل وقوعه، لكن يمكن تقليل تأثيره (كالعواصف) (Vinod,1999). إن تشكيل السلسلة الزمنية يكون عادة الخطوة الأولى للتنبؤ الذي سيزود تخميناً للقيم المستقبلية بالاعتماد على القيم الماضية للسلسلة الزمنية (الوردي،2005).

استخدم الباحثان Leonidas Anastasakis , &Neil Mort (2000) الشبكات العصبونية متعددة الطبقات (MLP) لأغراض التوقع في التحويلات في أسعار كل من الدولار الأمريكي والجنيه الاسترليني، وذلك من خلال نمذجة السلاسل الزمنية الذي هو مجال البحث في الشبكات العصبونية أمامية التغذية، باعتبارها واحدة من الأساليب التي يمكن تطبيقها بنجاح في مجموعة واسعة من النظم المالية. وإن محاكاة شبكة (MLP) في أسواق الصرف أظهرت مصداقية أكثر من أجل التنبؤ في سعر صرف الدولار للجنيه الاسترليني. وتحديد أثر المدخلات في تكوين المنتج الأكثر دقة في التنبؤ، فضلاً عن التحقق من مساهمة كل من المدخلات الوسيطة من أجل اختيار أفضل شبكة توليد عصبونية بمساعدة تحليل القوة النسبية، واختبار قدرة الشبكة على تخفيض ضغط الإدخال من خلال تخفيض معامل الخطأ، إذ وصلت نسبة التحسن في أداء عمل الشبكة إلى مستوى 13.2%.

طبقت الباحثة فاطيمة بواذر، (2013) أسلوب السلاسل الزمنية من خلال تقنية الشبكات العصبونية الاصطناعية للتنبؤ بحجم المبيعات في مؤسسة سولنغار بشلف/ الجزائر، وقد أجريت هذه الدراسة على البيانات الشهرية لمبيعات الكهرياء بالكيلو واط خلال الفترة الزمنية (2006-2013) حيث تم بناء نماذج الشبكات العصبونية باستخدام شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات (Mlp) والتي تكونت بنيته المعمارية من ثلاث طبقات (طبقة مدخلات "2"، طبقة خفية "3"، طبقة مخرجات "1") واستخدمت الدالة اللوجستية كدالة تحفيز في الطبقة الخفية وفي طبقة المخرجات واستخدمت لتدريب هذه الشبكات خوارزمية الانتشار السريع. وقد بينت نتائج الدراسة أن الشبكة جيدة وأعطت تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع في الفترة من 1 جانفي إلى غاية 31 ديسمبر 2013.

هدف الباحث أحمد منوفي موسى علي وآخرون، (2017) إلى مقارنة أسلوب الشبكات العصبونية مع الأساليب الكلاسيكية في تحليل الإنحدار المتدرج للتنبؤ بإنتاج وتصدير الصمغ العربي بولاية شمال كردفان في السودان في الفترة من (2015-2025) م . ويشمل البحث طريقة تحليل الإنحدار المتدرج للتنبؤ ، وباستخدام الطريقتين الكلاسيكية والتقنيات الذكية وإجراء المقارنة بينهما باستخدام بيانات لإنتاج الصمغ العربي بولاية شمال كردفان للوصول إلى أفضل الطرائق في تقدير المعالم الإحصائية . حيث تبين من النتائج أن الشبكات العصبونية هي أفضل طريقة في إظهار أفضل السبل لإعتماد نتائجها في رفع مستوى البحوث العلمية والإرتقاء بها.

قارن الباحثان صليوا ومطر (2019) بين الطريقة الإحصائية للمتسلسلات الزمنية المتمثلة بمنهجية (بوكس جنكنز) باستخدام معيار متوسط مربعات الأخطاء (MSE)، وبعض الشبكات العصبية الاصطناعية التي اختلفت فيما بينها من حيث وجود التغذية المتكررة في هيكلتها من عدمه، وذلك بالتطبيق على بيانات المعدلات الشهرية لدرجات الحرارة العظمى لمدينة الموصل في العراق للأعوام (1983-2009) التي بلغ عددها 324 مشاهدة، بينت نتائج التنبؤ أن أداء الشبكات العصبية أفضل من أداء منهجية (بوكس جنكنز).

تناول الباحثان حسن وريحيم (2020) عرضاً لنماذج الشبكة العصبية الاصطناعية في نماذج التنبؤ لبيانات الإنتاج الزراعي للحنطة في العراق وذلك باستخدام الصيغة (1-2-2) والتي تمثل طبقة إدخال واحدة تحتوي على متغيرين توضيحيين بالإضافة إلى الحد المطلق. وطبقة مخفية واحدة تحتوي عقدتان وكل عقدة تسلك سلوك الدالة اللوجستية أما طبقة الإخراج فتحتوي على عقدة واحدة متمثلة بالمتغير المعتمد (الاستجابة) وتسلك سلوك الدالة الخطية. وقد أظهرت الدراسة كفاءة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في بناء نماذج التنبؤ لظاهرة إنتاج الحنطة في العراق وإن أغلب الإنتاج بالرغم من قلته ناتج عن تأثير كبير المساحة المزروعة.

