

دراسة مقارنة بين سلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية و ARIMA للتنبؤ بعدد سكان العراق

د.راميا الجبيلي

كلية الاقتصاد - قسم الإحصاء و البرمجة

جامعة تشرين- ،سوريا

aljubayliramia@yahoo.com

المستخلص: تلعب الأساليب الإحصائية دوراً هاماً في بناء النماذج التي من شأنها التنبؤ بحجم السكان وبالتالي تساعد في وضع الخطط التنموية الاقتصادية والاجتماعية. تهدف هذه الدراسة إلى إجراء مقارنة بين سلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية و ARIMA للتنبؤ بالقيم المستقبلية لعدد سكان العراق وذلك بالاعتماد على بيانات عدد السكان للفترة 1977-2007.

من خلال المقارنة بين هذه النماذج باستخدام مقاييس دقة التنبؤ MAE, RMSE تم التوصل إلى أن نموذج ARIMA (1,1,1) هو الأنسب بين هذه النماذج، حيث تم الاعتماد عليه للتنبؤ بعدد سكان العراق حتى عام 2030.

الكلمات المفتاحية: سلاسل ماركوف، الشبكات العصبية الاصطناعية، ARIMA.

A Comparison of the Markov Chains, Artificial Neural Networks, and ARIMA for Forecasting of Iraq's Population

Dr. Ramya Al-Jubaili

Tishreen University / College of Economics / Department of Statistics and Programming/ Syria

Abstract:

Statistical methods play an important role in building models that predict the size of the population and thus they help in setting economic and social development plans.

This study aims to compare between Markov chains, artificial neural networks, and ARIMA to predict the population of Iraq, based on the data of the population of Iraq for the period 1977-2007.

By comparing these models using the criteria of MAE and RMSE, it was concluded that the ARIMA model (1,1,1) is the best model to get on accurate predictions. based on this model, The population of Iraq were predicted until 2030.

Keywords: Markov chains, Artificial neural networks, ARIMA.

المقدمة:

تعد دراسة عدد السكان والتنبؤ بقيمها المستقبلية من المواضيع الهامة التي تلعب دوراً كبيراً في المجالات الاجتماعية والاقتصادية والصحية والتعليمية... حيث تعتبر القيم التنبؤية لعدد السكان إحدى المعلومات المهمة التي تبنى عليها الخطط والبرامج التنموية والاقتصادية. ومن هنا يظهر الدور الهام للأساليب الإحصائية والذكاء الاصطناعي في التنبؤ بالقيم المستقبلية. يعد أسلوب بوكس جينكز وسلاسل ماركوف من الأساليب الإحصائية المستخدمة لغرض التنبؤ وذلك بالاعتماد على سلسلة زمنية للظاهرة المدروسة، كما يعتبر أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية أيضاً من الأساليب المهمة في مجال الذكاء الاصطناعي والتي تُستخدم لغرض التنبؤ.

يتناول البحث دراسة عدد سكان العراق خلال الفترة (1977-2007) باستخدام أسلوب بوكس جينكز وسلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية والمفاضلة بينهم لاختيار الأسلوب الأفضل بغرض التنبؤ بعدد سكان العراق للفترة (2008-2030).

1. منهجية الدراسة

1.1 مشكلة البحث: إن اعتماد صناع القرار على القيم التنبؤية لعدد السكان في وضع خططهم المستقبلية يلعب دوراً كبيراً في تفادي المشكلات التنموية الاجتماعية والاقتصادية الناتجة عن سوء التخطيط ورفع المستوى المعيشي والصحي والتعليم للأفراد. انطلاقاً مما سبق ونظراً لتعدد الأساليب المستخدمة في إيجاد القيم التنبؤية من جهة أخرى تكمن مشكلة البحث في التساؤل التالي:

ما هو النموذج الإحصائي الأمثل للتنبؤ بعدد سكان العراق؟

1.2 أهمية البحث وأهدافه: تكمن أهمية البحث من أهمية القيم التنبؤية لعدد السكان المستخلصة من الأسلوب الإحصائي المعتمد و الدور الذي قد تلعبه في دعم السياسات المستقبلية للتنمية الاقتصادية والاجتماعية للحكومة. وبالتالي يهدف البحث إلى:

1. دراسة إمكانية تطبيق كل من أسلوب بوكس جينكز وسلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية على عدد سكان العراق خلال الفترة (1977-2007).
2. المقارنة بين الأساليب المستخدمة لاختيار الأسلوب الأفضل للتنبؤ.
3. التنبؤ بعدد سكان العراق للفترة (2008-2030).

1.3 منهجية البحث: تم استخدام المنهج الوصفي التحليلي الذي يعتمد على وصف البيانات وتحليلها، وتم الاعتماد على كل من أسلوب ARIMA وسلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية في تحليل السلسلة الزمنية لعدد سكان العراق التي تم الحصول عليها من المجموعة الإحصائية العراقية 2013 وتم استخدام برنامج E-Views, Excel, Spss لتحليل السلسلة الزمنية وإيجاد القيم التنبؤية.

1.4 الدراسات السابقة: هناك الكثير من الدراسات التي استخدمت ARIMA وسلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ في مجالات عديدة. سنذكر بعض هذه الدراسات التي تلامس موضوع بحثنا بالإضافة الذي يحققه البحث الحالي:

1. دراسة [13] بعنوان: استخدام سلاسل ماركوف في التنبؤ بسكان الجمهورية اليمنية. تهدف هذه الدراسة إلى التنبؤ بعدد سكان الجمهورية اليمنية مصنفاً حسب النوع وعلى مستوى المحافظات باستخدام أسلوب سلاسل ماركوف خلال المدة (1995 – 2004) بالاعتماد على بيانات متغيرات النمو السكاني (المواليد، الوفيات، الهجرة). كما هدفت الدراسة إلى استخدام أسلوب التحليل العنقودي لتصنيف المحافظات المتجانسة. خلصت الدراسة إلى فاعلية سلاسل ماركوف في التنبؤ بعدد سكان اليمن من خلال توظيفها الثلاث المتغيرات المؤثرة على النمو السكاني مقارنة بالإسقاطات السكانية التي اعتمدت على متغيرين فقط (المواليد و الوفيات).

2. دراسة [24] بعنوان:

The Application of Markov Chain into the Forecast for Population Age Structure in Shanghai.

هدفت الدراسة إلى دراسة التركيب العمري لسكان شنغهاي خلال الفترة 2004-2007 بهدف التنبؤ بالتركيب العمري في المستقبل باستخدام مصفوفة احتمالات الانتقال لسلاسل ماركوف. توصلت الدراسة إلى أن فئة السكان في عمر الشيخوخة تتزايد وسيستمر ذلك لمدة عشر سنوات بدءاً من نهاية فترة الدراسة.

3. دراسة [33] بعنوان:

Use of Artificial Neural Networks for projection of Population of India

هدفت الدراسة إلى تطبيق أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية لدراسة عدد سكان الهند والتنبؤ بالأعداد المستقبلية. وقد توصلت الدراسة إلى إمكانية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بعدد سكان الهند حيث أعطت نتائج أكثر دقة من الأساليب التقليدية المتبعة في التنبؤ.

4. دراسة [10] بعنوان: التنبؤ بعدد سكان العراق باستخدام نماذج بوكس-جنكز لغاية عام 2020.

هدفت الدراسة إلى استخدام نموذج ARIMA والدالة اللوجستية لدراسة التطور الحاصل في عدد سكان العراق خلال الفترة 1977-2007 بهدف الوصول إلى نموذج للتنبؤ بعدد السكان حتى عام 2020. توصلت الدراسة إلى اعتماد نموذج ARIMA (3,1,3) ومن خلال المقارنة بين النموذج المقترح والدالة اللوجستية بينت الدراسة بأن الدالة اللوجستية أكثر دقة في التنبؤ بعدد السكان في العراق.

5. دراسة [2] بعنوان: استخدام منهجية بوكس-جنكز لبناء نموذج قياسي لتنبؤ بعدد المواطنين السوريين.

هدفت الدراسة إلى استخدام نموذج ARIMA لدراسة التطور الحاصل في عدد السكان السوريين خلال الفترة 1970-2010 بهدف الوصول إلى نموذج للتنبؤ بعدد السكان حتى عام 2035. توصلت الدراسة إلى اعتماد نموذج ARIMA(2,1,1) الذي أعطى قدرة أفضل على التنبؤ وذلك من خلال اختبارات الدقة المعتمدة من قبل الباحث.

6. دراسة [31] بعنوان: Prediction of total population in Togo using ARIMA

هدفت الدراسة إلى استخدام نموذج بوكس جنكز للتنبؤ بعدد سكان توغو من خلال دراسة عدد السكان بين عامي 1960-2017. توصلت الدراسة إلى أن النموذج الملائم للتنبؤ بعدد سكان توغو هو ARIMA(3,2,0) وفق اختبار AIC و أن عدد السكان سيستمر بالتزايد إلى أن يصل إلى 14.2 مليون في عام 2050.

7. دراسة [32] بعنوان:

Forecasting the population of Brazil using the Box-Jenkins ARIMA

هدفت الدراسة إلى استخدام نموذج بوكس جنكز للتنبؤ بعدد سكان البرازيل من خلال دراسة عدد السكان بين عامي 1978-2017. وقد توصلت الدراسة إلى أن النموذج الملائم للتنبؤ بعدد سكان البرازيل هو ARIMA(6,2,0) وفق اختبار AIC و أن عدد السكان سيستمر بالتزايد إلى أن يصل إلى 256 مليون شخص في عام 2050.

8. دراسة [19] بعنوان:

The application of ARIMA model in forecasting population data

هدفت الدراسة إلى استخدام نموذج بوكس جنكز للتنبؤ بعدد سكان البرازيل من خلال دراسة عدد السكان بين عامي 1960-2017. وقد توصلت الدراسة إلى أن النموذج الملائم للتنبؤ بعدد سكان مقاطعة تشجيانغ هو ARIMA(1,1,0) و أن عدد السكان سيستمر بالتزايد في الأعوام القادمة.

من خلال الدراسات السابقة نجد بأن معظم الدراسات تناولت كل من الأساليب المتبعة في بحثنا بشكل مفرد. وبالتالي البحث الحالي سيقوم بتطبيق كل من أسلوب ARIMA وسلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية والمقارنة بينها لاختيار الأسلوب الذي يعطي دقة تنبؤية أكبر.

2. الإطار النظري:

2.1 سلاسل ماركوف: تعتبر سلاسل ماركوف من العمليات التصادفية التي تتغير بواسطة الزمن. حيث تعد من الأساليب الإحصائية الحديثة التي تم ابتكارها من قبل العالم السوفييتي MARKOV في مطلع القرن العشرين، و التي تحتل مكانة مهمة في التطبيقات الإحصائية الواقعية لما كان لها من قدرة على التنبؤ بالقيم المستقبلية لنظام.

2.1.1 العمليات العشوائية: هي العمليات التي تتغير مع الزمن بشكل عشوائي. تسمى عائلة المتغيرات العشوائية $\{X(t): t \geq 0\}$ بالعملية العشوائية ذات المعلمة t . مجموع القيم الممكنة للمتغير العشوائي $X(t)$ تسمى بفضاء حالة العملية العشوائية ويرمز له بالرمز S . تسمى مجموعة القيم الممكنة لمعلمة العملية العشوائية بفضاء المعلمة، ويرمز له بالرمز T .

2.1.2 مفهوم سلاسل ماركوف: تسمى العمليات العشوائية التي تتمتع بأن حالتها في المستقبل لا تعتمد على حالاتها في الماضي بشرط معرفة حالتها في الحاضر بعمليات ماركوف. وهي عبارة عن متتابعة من الحالات التي يمكن أن يكون فيها نظام ما عند أي لحظة زمنية t .

2.1.3 التعريف الرياضي لسلسلة ماركوف: تسمى العملية العشوائية $\{X_n: n \in T\}$ سلسلة ماركوف إذا تحققت الشروط الثلاث التالية:

1. فضاء الحالة لهذه العملية يكون منفصل.
2. فضاء المعلمة لهذه العملية يكون منفصل.
3. تحقق هذه العملية خاصية ماركوف:

$$P(X_{n+1} = j | X_n = i, X_{n-1} = i_{n-1}, \dots, X_1 = i_1) = P(X_{n+1} = j | X_n = i)$$

أي أن قيمة المتغير العشوائي X_{n+1} تعتمد فقط على قيمة X_n ولا تتأثر بقيم المتغيرات X_1, X_2, \dots, X_{n-1} .

2.1.4 نموذج توماس فيرينك (Thomas- Fiering) للتنبؤ: إن نموذج Fiering-Thomas هو أحد صور نماذج ماركوف من الدرجة الأولى وهو ذو إمكانية عالية في نمذجة السلاسل الزمنية، و يمكن كتابة علاقة الانحدار الخطي بالمعادلة التالية [3]:

$$q_{ij} = \bar{q}_j + b_j(q_{i-1,j-1} - \bar{q}_{j-1}) + t_{ij}s_j(1 - r_j^2)^{\frac{1}{2}}$$

i : رمز الشهر للسلسلة المولدة و تأخذ القيم من 1 إلى طول السلسلة.

j : رمز الشهر في السلسلة (من كانون الثاني-كانون الأول).

\bar{q}_j : الوسط الحسابي للقيم في الشهر j th (من كانون الثاني-كانون الأول).

b_j : معامل الانحدار للقيم في j th و $(j - 1)$ th و يحسب كالاتي $b_j = \frac{r_j s_j}{s_{j-1}}$

$q_{i-1,j-1}$: القيمة عند الشهر السابق له مباشرة.

\bar{q}_{j-1} : الوسط الحسابي للقيم في الشهر الذي يسبق j th.

s_j : الانحراف المعياري للقيم في الشهر j th (من كانون الثاني-كانون الأول)

t_{ij} : الرقم العشوائي المشتق ويتبع التوزيع الطبيعي المعياري.

r_j : معامل الارتباط الخطي للشهرين j th و $(j - 1)$ th

1 لمزيد من التفاصيل يمكن العودة إلى المرجع [6]

2.1.5 إجراءات بناء نموذج ماركوف [29]:

1. تحديد المقاييس الإحصائية الوصفية ومعالم نموذج ماركوف: المتمثلة ب (الوسط الحسابي، الانحراف المعياري، معامل الالتواء ومعامل الارتباط)
2. التعرف على توزيع البيانات: يجب التحقق من أن السلسلة الزمنية المستخدمة في النموذج تخضع للتوزيع الطبيعي، وفي حال عدم خضوعها يتم تحويل السلسلة الزمنية إلى التوزيع الطبيعي بإتباع إحدى طرق التحويل مثل طريقة box-cox [3].
3. توليد أرقام عشوائية وتحويلها بحيث تخضع للتوزيع الطبيعي المعياري.
4. تطبيق علاقة الانحدار الخطي لنموذج Firing-Thomas.
5. مقاييس دقة التنبؤ: هناك عدد من المقاييس لمعرفة مدى دقة النموذج في التنبؤ بقيم السلسلة الحالية و المستقبلية منها [1]:

• جذر متوسط مربعات الأخطاء (RMSE) ويعطى بالعلاقة التالية: $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$ حيث:

y_t القيم الحقيقية للسلسلة.