المشكلة البحثية:

تستخدم نماذج السلاسل الزمنية عادة في التنبؤ بقيم متغير ما؛ إذا كان المتغير المراد دراسته غير معروفة محدداته ، ولا العوامل التي تؤثر فيه، خاصة إن الإنتاج الزراعي يخضع لتأثير عوامل كثيرة لا نستطيع معرفة تأثيرها كالعوامل الطبيعية وغيرها، كما يشهد القطاع الزراعي تطورات اقتصادية عميقة وسريعة، تتطلب من صانعي السياسة الاقتصادية الزراعية رسم خطط مستقبلية تتناسب مع هذه التطورات وخاصة وإن استخدام الأساليب التقليدية في التنبؤ بين أنه يعطي نتائج غير دقيقة، لذلك إن استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية في هذا المجال يعطي دقة عالية في التنبؤ بالمتغيرات شديدة التعقيد كالإنتاج الزراعي.

أهمية البحث وأهدافه:

إن بناء نموذج للتنبؤ بالإنتاج الزراعي لمحصول القمح يحقق الكثير من المنافع الاقتصادية للدولة؛ حيث أنه يساعد على رسم الخطط المستقبلية المتعلقة بالإنتاج كالمساحات المزروعة والتقنيات المستخدمة في الزراعة من مستلزمات الإنتاج والآلات وغيرها، كم إن التحليل الإحصائي المعتمد على نماذج حديثة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية كنماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية يجعل النموذج المستخدم أكثر دقة مقارنة مع النماذج التقليدية، وبناء عليه فقد هدف البحث إلى:

1- المفاضلة بين نمودجي الانحدار المتعدد ونمودج الشبكة العصبونية من حيث القدرة التنبؤية بإنتاج محصول القمح في سورية باستخدام بعض المعايير الإحصائية كمتوسط مربعات أخطاء النموذج المقدر ومتوسط الفروق بين القيم الحقيقية والقيم المتوقعة لكل نموذج.

2- التنبؤ بإنتاج محصول القمح في سورية خلال الفترة (2023-2030).

طرائق البحث و موادہ:

أولاً- فرضيات البحث:

- تشغل المساحة المزروعة الأهمية النسبية الأكبر من حيث التأثير في كمية الإنتاج من محصول القمح خلال الفترة المدروسة
- يتفوق نموذج الشبكة العصبونية على نموذج الانحدار المتعدد من حيث القدرة التنبؤية بإنتاج محصول القمح في سورية.

ثانياً- متغيرات البحث:

المتغيرات المستقلة: المساحة المزروعة بالقمح (هكتار)، معدل هطول الأمطار (مم)، متوسط درجات الحرارة (درجة مئوية).

المتغير التابع: الإنتاج (طن).

ثالثاً- الحدود الزمانية والمكانية ومصادر البيانات:

تم جمع البيانات الخاصة بإنتاج سورية والمساحات المزروعة ب محصول القمح خلال الفترة (1990-2020) بالاعتماد على إحصائيات منظمة الأغذية والزراعة العالمية (FAO)، بالإضافة إلى جمع البيانات عن معدل هطول الأمطار ومتوسط درجات الحرارة في منطقة الجزيرة السورية وهي المنطقة التي يتركز فيها زراعة المحصول في سورية خلال الفترة المذكورة من مديرية الأرصاد الجوية.

رابعاً- منهجية البحث:

أستخدم في هذا البحث المنهج الإحصائي الوصفي، والمنهج التحليلي القياسي.

أولاً: المنهج الإحصائي الوصفي:

تم استخدام هذا المنهج لوصف بيانات السلسلة الزمنية من خلال عرضها وتلخيصها بطرق إحصائية كالجداول والأشكال البيانية وبعض المقاييس الوصفية كمقاييس النزعة المركزية ومقاييس التشتت وذلك من أجل معرفة التفاصيل المتعلقة بهذه البيانات مثل اتجاهات التزايد أو التناقص أو الثبات في البيانات، ومعرفة طبيعة التغيرات التي تؤثر في السلسلة.

ثانياً: المنهج التحليلي القياسي:

تم استخدام أساليب إحصائية لبناء نماذج الانحدار المتعدد ونماذج الشبكات العصبونية والمقارنة بينهما ، بالاستعانة ببعض البرامج الإحصائية (SPSS20,Exel)، تم استخدام الانحدار المتعدد التدريجي بطريقة (stepwise) لتقدير معادلة الانحدار المطلوبة،(بسبب أفضلية هذه الطريقة باختيار المتغيرات الأكثر أهمية وتضمينها ضمن النموذج).

والمعادلة التالية تعبر عن نموذج الانحدار المرغوب تحديده:

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + u$$

حيث :

Y: المتغير التابع (كمية إنتاج القمح).

X1: سنة الإنتاج.

X2: متوسط هطول الأمطار خلال سنة الإنتاج.

X3: متوسط درجات الحرارة خلال سنة الإنتاج.

X4: متوسط المساحة المزروعة خلال سنة الإنتاج.

U: المتغير العشوائي، b_0, b_i معالم النموذج الواجب تقديرها.