\hat{y}_t القيم المقدرة للسلسلة.

n عدد المشاهدات.

• متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE) ويعطى بالعلاقة التالية: $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100$

• متوسط الخطأ المطلق (MAE) ويعطى بالعلاقة التالية: $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$

2.2 مفهوم نماذج بوكس-جينز: تعتمد صياغة نموذج بوكس جينز على أربعة أجزاء هي:

2.2.1 نموذج الانحدار الذاتي AR: يمثل العلاقة بين القيم الحالية و القيم السابقة للسلسلة الزمنية وهو يعطى بالعلاقة التالية:

$$y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + \dots + b_p y_{t-p} + e_t$$

حيث:

y_t القيمة الحالية للسلسلة الزمنية.

$y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ قيم السلسلة الزمنية في فترات سابقة.

$b_0, b_1, b_2, \dots, b_p$ معاملات معادلة الانحدار.

e_t التشويش الأبيض.

2.2.2 نموذج المتوسط المتحرك MA [4]: تمثل السلسلة الزمنية التي يمكن أن نحصل على قيمتها في الزمن من خلال الأخطاء العشوائية في الفترة الحالية والفترات السابقة. وهو يعطى بالعلاقة التالية:

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

حيث أن:

y_t متغير تابع يعبر عن قيمة y عند الزمن t .

μ متوسط المتغير التابع y .

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ معالم النموذج المقدرة.

$\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ الأخطاء للفترات الزمنية السابقة للزمن t .

ε_t الخطأ العشوائي عند الزمن t والذي لم تفسره متغيرات النموذج.

2.2.3 نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (ARMA):

يمكن جمع النموذجين السابقين بنموذج واحد يسمى ARMA من الرتبة (p,q) حيث يمثل p رتبة الانحدار الذاتي، q رتبة المتوسط المتحرك بالتالي يعبر عن القيمة الحالية للسلسلة الزمنية بدلالة القيمة السابقة للسلسلة الزمنية و القيمة الحالية للأخطاء و القيمة السابقة للأخطاء ويعطى بالعلاقة التالية:

$$y_t = b_0 + b_1y_{t-1} + b_2y_{t-2} + \dots + b_p y_{t-p} + e_t + \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

يستخدم هذا النموذج في حالة كون البيانات مستقرة [1].

2.2.4 نماذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA): يتلافى نموذج ARIMA عجز نموذج ARMA في عدم قدرته على معالجة البيانات غير المستقرة. وهو نموذج مركب من نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة، بعد أخذ الفروق المناسبة لجعل السلسلة الزمنية مستقرة ويرمز له بـ ARIMA(p, d, q) حيث أن:

P تشير إلى درجة الانحدار الذاتي.

d تشير إلى عدد الفروق اللازمة عند جعل السلسلة الزمنية مستقرة.

q تشير إلى درجة المتوسطات المتحركة (SHUMWAY,1998).

2.3 مراحل تطبيق نماذج ARIMA

تعد منهجية بوكس – جنكنز من المناهج الحديثة في تحليل السلاسل الزمنية، حيث تم استخدامها لأول مرة من قبل Jenkins-Box في كتابهم الشهير -Series Time Control and Forecasting Analysis- الذي نشر عام 1976. وهي تقوم على عدد من المراحل سنقوم بشرحها بشكل ملخص في الفقرات التالية.

1. مرحلة تهيئة البيانات: يعتبر الشرط الأساسي في تطبيق نماذج أريما السكون في السلسلة الزمنية محل الدراسة، بمعنى عدم تغير خصائص السلسلة عبر الزمن وبالتالي فان متوسطها وتباينها يتسمان بالثبات. لكي تتسم السلسلة الزمنية بثبات متوسطها يجب أن لا تأخذ السلسلة الزمنية اتجاه عام مع الزمن. أما ثبات التباين فيعني عدم ظهور تذبذبات متباينة في شكل السلسلة الزمنية. ويتم معالجة عدم سكون السلسلة بعدة أساليب منها:

- في حالة عدم ثبات المتوسط: يتم استخدام طريقة الفروق لتسكين السلسلة وذلك بطرح قيم السلسلة الزمنية من بعضها البعض في ترتيب زمني محدد [5]. في حالة عدم تسكين السلسلة عند أخذ الفرق الأول يتم أخذ الفرق الثاني والثالث وهكذا ... حتى يتم إزالة أثر الاتجاه العام.
- في حال عدم ثبات التباين: يتم استخدام التحويلة اللوغاريتمية وتحويلة الجذر التربيعي وهما جزء من تحويلات القوى التي تأخذ الشكل التالي [21]:

$$y_i^\lambda = \begin{cases} \frac{y_i^{\lambda-1}}{\lambda} , & \text{if } \lambda \neq 0 \\ \log(y_i) , & \text{if } \lambda = 0 \end{cases}$$

حيث λ تمثل معلمة التحويلة. وهي تساوي $\lambda = 0$ في حالة التحويلة اللوغاريتمية، و $\lambda = 0.5$ في حالة تحويل الجذر التربيعي.

هناك طرق كثيرة لاختبار استقلالية السلسلة الزمنية منها: اختبار دالة الارتباط الذاتي، طريقة الرسم، اختبار ديكي فولر، اختبار فيليب وبيرون).

مرحلة تحديد النموذج: يتم في هذه المرحلة استخدام البيانات للتعرف على الكيفية التي تتولد بها السلسلة الزمنية أي الحصول على معلومات أولية لمعاملات النموذج p,d,q [22]

يتم استخدام دالة الارتباط الذاتي ACF و الارتباط الذاتي الجزئي PACF لتحديد النموذج ودرجته حيث يمكن الاستعانة بالجدول التالي:

الجدول (1): دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي ونماذج ARIMA

النموذج	ACF	PACF
AR(1)	تتنازل هندسياً ابتداءً من P_1	صفريّة بعد Φ_1
AR(2)	تتنازل هندسياً ابتداءً من P_2	صفريّة بعد Φ_2
AR(p)	تتنازل هندسياً ابتداءً من P_p	صفريّة بعد Φ_p
MA(1)	صفريّة بعد P_1	تتنازل بعد Φ_1
MA(2)	صفريّة بعد P_2	تتنازل بعد Φ_2
MA(q)	صفريّة بعد P_q	تتنازل بعد Φ_q
ARMA(1,1)	تتنازل هندسياً ابتداءً من P_1	تتنازل بعد Φ_1
ARMA(p,q)	تتنازل هندسياً ابتداءً من P_p	صفريّة بعد Φ_q
p معامل دالة الارتباط الذاتي Φ معامل دالة الارتباط الذاتي الجزئي.		