أما بالنسبة لبناء النموذج باستخدام الشبكات العصبونية فقد تم العمل على الشبكة (Perceptron Network) متعددة الطبقات لملائمتها لطبيعة البيانات التي سيتم جمعها؛ وتتكون هذه الشبكة من طبقة المدخلات وطبقة واحدة أو طبقتين من طبقة المعالجة بحيث لا تزيد طبقة المعالجة، عن طبقتين، بالإضافة إلى إنه يتم ضبط الأوزان لطبقة واحدة فقط من طبقات الوصلات البينية التي تربط بين الطبقات السابقة، لتبقى الطبقة الأخرى (إن وجدت) ثابتة الأوزان، والفكرة التي تعمل وفقها هذه الشبكة أو كيفية تعليم هذه الشبكات العصبونية تتلخص في تتبع مرحلتين:

1- مرحلة التعليم

2- مرحلة الاختبار

أولاً: مرحلة التعليم :

هي المرحلة التي يتم فيها ضبط أوزان الوصلات البينية حتى تصل إلى أوزان قادرة على إعطاء إجابات صحيحة، ويتم ذلك عن طريق قيام وحدات المعالجة بثلاث عمليات رئيسية :

1-عملية جمع الأوزان Weighted Sum :

تقوم كل وحدة معالجة بعملية الجمع لكل وزن مدخل لها (البيانات التي سنقوم بإدخالها) و الملحق بالوصلة البينية التي تربط بينها وبين الوحدة الموجودة في الطبقة التي تسبقها، مضروباً في القيمة الخارجة من تلك الوحدة، وهو على الصيغة: $w = ij$

حيث w هو الوزن الملحق بالوصلة البينية التي تربط وحدة المعالجة j بالوحدة i الموجودة في الطبقة التي تسبقها، و a هي القيمة الخارجة من الوحدة i ، و S_j هي ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة j .

2-عملية التحويل (Transformation) :

تتم هذه العملية في الطبقة الأخيرة من طبقات المعالجة حيث يتم تحويل ناتج عملية الجمع المذكور في العملية السابقة إلى أحد القيم التي يفترض أن تكون ضمن نواتج الشبكة المرغوب بها. فمثلاً لو كانت الشبكة ستتعلم كيف تصنف الأعداد إلى فردي وزوجي، على أن تعطي كل عدد فردي القيمة 0 و كل عدد زوجي القيمة 1، فإن قيمة S_j وهو ناتج عملية الجمع لن يعطي القيمة 0 أو 1 غالباً، لذا لا بد من تحويل هذا الناتج إلى إحدى هاتين القيمتين، وذلك عن طريق قاعدة التحويل والتي يحددها المبرمج. فمثلاً تكون القاعدة كالتالي :

$$x_j = 1 \text{ then } \text{ If } S_j > 0$$

$$x_j = 0 \text{ Then } \text{ If } S_j \leq 0$$

حيث X_j هي القيمة الخارجة من وحدة المعالجة j .

3-عملية ضبط أوزان الشبكة (weights adjustment) :

بعد إتمام عملية التحويل يتم مقارنة الناتج الذي تعطيه الشبكة مع الناتج الصحيح الذي يفترض أن تعطيه الشبكة، وذلك عن طريقة طرح الناتج الهدف (الصحيح) من ناتج الشبكة، فإذا كان ناتج الطرح مساوياً للصفر فهذا يعني أن الشبكة أخرجت ناتجاً صحيحاً، أما إن كان غير ذلك فالشبكة تحتاج لضبط أوزانها، وذلك من خلال قاعدة التعليم (learning rule) التالية:

$$w_{ji} \text{ new} = w_{ji} \text{ old} + c (t_j - x_j) a_i$$

حيث:

- $w_{j \text{ new}}$ هي قيمة الوزن الجديد الملحق بالوصلة البينية بين الوحدة j والوحدة i .

- و $w_{j \text{ old}}$ هي قيمة الوزن القديم الملحق بالوصلة البينية بين الوحدة j والوحدة i .

- و C هو معدل التعلم (learning rate) وهي قيمة ثابتة عادة ما تكون قيمة أقل من 1 .
- و t_j هي القيمة الهدف للشبكة . و X_j هي القيمة التي أنتجتها الشبكة . و a_i هي المخرج من الوحدة i .
- ثانياً: مرحلة الاختبار:
- اختبار الشبكة مشابه تماماً لعملية التعليم إلا أن الشبكة في هذه المرحلة لاتضبط أوزانها، وإنما فقط تقوم بعملية الجمع والتحويل ومقارنة الناتج الذي تنتجه الشبكة بالناتج الهدف.

النتائج والمناقشة:

أولاً- بناء النموذج التنبؤي بإنتاج محصول القمح في سورية باستخدام نموذج الانحدار المتعدد:

تم استخدام كمية الإنتاج كمتغير تابع و (سنة الإنتاج، المساحة المزروعة، متوسط الهطول المطري السنوي، متوسط الحرارة السنوية) كمتغيرات مستقلة كم تم استخدام الانحدار المتعدد التدريجي بطريقة (step wise) لإيجاد العلاقة الرياضية بين المتغيرات حيث تم أخذ سلسلة زمنية للمتغيرات السابقة (1990-2020) بالاعتماد على إحصائيات منظمة الأغذية والزراعة العالمية ومديرية الأرصاد الجوية خلال الفترة المذكورة، كما هو موضح بالجدول (1).

الجدول (1) المساحة المزروعة، الإنتاج من القمح، متوسط الحرارة السنوية، متوسط الهطول المطري السنوي في الجزيرة السورية خلال الفترة (2000-2020).

العام	المساحة (هكتار)	الإنتاج (طن)	درجة الحرارة (درجة مئوية)	معدل الهطول المطري (مم)
1990	1341000	2070000	13.10	4.06
1991	1269000	2140000	13.60	5.08
1992	1381000	3046000	10.20	.25
1993	1385134	3626491	10.20	6.10
1994	1553365	3702985	13.90	86.61
1995	1643609	4184144	12.70	16.00
1996	1619188	4080357	12.60	20.61
1997	1760799	3031090	10.50	18.30
1998	1721412	4111625	13.50	6.10
1999	1603020	2691504	13.30	2.03
2000	1678797	3105489	13.20	10.67
2001	1683780	4744623	17.10	4.31
2002	1679350	4775440	21.00	5.08
2003	1796020	4912993	13.80	1.53
2004	1831226	4537459	14.69	.00
2005	1903830	4668750	14.69	.00
2006	1787000	4932000	14.69	.00
2007	1667730	4041100	16.50	.51
2008	1485900	2139300	20.10	2.28
2009	1437387	3701784	15.30	10.16
2010	1599100	3083100	16.80	14.99
2011	1521038	3858331	15.00	5.57
2012	1602814	3609096	11.80	14.22
2013	1374077	3182111	15.50	.00
2014	1287886	2024332	14.69	.00

2015	1144806	2677156	14.69	.00
2016	1137578	1626588	14.69	.00
2017	1169911	1850740	20.80	.00
2018	1096818	1222988	20.90	3.05
2019	1345607	3085097	11.10	28.20
2020	1350538	2848472	14.69	11.88

المصدر: منظمة الأغذية والزراعة العالمية (FAO)، مديرية الأرصاد الجوية.

تم حساب مقاييس التحليل الوصفي للمتغيرات المدروسة كالتوسط الحسابي والانحراف المعياري ومعامل الاختلاف لمعرفة أهم التغيرات الحاصلة عليها خلال الفترة المدروسة كما هو موضح بالجدول (2).

الجدول (2) التحليل الوصفي للمتغيرات خلال الفترة المدروسة.

المتغير	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	معامل الاختلاف %
الإنتاج (طن)	3332617.58	1042892.17	31.29
المساحة المزروعة(هكتار)	1511571.61	223383.87	14.78
درجة الحرارة(درجة مئوية)	14.68	2.93	19.95
الهطل المطري(مم)	8.81	16.06	182.21

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام البرنامج الإحصائي spss.

تشير نتائج الجدول رقم (2) متوسط إنتاج القمح في سورية خلال الفترة المدروسة بلغ 3332617.58 طن بانحراف معياري 1042892.17 طن وهي قيمة مرتفعة نسبياً تشير إلى تباين عالي بسبب تذبذب الإنتاج خلال الفترة المدروسة من سنة لأخرى الناجم عن تغير المساحة المزروعة ومعدل هطول الأمطار ويؤيد ذلك نسبة الاختلاف حيث بلغت 31.29% . كما بلغ متوسط المساحة المزروعة خلال الفترة المدروسة 1511571.61 هكتار بانحراف معياري 223383.87 هكتار وبنسبة اختلاف 14.78% .

ويبين الجدول متوسط درجات الحرارة 14.68 درجة مئوية والهطول المطري 8.81 مم خلال الفترة المدروسة. كما تم اختبار معنوية نموذج الانحدار الخطي المتعدد باستخدام اختبار F وقياس جودته من خلال معامل التحديد وإجراء اختبار درين واتسن للكشف عن عدم وجود مشكلة الارتباط الذاتي بين المتغيرات، كما هو موضح بالجدول (3).

الجدول (3) المؤشرات الإحصائية للنموذج المقدر.

اختبار درين واتسن	اختبار F		درجات الحرية	متوسط مربعات الخطأ	معامل التحديد	معامل الارتباط
	F	Sig. F				
1.90	64.43	.000	29	3.49	0.679	0.830

المصدر: مخرجات البرنامج spss بالاعتماد على البيانات المدروسة.

يبين الجدول رقم (3) المؤشرات الإحصائية لنموذج الانحدار المقدر حيث تشير قيمة معامل التحديد المعدل 0.67 إلى أن المتغيرات المستقلة تفسر حوالي 67% من التغير في الإنتاج حسب النموذج المقترح، كما بلغت قيمة F الإحصائية 64.43 بمعنوية >0.05 مما يؤكد معنوية النموذج المقترح. كما تشير إحصائية درين واتسن لعدم وجود مشكلة الارتباط الذاتي بين المتغيرات.

تم تقدير معاملات نموذج الانحدار المقدر كما هو موضح بالجدول (4).

الجدول(4) معاملات النموذج المقدر

Model	المعاملات القياسية		T	Sig.	
	B	Std. Error			
2	(الثابت)	2527729.009	737736.461	3.426	.002
	المساحة المزروعة	3.877	0.483	8.027	.000

المصدر: مخرجات البرنامج spss بالاعتماد على البيانات المدروسة.

يشير الجدول(4) إلى قيمة معاملات نموذج الانحدار المقدر واختبار t الموافق ومعنوية كل معامل من خلال قيمة $Sig > 0.05$ ، ويبين الجدول السابق تضمين المتغير (المساحة المزروعة) ضمن النموذج المقدر واستبعاد المتغيرات الأخرى لأنها غير دالة احصائياً، بعد تقدير معاملات النموذج يصبح شكل النموذج:

$$y = 2527729.009 + 3.877 x$$

$$T: \quad (3.42) \quad (8.02)$$

حيث: y: متغير الإنتاج، x: المساحة المزروعة.