2. مرحلة التقدير: بعد تحديد النموذج في المرحلة السابقة يتم تحديد معالمه بناءً على قيم مشاهدات السلسلة الزمنية باستخدام إحدى الطرق التالية [9]:
- طريقة العزوم والتي تعتمد على الارتباط الذاتي للنموذج.
 - طريقة دالة الإمكان الأكبر وتعتمد على تعظيم الدالة لجعل مربعات الأخطاء أقل ما يمكن.
 - طريقة المربعات الصغرى غير الخطية تقوم هذه الطريقة على مبدأ تقليص مجموع مربعات خطأ التقدير.
 - في هذه المرحلة ، يتم تقدير عدة نماذج متقاربة يتم المقارنة بينها من خلال بعض المقاييس منها مجموع مربعات البواقي.
3. مرحلة التشخيص: يتم في هذه المرحلة قبول أو استبدال النموذج الذي تم اعتماده في المرحلة السابقة وذلك بناءً على عدد من الفحوصات منها [7]:
- تحليل البواقي: تعد البواقي $\hat{\epsilon}_t$ تقديراً للأخطار ϵ_t وتعطى بالعلاقة:

$$t = 1, 2, 3, \dots, n \quad \hat{\epsilon}_t = \hat{y}_t - y_t$$

لكي يكون النموذج الذي تم اختياره ملائم يجب أن يحقق عدم وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء الحقيقية ϵ_t ويجب أن يكون متوسط هذه الأخطاء صفراً وتباينها ثابتاً. للتحقق من ذلك نستخدم عدد من الاختبارات منها:

- اختبار Ljung-box [12]: يتناول الاختبار الفرضيات التالية:

$$H_0: r_1(\epsilon_t) = r_2(\epsilon_t) = \dots = r_k(\epsilon_t) = 0$$

يوجد على الأقل معامل غير معدوم: H_1

تحسب احصائية الاختبار من العلاقة التالية:

$$Q_m = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2(\epsilon_t)}{n-k}$$

تخضع هذه الإحصائية لاختبار كاي مربع بدرجة حرية m حيث تكون السلسلة غير مستقرة عندما تكون قيمة الإحصائية المحسوبة أكبر من قيمة كاي مربع الجدولية.

حيث: m تمثل عدد الفجوات الزمنية الداخلة في الاختبار.

n عدد المشاهدات المستخدمة في التقدير

- اختبار Jarque-Bera لاختبار التوزيع الطبيعي للبيانات يعطى بالعلاقة التالية (العواد، النقاد، 2011):

$$s = \frac{T}{6}\beta_1 + \frac{T}{24}(\beta_2 - 3)^2$$

حيث أن:

$$\beta_1 = \frac{\mu_3^2}{\mu_2^3}$$

$$\beta_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2}$$

يتبع هذا الاختبار توزيع كاي تربيع بدرجتي حرية.

4. مرحلة التنبؤ: يتم في هذه المرحلة إيجاد القيم المستقبلية من خلال استخدام النموذج الذي تم الحصول عليه في المراحل السابقة.

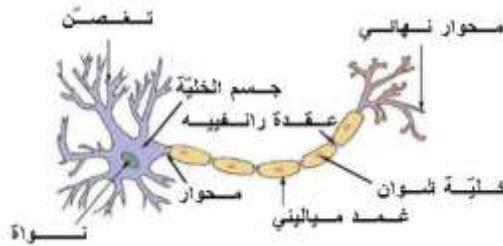
2.3 الشبكات العصبية الاصطناعية:

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية أحد حقول الذكاء الاصطناعي، حيث تتمحور فكرة الشبكات العصبية الاصطناعية حول محاكاة المخ البشري الذي يمتلك قدرة كبيرة على اكتساب المعرفة بالتدريب و التعلم من الماضي. تعود فكرة الشبكات العصبية الاصطناعية إلى عام 1949؛ حيث أشار Heeb في كتابه منظمة السلوك إلى أن المشابك العصبية بين العصبونات في المخ البشري تزداد قوة كلما تم استخدامها حيث تصبح عملية معالجتها للعمليات أسرع. حينها كانت فكرة الشبكات مطروحة على شكل خلايا عصبية وليست مشابك مترابطة. يعود ظهور الشبكات العصبية الاصطناعية بشكلها الحالي إلى Bernard في عام 1959 الذي قام باستخدامها لإلغاء التنشيط الحاصل في خطوط الهوائيات. ومن حينها توالى استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في مجالات كثيرة منها في مجال الطب، الاتصالات السلكية و اللاسلكية، مجال الأعمال المصرفية، التنبؤ،... [14]

بما أن مفهوم الشبكات العصبية اصطناعية يرتكز على مفهوم الشبكات العصبونية الطبيعية، سنقوم بتعريف بعض المفاهيم المرتبطة بالشبكة العصبية الطبيعية.

2.3.1 العصبون: يتكون العصبون من جسم الخلية الذي يحوي على نواة الخلية و الزوائد الشجرية و المحور العصبي،

تتلقى الزوائد الشجرية الإشارات من خلايا عصبية أخرى و تمررها إلى جسم الخلية، يستقبل المحور العصبي الذي يتفرع عنه نهايات محورية، إشارات من جسم الخلية و يحملها بعيدا من خلال المشابك إلى التشعبات في الخلايا العصبية المجاورة [20]، الشكل (1) يوضح بنية خلية عصبية طبيعية:

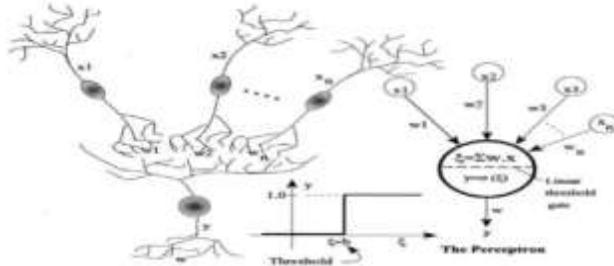


الشكل (1): الخلية العصبية البيولوجية

2.3.2 الشبكة العصبونية الحيوية: هي عبارة عن سلسلة من الخلايا العصبية المترابطة، تتفاعل فيما بينها عن طريق

اتصال نهايات المحور العصبي لخلية بالزوائد الشجرية لخلية أخرى، في نقاط معينة تُعرف بنقاط التشابك العصبي. تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية: تعرف بأنها نظام معالجة معلومات تستند على نماذج رياضية بسيطة له مميزات أداء معينة بأسلوب يحاكي الشبكات العصبية البيولوجية (النظام العصبي)، وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوالي، ومكونة من وحدات معالجة بسيطة، هذه الوحدات ما هي إلا عناصر حسابية تسمى عصبونات أو عقد والتي لها خاصية عصبية، من حيث أنها تقوم بتخزين المعرفة العملية والمعلومات التجريبية لتجعلها متاحة للمستخدم وذلك عن طريق ضبط الأوزان [26]

2.3.3 التشابه بين الشبكات العصبونية الاصطناعية والشبكات العصبونية الطبيعية: تتشابه الشبكات العصبونية الاصطناعية مع الشبكات العصبونية الطبيعية في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزن هذه المعرفة باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان التشابكية و يمكن تدريب الشبكة على إنجاز وظائف معينة من خلال ضبط قيم الأوزان التشابكية بين العناصر.. . الشكل (2) يبين أوجه التشابه بين الشبكات العصبونية الطبيعية والشبكات العصبونية الاصطناعية.