يبين النموذج السابق أنه بزيادة المساحة المزروعة بمقدار هكتار واحد يزداد الإنتاج بمقدار 3.877 طن.

ثانياً- بناء النموذج التنبؤي بإنتاج محصول القمح في سورية باستخدام نموذج الشبكة العصبونية متعددة الطبقات (MLP):

تم استخدام الوحدة النمطية متعددة الطبقات (Perceptron MLP) باستخدام البرمجية الإحصائية (IBM SPSS 20) لبناء نموذج الشبكة العصبونية واختبار دقتها، حيث تم استخدام بيانات 23 سنة في مرحلة

التدريب بنسبة (74.2) %، و 8 سنوات لمرحلة الاختبار بنسبة (25.8) % كما هو موضح في الجدول (5).

الجدول(5) ملخص عملية المعالجة في الشبكة العصبونية.

Case Processing Summary			
		N	Percent
Sample	Training	23	74.2%
	Testing	8	25.8%
Valid		31	100.0%
Excluded		0	
Total		31	

المصدر: مخرجات الشبكة العصبونية باستخدام برنامج spss.

يبين الجدول(6) معلومات حول الشبكة العصبونية عدد الوحدات في طبقة الإدخال هو عدد المتغيرات المستقلة (سنة الإنتاج، المساحة المزروعة، متوسط درجات الحرارة، الهطول المطري) بالإضافة إلى إجمالي عدد مستويات العوامل؛ يتم إنشاء وحدة منفصلة لكل فئة من مستويات التعليم ولا تعتبر أي من الفئات وحدات "زائدة عن الحاجة" كما هو معتاد في العديد من إجراءات النمذجة، بالمثل، تم اختيار وحدة واحدة في الطبقة المخفية وكذلك وحدة واحدة في طبقة المخرجات.

تم استخدام الدالة (Hyperbolic) (الظل الزائدي) كدالة تنشيط في الطبقة المخفية تعود تسميتها بالزائدية لأنها دوال مشتقة من دالة القطع الزائد ولأن لها خواص شبيهة جدا بالدوال المثلثية والتي تعطى بالعلاقة التالية:

$$\gamma(c) = \tanh(c) = \frac{e^c - e^{-c}}{e^c + e^{-c}} + \text{Bias}$$

حيث y: المتغير التابع، c: المتغيرات المستقلة، Bias: معلمة الانحياز

الجدول (6). معلومات حول الشبكة العصبونية المتعددة الطبقات:

Network Information			
Input Layer	Covariates	1	سنة الإنتاج
		2	المساحة
		3	الحرارة
		4	الهطول
	Number of Unitsa		4
Rescaling Method for Covariates		Standardized	
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1a		3
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	الإنتاج
	Number of Units		1
	Rescaling Method for Scale Dependents		Standardized
	Activation Function		Identity
	Error Function		Sum of Squares

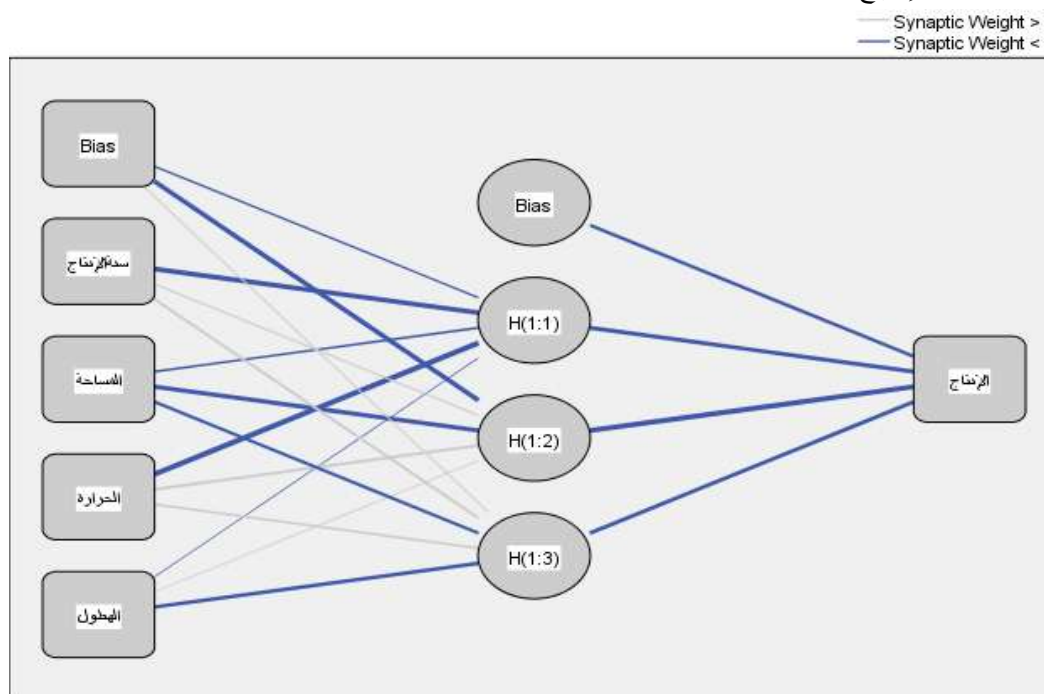
a. Excluding the bias unit

المصدر: مخرجات الشبكة العصبونية باستخدام برنامج spss.