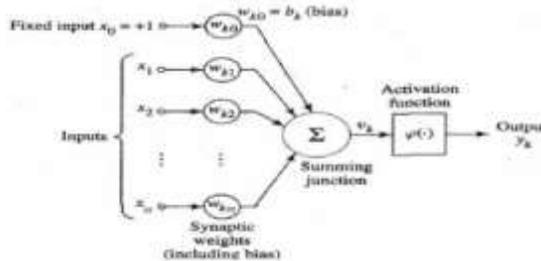


الشكل (2): أوجه التشابه بين الشبكات العصبونية الطبيعية و الشبكات العصبونية الاصطناعية

2.3.4 مكونات الشبكة العصبونية الاصطناعية: تتكون الشبكات العصبونية الاصطناعية بشكل عام من ثلاثة طبقات وكل طبقة تحتوي على مجموعة من العقد حيث تمثل الطبقة الأولى المدخلات والتي تحتوي على عدد من العقد (العصبونات) التي تمثل عدد المتغيرات المستقلة والتي يمكن أن تكون في صورة بيانات كمية أو نوعية أو تكون مخرجات لوحدة معالجة أخرى [30]. أما الطبقة الثانية فهي الطبقة الخفية والتي تقع بين طبقتي المدخلات والمخرجات ، يتم فيها معالجة البيانات التي تستقبلها من طبقة المدخلات، وقد يكون في الشبكة أكثر من طبقة خفية واحدة. أما الطبقة الثالثة وهي طبقة المخرجات ، والتي هي عبارة عن مخرجات الشبكة العصبونية، والتي يمكن أن تكون الناتج أو الحل للمشكلة محل الدراسة [30] هذا و ترتبط الطبقات ببعضها بوصلات بينية (أوزان) التي تظهر مدى قوة الارتباط العصبي بين طبقات الشبكة العصبونية وتحتوي الشبكة على ثلاثة طبقات من الأوزان، أوزان طبقة المدخلات و الطبقة الخفية، أوزان الطبقات الخفية، أوزان طبقة المخرجات و الطبقة الخفية [23] يوجد في الشبكة العصبونية طبقة مخرجات وطبقة مدخلات واحدة فقط أما الطبقة المخفية قد تكون طبقة أو أكثر وقد لا تحتوي الشبكة العصبونية على طبقات مخفية .

2.3.5 الصياغة الرياضية للعصبون :

- العصبون: هو عنصر المعالجة التي تقوم بمعالجة المعلومات في الشبكة الاصطناعية ويتكون العصبون كما يظهره الشكل (3).



الشكل (3): الهيكل الرياضي للعصبون الصناعي

- مجموعة (الترجيحات) الأوزان: حيث أن كل رابط يصاحبه وزن يحدد قوة إشارة المدخلات للعصبون وإشارة الدخل قد تكون سالبة أو موجبة. كل x_j في مدخلات المحاور النهائية (للعصبون المجاور) j ترتبط بالعصبون k تنتقل بوزن w_{kj} المحور النهائي ، يحدد قوة إشارة المدخلات للعصبون، و إشارة الدخل قد تكون موجبة أو سالبة
- **الجامع:** وهو عبارة عن حاصل جمع وزن كل خلية مضروبة بالدخل، يعطى بالعلاقة:

$$\sum_{i=1}^n w_{ki}x_i = w_{k1}x_1 + w_{k2}x_2 + \dots + w_{kn}x_n$$

- **دالة التنشيط (التحويل) :** حيث يتم تحويل ناتج الجمع إلى أحد القيم التي يفترض أن تكون ضمن نواتج الشبكة المرغوب بها ويتم ذلك بمقارنة نتيجة الجمع مع قيمة معينة تسمى العتبة ويتم التحكم بمخرجات العصبون باستخدام دالة التنشيط من خلال المعادلة التالية :

$$y_k = \varphi \left[\sum_{i=1}^n w_{ki}x_i + b_k \right]$$

حيث

x_1, x_2, \dots, x_n تمثل المدخلات للعصبون k

$w_{k1}x_1 + w_{k2}x_2 + \dots + w_{kn}x_n$ تمثل الروابط الموزونة للعصبون k

b_k التحيز للعصبون k وهو قيمة محددة عشوائياً تساعد في توفيق البيانات و يأخذ القيمة دائماً $x_0 = 1$ في متجه المدخلات $1, x_1, x_2, \dots, x_n$ ويمكن اعتبار التحيز بمثابة الوزن w_{k0} وبالتالي فإنه يعطى بالعلاقة التالية:

$$y_k = \varphi \left[\sum_{i=1}^n w_{ki}x_i + w_{k0} \right] = \varphi \left[\sum_{i=0}^n w_{ki}x_i \right]$$

وتتميز دالة التنشيط بالخصائص التالية [8] :

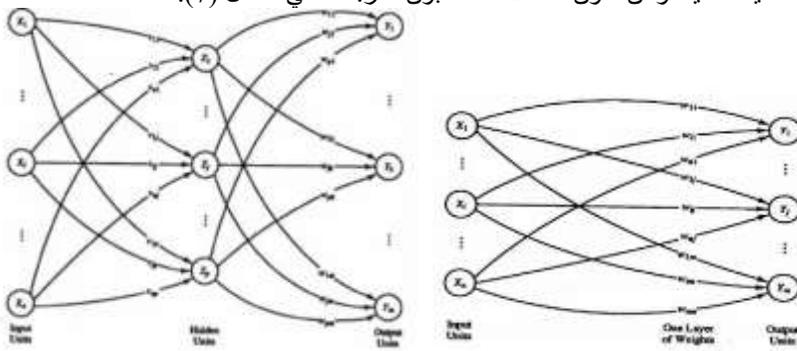
تكون دالة التنشيط رتيبة متزايدة.

قد تحتوي دالة التنشيط على قيمة معينة تلعب دور العتبة بحيث أن قيمة الدالة تصبح مهملة.

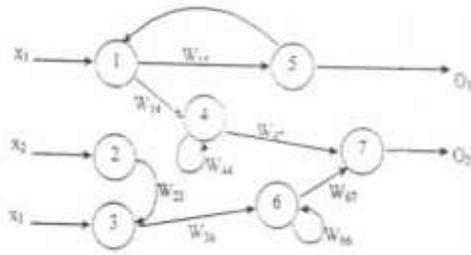
- **الإشباع:** قد تحتوي الدالة على قيمة قصوى بحيث تكون الإجابة بعد هذه النقطة ثابتة مما يجنب انتشار قيم كبيرة جداً عبر الشبكة العصبية. تكون عادة قابلة للاشتقاق وهذه الخاصية ضرورية في بعض نماذج الشبكات العصبية في مرحلة التمرن. وتشمل دالة التنشيط نوعين من الدوال:
- دالة التنشيط أو التحفيز اللوجستية.
- دالة التابع الأسّي.