كما تم استخدام الدالة (Identity) (الدالة المحايدة أو الدالة المتطابقة) في طبقة المخرجات وهي دالة يرتبط فيها كل عنصر بنفسه، أو يكون المجال والمجال المقابل هما نفس المجموعة. والتي تعطى بالعلاقة التالية :

$$y(c) = c + \text{Bias}$$

يبين المخطط (1) الهندسة المعمارية للشبكة العصبونية وهي عبارة عن شبكة ثلاثية الطبقات من العقد المترابطة: طبقة الإدخال ، وطبقة خفية ، وطبقة الإخراج.

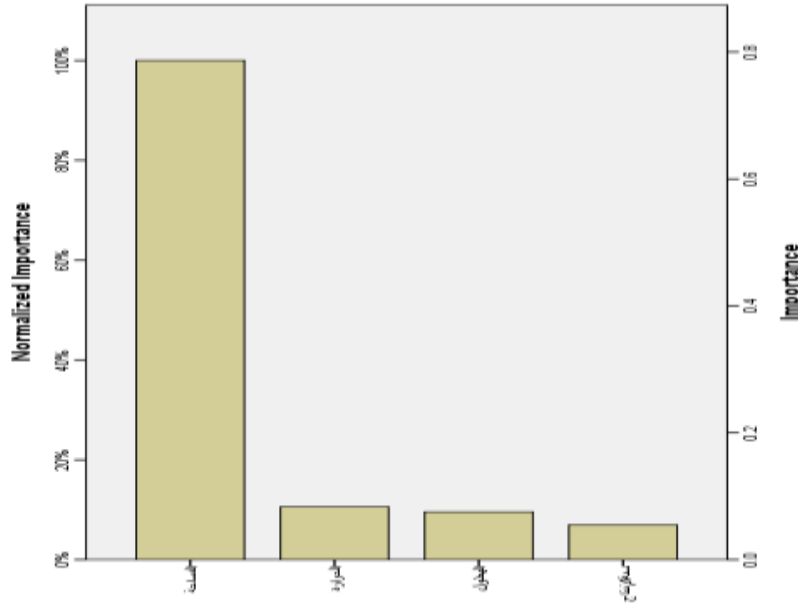


Hidden layer activation function: Hyperbolic tangent

Output layer activation function: Identity

المخطط (1) معمارية الشبكة العصبونية متعددة الطبقات (Perceptron MLP)

يبين المخطط أن العقد بين طبقات المدخلات والمخرجات تشكل واحدة أو أكثر من طبقة خفية. كل خلية عصبية في طبقة واحدة لها صلة بكل خلية عصبية أخرى في الطبقة التالية، لكن الخلايا العصبونية التي تنتمي إلى نفس الطبقة ليس لها صلات بينها. طبقة المدخلات تتلقى المعلومات من بيانات السلسلة الزمنية، طبقة مخفية تعالج المعلومات وتنتج طبقة الإخراج وتتوقع قيمًا مستمرة. القيم من طبقة الإدخال التي تدخل العقدة المخفية، يتم ضربها بالأوزان، وهي مجموعة الأرقام المحددة مسبقًا ثم يتم إضافة قيم الإنتاج لإنتاج رقم واحد. يتم تمرير هذا الرقم كوسيط لدالة رياضية غير خطية (وظيفة التنشيط) حيث تم استخدام الدالة (Hyperbolic) كدالة تنشيط في الطبقة المخفية، كما تم استخدام الدالة (Identity) في طبقة المخرجات كما هو موضح في الشكل. كما يوضح المخطط (2) الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة حسب نموذج الشبكة العصبونية المستخدم.



المخطط (2) الأهمية النسبية للمتغيرات المؤثرة في إنتاج القمح في سورية حسب نموذج الشبكة العصبونية. تظهر نتائج المخطط أن المساحة المزروعة شغلت الأهمية النسبية الأكبر من حيث التأثير في إنتاج محصول القمح في سورية مما يدعونا لقبول فرضية البحث الأولى، تلتها الحرارة، والهطول المطري، كما هو موضح بالشكل.

يوضح الجدول (7) ملخص عمليتي التدريب والاختبار في الشبكة ومجموع مربعات الخطأ لكل مرحلة.

الجدول (7) ملخص نموذج الشبكة العصبونية المستخدمة

Model Summary		
Training	Sum of Squares Error	2.378
	Relative Error	0.382
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error
	Training Time	0:00:00.00
Testing	Sum of Squares Error	0.328
	Relative Error	0.098
Dependent Variable: الإنتاج		
a. Error computations are based on the testing sample.		

المصدر: مخرجات الشبكة العصبونية باستخدام برنامج spss.

يبين الجدول (7) ، معلومات تتعلق بنتائج التدريب والاختبار. ويرد خطأ عبر الشبكة لكل من التدريب واختبار العينة بما أن وظيفة الخطأ التي تقللها الشبكة خلال مرحلة التدريب. حيث بلغ مجموع مربعات الخطأ في مرحلة التدريب (2.378) يشير هذا الخطأ إلى قدرة النموذج على التنبؤ بالإنتاج. خطأ الشبكة أقل بالنسبة لعينة الاختبار مقارنة بمجموعة بيانات التدريب (0.328) ، وهذا يعني أن نموذج الشبكة تم تجهيزه جيداً بمرحلة الاختبار.

ثالثاً- المفاضلة بين النماذج التنبؤية بإنتاج القمح في سورية:

1- المفاضلة من حيث معدلات مربعات الأخطاء:

تمت المفاضلة بين النماذج التنبؤية (نموذج الانحدار المتعدد ونماذج (ARIMA) ونماذج الشبكة العصبونية متعددة الطبقات (MLP) باستخدام معيار معدل مربعات الأخطاء لكل نموذج كما هو موضح بالجدول (8):

الجدول (8) المقارنة بين معدلات مربعات أخطاء البواقي للنماذج التنبؤية

المعيار	نموذج الانحدار المتعدد	نموذج الشبكة العصبونية
معدلات مربعات أخطاء البواقي	3.49	0.32

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج SPSS20

أظهر نموذج الشبكة العصبونية تفوقاً ملحوظاً من حيث الدقة التنبؤية مقارنة بنموذج الانحدار حيث بلغ معدل خطأ التقدير (0.32) مقابل (3.49) لنموذج الانحدار كما هو مبين في الجدول (8).

2- المفاضلة من حيث معدل الفروق بين القيم الحقيقية والقيم التنبؤية:

يبين الجدول (9) معدل الفروق بين القيم الحقيقية والقيم التنبؤية للإنتاج (بالقيمة المطلقة) باستخدام النموذجين.

الجدول (9) القيم الحقيقية والتنبؤية لإنتاج القمح في سورية باستخدام نموذجي الانحدار والشبكة العصبونية.

العام	القيم الحقيقية للإنتاج	القيم التنبؤية وفق نموذج الانحدار	القيم التنبؤية وفق نموذج الشبكة	الفرق بين القيم الحقيقية والتنبؤية باستخدام الانحدار	الفرق بين القيم الحقيقية والتنبؤية باستخدام الشبكة
1990	2070000	134356.99	2477043	1935643	407043
1991	2140000	158084.69	1902391	1981915	237609
1992	3046000	123457.98	2890864	2922542	155136
1993	3626491	122450.10	3023640	3504041	602851
1994	3702985	108038.38	3688791	3594947	14194
1995	4184144	123821.10	3570770	4060323	613374
1996	4080357	118179.63	3581460	3962177	498897
1997	3031090	160481.58	3632221	2870608	601131
1998	4111625	146753.14	3730921	3964872	380704
1999	2691504	114959.32	3316799	2576545	625295
2000	3105489	133372.12	3735877	2972117	630388
2001	4744623	134843.16	4479623	4609780	265000
2002	4775440	133534.03	3829640	4641906	945800
2003	4912993	173606.01	4315055	4739387	597938
2004	4537459	187350.68	4689719	4350108	152260
2005	4668750	217157.90	4871432	4451592	202682
2006	4932000	170179.33	4616232	4761821	315768
2007	4041100	130204.72	4213238	3910895	172138
2008	2139300	106857.72	2541016	2032442	401716
2009	3701784	112020.60	3388366	3589763	313418
2010	3083100	114245.28	4137189	2968855	1054089
2011	3858331	106234.38	3775952	3752097	82379
2012	3609096	114921.13	3940528	3494175	331432
2013	3182111	125198.98	2809815	3056912	372296
2014	2024332	151448.48	2435080	1872884	410748
2015	2677156	206503.84	1815101	2470652	862055
2016	1626588	209506.13	1803780	1417082	177192
2017	1850740	196201.66	1615515	1654538	235225
2018	1222988	226698.80	1594526	996289.2	371538
2019	3085097	133004.25	3242740	2952093	157643
2020	2848472	131582.66	2725439	2716889	123033
		متوسط الفروق		3186642	397128.1

المصدر: مخرجات البرنامج spss بالاعتماد على البيانات المدروسة.

بلغ معدل الفروق بين القيم الحقيقية والتنبؤية باستخدام نموذج الشبكة العصبونية خلال الفترة المدروسة (1990-2020) (397128.1) طن وهو أقل بكثير من معدل الفروق بين القيم الحقيقية والتنبؤية باستخدام نموذج الانحدار (3186642)، مما يظهر تفوق نموذج الشبكة على نموذج الانحدار وهذا ما يدعونا لقبول الفرضية الثانية.

رابعاً- نتائج التنبؤ باستخدام الشبكة العصبونية:

تم استخدام نموذج الشبكة العصبونية في التنبؤ بالإنتاج بعد إثبات تفوقها على نموذج الانحدار خلال الفترة (2023-2030)، كما هو موضح بالجدول (10).

الجدول (10). نتائج التنبؤ بإنتاج محصول القمح في محافظة اللاذقية خلال الفترة (2021-2030) باستخدام نموذج الشبكة العصبونية

معدل التغير السنوي (%)	القيم التنبؤية (طن) بإنتاج محصول القمح باستخدام نموذج الشبكة العصبونية	العام
-	2725439	2020
-17.76	2241288	2021
-17.21	2256260	2022
-16.65	2271569	2023
-16.09	2286936	2024
-15.53	2302275	2025
-14.97	2317453	2026
-14.42	2332498	2027
-13.87	2347415	2028
-13.33	2362257	2029
-12.79	2376958	2030
-15.26	2347304.36	المتوسط الحسابي

المصدر: إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات البرنامج spss.