2.3.6 البنية المعمارية للشبكة العصبية الاصطناعية: هي الطريقة التي ترتبط بها الخلايا العصبية بعضها البعض. ويعبر هيكل الشبكة العصبية عن عدد الطبقات وعدد عناصر المعالجة (العصبونات) في كل طبقة وطريقة الترابط بين عناصر المعالجة ويمكن تصنيف الشبكات العصبية الاصطناعية حسب عدد الطبقات إلى [23]:

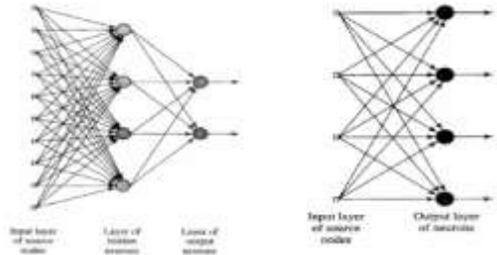
- **الشبكات العصبية وحيدة الطبقة:** تتكون من طبقتين فقط طبقة إدخال وطبقة إخراج وترتبط الطبقتين ببعضهما من خلال وصلات بينية موزونة كما في شكل (4).
- الشبكات العصبية متعددة الطبقات: تتكون هذه الشبكات من عدة طبقات تتصل ببعضها البعض ولكن لا توجد ارتباطات بين الخلايا المكونة لنفس الطبقة، كما يظهره الشكل (5)
- كذلك يمكن تصنيف الشبكات العصبية الاصطناعية حسب طبيعة انتشار البيانات إلى:
- شبكات عصبية أمامية التغذية: إذا كان اتجاه الإشارات من طبقة المدخلات في اتجاه طبقة المخرجات وليس العكس مع عدم وجود اتصال بين عناصر الطبقة الواحدة. كما في الشكل (6).
- شبكات عصبية خلفية التغذية: حيث مخرجات أحد العصبونات تعود لتمثل مدخلات لنفس العصبون فيما يسمى بالتغذية الخلفية الذاتية أو أن تكون مدخلات لعصبون آخر. كما في الشكل (7).



الشكل (4) شبكة عصبية وحيدة الطبقة الشكل (5) شبكة عصبية متعددة الطبقات



الشكل (7): شبكات عصبية خلفية التغذية



الشكل (6): شبكات عصبية أمامية التغذية.

2.3.7 التعلم في الشبكات العصبية: تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية عن بقية أنظمة الذكاء الاصطناعي بقدرتها على التعلم وبالتالي تحسن من أدائها باستمرار (الشبكات العصبونية لا تبرمج) ، وذلك من خلال تقديم مجموعة بيانات تدريب (تعلم) إلى الشبكة، وعملية التعلم في الشبكات العصبية تتم من خلال التغيير المستمر في قيم أوزان الروابط بين العصبونات وقيم التحيز، كذلك فإن عملية التعلم في الشبكة العصبية الاصطناعية تتم من خلال بعض التغييرات و الإجراءات التي تحدث داخلها مثل تطوير روابط جديدة بين العصبونات أو حذف روابط موجودة أو تعديل العتبة أو حذف عصبونات موجودة أو تطوير عصبونات جديدة ويظل أشهر هذه الإجراءات هي التعديل في أوزان الروابط. ويوجد العديد من قواعد التعلم المختلفة والتي يمكن تقسيمها إلى ثلاثة أصناف رئيسية كما يلي:

1. التعلم المراقب.
2. التعلم الغير مراقب.
3. التعلم بإعادة التدعيم.

3. النتائج و المناقشة:

تم استخدام بيانات عدد سكان العراق خلال الفترة (1977-2007) لغرض التنبؤ بالأعداد المستقبلية ولتحقيق ذلك سيتم تطبيق منهجية بوكس وجنكينز وسلاسل ماركوف والشبكات العصبية الاصطناعية ومن ثم المفاضلة بينها بهدف تحديد الأسلوب الأفضل للتنبؤ. الجدول (2) يتضمن عدد سكان العراق للفترة المذكورة:

الجدول(2): أعداد سكان العراق خلال الفترة 1977-2007 (بالملايين)

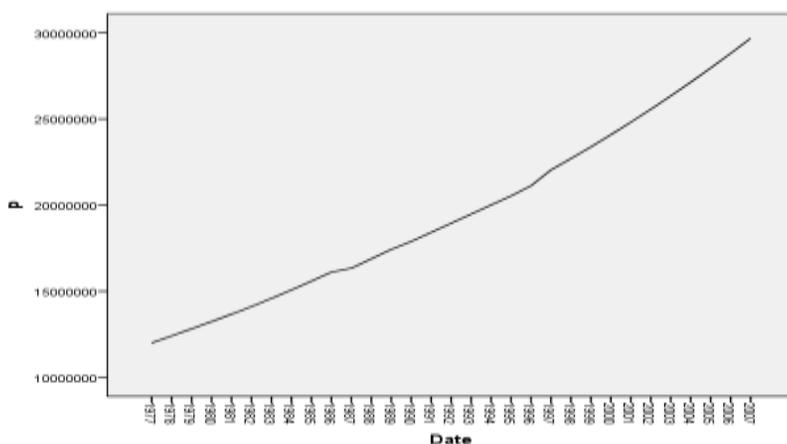
السنة	عدد السكان	السنة	عدد السكان	السنة	عدد السكان
1999	23382000	1988	16882000	1977	12000000
2000	24086000	1989	17428000	1978	12405000
2001	24813000	1990	17890000	1979	12821000
2002	25565000	1991	18419000	1980	13238000
2003	26340000	1992	18949000	1981	13669000

2004	27139000	1993	19478000	1982	14110000
2005	27963000	1994	20007000	1983	14586000
2006	28810000	1995	20536000	1984	15077000
2007	29682000	1996	21124000	1985	15585000
		1997	22046000	1986	16110000
		1998	22702000	1987	16335000

المصدر: المجموعة الإحصائية العراقية 2013.

3.1 تطبيق نماذج ARIMA للتنبؤ بعدد سكان العراق:

3.1.1 مرحلة تهيئة البيانات: للتأكد من استقرارية السلسلة سنقوم أولاً برسم الشكل البياني للسلسلة الزمنية للتعرف على مكوناتها من حيث احتوائها على حد ثابت أو حد اتجاه عام أو كليهما.



الشكل (8): الرسم البياني لتطور عدد سكان العراق من 1977 إلى 2007م

من الرسم البياني في الشكل (8) يتضح أن السلسلة الزمنية تتضمن بشكل واضح على حد اتجاه عام مع متوسط ثابت وبالتالي السلسلة غير مستقرة. بالإضافة للرسم البياني وللتأكد نقوم بتطبيق اختبار الاستقرارية على متغير عدد السكان، في هذا الإطار توجد عدة مؤشرات لاختبار استقرارية السلاسل الزمنية، مثل اختبار Dicky-Fuller، Phillip-Perron، KPSS. سنقوم بالاختصار على الاختبار الأول وهو Dicky-Fuller. عند إجراء الاختبار على البيانات الأصلية للسلسلة كما في الجدول (3) يتضح أن القيمة المحسوبة لهذا الاختبار -1.814834 أقل من القيم الجدولية عند جميع المستويات 1% ، 5% ، 10% وقيمة sig لهذا الاختبار هي 0.6792 أكبر من 0.05 لذلك نقبل فرضية عدم الاختبار ديكي فولر والتي تنص على أن للسلسلة الزمنية جذر وحدة وبالتالي فهي غير مستقرة.

الجدول (3): نتائج اختبار ديكي فولر الموسع على البيانات الأصلية

Sig.	القيم الجدولية			قيمة t المحسوبة	الاختبار
	%10	%5	%1		
0.6792	-3.192902	-3.523623	-4.198503	-1.814834	ديكي فولر الموسع

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج e-views.