أظهرت نتائج التنبؤ أن إنتاج القمح سينخفض عام (2023) إلى 2271569 طن مقارنة مع العام (2020) ليرتفع عام (2024) إلى 2286936 طن بمعدل تغير سنوي -16.09 %، ويستمر بالإرتفاع ولكن بمعدل تغير سنوي متناقص حتى عام (2030) بمعدل تغير سنوي (-12.79) %.

الاستنتاجات والتوصيات:

الاستنتاجات:

- 1- بينت نتائج البحث وجود تغير كبير في إنتاج محصول القمح في سورية خلال الفترة (1990-2020)، وذلك بسبب تذبذب المساحة المزروعة ومعدل هطول الأمطار خلال الفترة المدروسة.
- 2- شغلت المساحة المزروعة الأهمية النسبية الأكبر من حيث التأثير في إنتاج محصول القمح حسب نموذج الشبكة العصبونية، تلتها الحرارة، ومعدل هطول الأمطار.
- 3- تفوق نموذج الشبكة العصبونية على نموذج الانحدار من حيث الدقة التنبؤية بإنتاج محصول القمح في سورية باستخدام معيار معدل مربعات الأخطاء للنموذج المقدر ومعيار معدل الفروق بين القيم الحقيقية والقيم المتوقعة.
- 4- أظهرت نتائج التنبؤ باستخدام نموذج الشبكة أن إنتاج القمح من محصول القمح سيرتفع خلال الفترة (2023-2030) ولكن بمعدل تغير سنوي متناقص.
- 5- إن تقنية (الشبكة العصبونية) هي أكثر الطرق الإحصائية دقة حيث بإمكانها التعامل مع أي نمط من أنماط البيانات وبالتالي اكتشاف نموذج ملائم للبيانات مع تقليل الخطأ إلى أدنى حد ممكن.

التوصيات:

- 1- البحث عن الطرق المناسبة لزيادة الإنتاج الزراعي من محصول القمح عن طريق الاعتماد على التوسع الرأسي ، والتوسع الأفقي بزيادة المساحة المزروعة ثانياً، كون المساحة المزروعة من أكثر العوامل تأثيراً بالإنتاج حسب النتائج التي توصل إليها البحث.
- 2- عند استخدام نماذج (الشبكات العصبونية) للتنبؤ بالإنتاج الزراعي للمحاصيل الزراعية يوصى باستخدام بيانات سلسلة زمنية طويلة نسبياً لا تقل عن 20 سنة للحصول على دقة تنبؤية عالية.
- 3- يوصى باستخدام طريقة الشبكات العصبونية للتنبؤ بالإنتاج الزراعي بسبب قدرتها التنبؤية المرتفعة مقارنة بطرق التنبؤ الأخرى كطريقة الانحدار.

References:

- أحمد منوفلي موسى علي وآخرون "دراسة مقارنة للتنبؤ بإنتاج الصمغ العربي باستخدام نموذجي تحليل الانحدار والشبكات العصبونية الاصطناعية" مجلة جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، (2017).
- Ahmed Manoufly Musa Ali et al. "A comparative study to predict the production of gum arabic using regression analysis models and artificial neural networks" Sudan University of Science and Technology Journal, (2017).
- حسن رعد فاضل ورحيم عدي طه " بناء نماذج تنقيب البيانات الإحصائية لإنتاج الحنطة في العراق" مجلة القادسية للعلوم الإدارية والإقتصادية، العراق، (2020)، المجلد 13، العدد 4 الصفحات 97-108.
- Hassan Raad Fadel and Rahim Uday Taha, "Building Models for Exploring Statistical Data for Wheat Production in Iraq," Al-Qadisiyah Journal of Administrative and Economic Sciences, Iraq, (2020), Volume 13, Issue 4, pages 97-108.
- صليوا رهاد ومطر ظافر " مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبونية الاصطناعية ومنهجية بوكس جنكيز" المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (28) (2019)، الصفحات (51-76).
- Saliwa Rahad and Matar Zafer, "Comparison of prediction performance between some artificial neural networks and the Box-Jenkins methodology," Iraqi Journal of Statistical Sciences (28) (2019), pages (51-76).
- فاطيمة بواذر " استخدام أسلوب الشبكات العصبونية الاصطناعية للتنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الجزائرية"، (جامعة ابن خلدون، تيارت/ الجزائر) (2013).
- Fatima Baadir, "Using the method of artificial neural networks to predict the volume of sales in the Algerian enterprise", (Ibn Khaldoun University, Tiaret / Algeria) (2013).
- الوردي هاشم، (أساليب التنبؤ الإحصائي طرق وتطبيقات)، كلية الإدارة والاقتصاد ، جامعة البصرة، (2005) ص (56).
- Al-Wardi Hashem, (Statistical Forecasting Methods, Methods and Applications), College of Administration and Economics, University of Basra, (2005), p. (56).
- John Wiley, Sons "Introduction to Time Series Analysis and Forecasting using neural net work " , Technical University of Denmark(2008).
- Leonldas Anastasakis , &Neil Mort "Network-based of the USD / GBP exchange rate the Utilization of data compression Techniques For input imension Reduction "University of Sheffield , SI 3JD , U.K , (2000) p.1
- Vinod.H.D."Time series analysis". Economic Fordham University, Bronx New york,USA(1999).