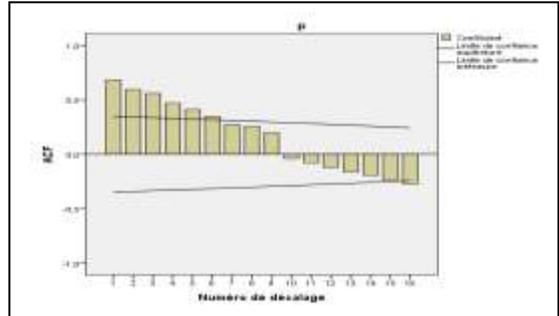
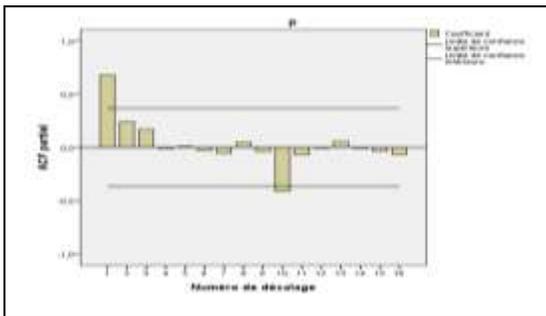
لجعل السلسلة مستقرة نأخذ الفروقات من الدرجة الأولى ونعيد إجراء اختبار الاستقرار. يظهر الجدول (4) أن القيمة المحسوبة لهذا الاختبار -7.078269 أقل من القيم الجدولية عند جميع المستويات 1% ، 5% ، 10% وقيمة sig لهذا الاختبار هي 0 أصغر من 0.05 لذلك نرفض فرضية العدم لاختبار ديكي فولر والتي تنص على أن للسلسلة الزمنية جذر وحدة وبالتالي أصبحت السلسلة مستقرة بعد أخذ الفرق الأول.

الجدول (4): نتائج اختبار ديكي فولر الموسع للفروقات من الدرجة الأولى

Sig.	القيم الجدولية			قيمة t المحسوبة	الاختبار
	%10	%5	%1		
0	-2.606857	-2.936942	-3.605593	-7.078269	ديكي فولر الموسع

المصدر: الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج e-views

3.1.2 مرحلة التعرف والتقدير: للتعرف على النموذج المبدئي الملائم لوصف السلسلة الزمنية سنقوم بفحص دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF لسلسلة الفروق الأولى.



الشكل (9): دالة الارتباط الذاتي الشكل (10): دالة الارتباط الذاتي الجزئي

من خلال فحص دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF للسلسلة المستقرة و المبينة في الشكلين رقم (9) و(10) يمكن الاستنتاج بشكل أولي بأن النموذج الملائم لتمثيل سلسلة التعداد السكاني للمواطنين في العراق هو النموذج $ARIMA(1,1,1)$ ولزيادة دقة تشخيص النموذج تم ترشيح عدد من النماذج القريبة من النموذج المرشح وذلك بأخذ كل الاحتمالات الممكنة لتقدير جميع النماذج بحيث أعطيت كل من معالم نموذج $ARIMA$ القيم التالية $d = 0, 1, 2, 3, 4$ ، $p = 0, 1, 2, 3, 4$ ، $q = 0, 1, 2, 3, 4$ ، وعلى ضوء ذلك تم تقدير جميع النماذج باستخدام برنامج spss ومن ثم استبعاد النماذج التي معالماتها المقدره بعضها معنوي، وبعضها غير معنوي، و الاحتفاظ بالنماذج التي معالماتها المقدره جميعها معنوية وهي $ARIMA(1,1,1)$ ، $ARIMA(0,1,1)$ ، $ARIMA(1,1,0)$. ويهدف اختيار النموذج الذي يعطي قدرة تنبؤية أكبر تم المقارنة بين هذه النماذج باستخدام المعايير في الجدول التالي (5):

الجدول(5): نتائج المقارنة بين النماذج الثلاثة

النموذج	BICمعيار	MAEاختبار	RMSEاختبار	MAPEاختبار
ARIMA(1,1,0)	23.588	74196.513	118265.769	0.393
ARIMA(0,1,1)	23.914	110276.353	139225.774	0.581
ARIMA(1,1,1)	23.558	63536.364	110101.095	0.343

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

من الجدول (5) السابق يمكن قبول النموذج ARIMA(1,1,1) و ذلك لامتلاكه أقل قيم لمعايير التقييم وبذلك يمكن اعتماده في التنبؤ.

سنقوم بتقدير معالم النموذج المقترحة والتحقق من إمكانية تطبيقه على السلسلة المدروسة:

3.13 تقدير معالم نموذج ARIMA(1,1,1): تم الحصول على نتائج التقدير باستخدام برنامج spss كما في الجدول(6):

الجدول (6): تقدير معالم نموذج ARIMA(1,1,1)

Paramètres du modèle ARIMA						
		Estimation	Erreur standard	t	Sig.	
p-Modèle_1	Constante	618796,987	295282,542	2,096	,046	
	AR	Décalage 1	,971	,087	11,212	,000
	Différence		1			
	MA	Décalage 1	,552	,231	2,385	,024

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

من الجدول نلاحظ أن المعاملات المقدرة معنوية، وهي لا تساوي الصفر، من ذلك نرفض فرضية العدم و النموذج المقدر:

$$x_t = 618796,987 + 1.971x_{t-1} - 0.971x_{t-2} + \varepsilon_t - 0.552 \varepsilon_{t-1}$$

سنستخدم اختبار Box-Ljung للتأكد من عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي:

الجدول (7): نتائج اختبار Box-Ljung

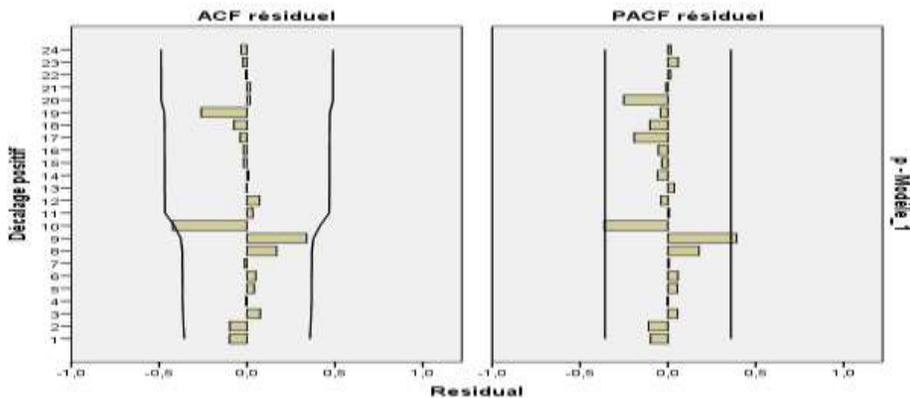
Ljung-Box Q(18)		
Statistiques	DL	Sig.
17,088	16	,380

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

من الجدول(7) نجد أن قيمة sig. لهذا الاختبار هي 0.380 و هي أكبر من 0.05 لهذا يتم قبول فرضية العدم لهذا

الاختبار التي تنص على عدم وجود ارتباط ذاتي بين البواقي. وبالتالي يمكن استخدام النموذج في التنبؤ. يؤكد ذلك دالتا

الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للبواقي كما في الشكل (11)



الشكل (11): دالتا الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للبواقي

2.2 مراحل تطبيق نموذج ماركوف في التنبؤ:

2.2.1 تحديد المقاييس الإحصائية الوصفية ومعالم نموذج ماركوف:

الجدول (8): المقاييس الإحصائية الوصفية

القيمة	الإحصاءات
31	عدد القيم
12000000	أقل قيمة
19650870,97	الوسط
18949000	الوسيط
29682000	أكبر قيمة
5283446.304	الانحراف المعياري

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج excel

2.2.2 التعرف على توزيع البيانات : لمعرفة فيما إذا كانت البيانات تتبع التوزيع الطبيعي أم لا نستخدم اختبار

كلموجروف - سيمرنوف Kolmogorov-Smirnov حيث تنص الفرضيات على:

فرضية العدم: بيانات العينة تتبع التوزيع الطبيعي.

الفرضية البديلة: بيانات العينة لا تتبع التوزيع الطبيعي.

جدول (9) نتائج اختبار Kolmogorov-Smirnov

K-S	N	Sig.
0.102	42	0.2

يتضح من الجدول (9) السابق، أن قيمة p-value أكبر من 0.2 وهي أكبر من مستوى المعنوية 0.05 لذلك نقبل فرضية العدم وبالتالي البيانات تتبع التوزيع الطبيعي.

2.2.3 مرحلة توليد أرقام عشوائية: سيتم توليد الأرقام العشوائية وفق الخطوات التالية (أبو لبد، 2018):

1. توليد أرقام عشوائية باستخدام دالة (RAND) في برنامج EXCEL.
2. نحسب قيمة Z بالمعادلة التالية: $z = [RAND() - 0.5] \cdot 2$
3. نحسب دالة معكوس الخطأ function or erf^{-1} حسب الصيغة التالية:

$$\text{erf}^{-1}(z) = \frac{1}{2} \sqrt{\pi} \left(z + \frac{\pi}{12} z^3 + \frac{7\pi^2}{480} z^5 + \frac{127\pi^3}{40320} z^9 + \dots \right)$$

4. الرقم العشوائي للسنة i معطاة بالعلاقة التالية: $t_i = \sqrt{2} \text{erf}^{-1}(z) + 1$

الإجراءات المتبعة لتوليد أرقام عشوائية لعدد المواطنين العراقيين منذ عام 1977 حتى 2007 معطاة في الجدول التالي:
(10):

الجدول (10): توليد أرقام عشوائية لعدد المواطنين العراقيين منذ عام 1977 حتى 2007

السنة	عدد سكان العراق	RAND()	z	$\text{erf}^{-1}(z)$	t_i
1977	12000000	0,363115399	-0,273769203	-0,24752384	0,649948
1978	12405000	0,353494901	-0,293010197	-0,26579311	0,624112
1979	12821000	0,62720294	0,25440588	0,22941834	1,324447
1980	13238000	0,107712676	-0,784574647	-0,87581038	0,23858-
1981	13669000	0,286357352	-0,427285296	-0,39884369	0,43595
1982	14110000	0,519042455	0,03808491	0,03368936	1,047644
1983	14586000	0,688302827	0,376605654	0,34721587	1,491037
1984	15077000	0,344616059	-0,310767883	-0,28270497	0,600195
1985	15585000	0,722729249	0,445458498	0,41781613	1,590881
1986	16110000	0,268564711	-0,462870578	-0,43632211	0,382947
1987	16335000	0,889502094	0,779004188	0,86540916	2,223873
1988	16882000	0,265792293	-0,468415414	-0,44235236	0,374419
1989	17428000	0,631704603	0,263409205	0,23784188	1,336359
1990	17890000	0,615587368	0,231174735	0,20775791	1,293814
1991	18419000	0,550679338	0,101358676	0,09006201	1,127367
1992	18949000	0,256434327	-0,487131347	-0,46268033	0,345671
1993	19478000	0,759816494	0,519632989	0,499011062	1,705708
1994	20007000	0,554855648	0,109711296	0,09753637	1,137937
1995	20536000	0,974721503	0,949443006	1,38229235	2,954857

1996	21124000	0,375184471	-0,249631058	-0,22493914	0,681888
1997	22046000	0,55028649	0,10057298	0,08930263	1,126293
1998	22702000	0,092675357	-0,814649286	-0,93651402	0,32443-
1999	23382000	0,302025533	-0,395948935	-0,36664446	0,481486
2000	24086000	0,359170475	-0,281659049	-0,25498128	0,639402
2001	24813000	0,885833851	0,771667702	0,85181334	2,204646
2002	25565000	0,493077673	-0,013844655	-0,012266	0,982653
2003	26340000	0,818391181	0,636782363	0,6429344	1,909247
2004	27139000	0,29106828	-0,417863441	-0,3890318	0,449826
2005	27963000	0,32358248	-0,352835039	-0,32361127	0,542345
2006	28810000	0,281716292	-0,436567416	-0,4084607	0,422349
2007	29682000	0,421641985	-0,156716031	-0,13977675	0,802326

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج excel

2.2.4 مرحلة بناء نموذج ماركوف للتنبؤ:

يتم بناء نموذج ماركوف بالاعتماد على الصيغة العامة لنموذج ماركوف التي تعطى بعلاقة الانحدار الخطي التالية:

$$x_i = \bar{x} + r_i(x_{i-1} - \bar{x}) + st_i(1 - r_i^2)^{\frac{1}{2}}$$

حيث أن:

x_i : القيمة في الزمن i

\bar{x} : الوسط الحسابي للبيانات

r_i : معامل الارتباط الخطي

s : الانحراف المعياري للبيانات

t_i : الرقم العشوائي الناتج من توليد البيانات ويتبع التوزيع الطبيعي المعياري.

تتكون المعادلة من جزأين حيث الجزء الأول $\bar{x} + r_i(x_{i-1} - \bar{x})$ وهو الجزء الغير عشوائي والذي يأخذ بعين الاعتبار

تأثير القيمة السابقة في النموذج والجزء الثاني $st_i(1 - r_i^2)^{\frac{1}{2}}$ هو الجزء العشوائي للنموذج. الجدول (11) التالي يعطي

القيم التنبؤية لعدد المواطنين العراقيين بالاعتماد على الصيغة العامة لنموذج ماركوف:

الجدول (11): القيم التنبؤية لعدد المواطنين العراقيين بالاعتماد على الصيغة العامة لنموذج ماركوف

السنة	عدد السكان الفعلي	$\bar{x} + r_i(x_{i-1} - \bar{x})$	$st_i(1 - r_i^2)^{\frac{1}{2}}$	القيم المتنبئ بها
1977	12000000			
1978	12405000	12054454	392716,5	12447170
1979	12821000	12456571	833395,5	13289967
1980	13238000	12869610	-150126	12719484
1981	13669000	13283643	274317,3	13557960
1982	14110000	13711575	659220,1	14370795
1983	14586000	14149436	938221,3	15087657
1984	15077000	14622048	377666,9	14999715
1985	15585000	15109554	1001047	16110601
1986	16110000	15613938	240966	15854904
1987	16335000	16135202	1399351	17534553
1988	16882000	16358600	235599,8	16594200
1989	17428000	16901707	840891,5	17742598
1990	17890000	17443821	814120,3	18257941
1991	18419000	17902533	709385	18611918
1992	18949000	18427768	217510,4	18645278
1993	19478000	18953995	1073301	20027296
1994	20007000	19479230	716036,3	20195267
1995	20536000	20004465	1859316	21863781
1996	21124000	20529700	429071,6	20958772
1997	22046000	21113515	708709,3	21822225

1998	22702000	22028953	-204145	21824808
1999	23382000	22680284	302970,8	22983255
2000	24086000	23355444	402337,7	23757782
2001	24813000	24054434	1387253	25441687
2002	25565000	24776259	618325,3	25394585
2003	26340000	25522907	1201375	26724283
2004	27139000	26292391	283048,8	26575440
2005	27963000	27085705	341265,2	27426970
2006	28810000	27903840	265759,4	28169599
2007	29682000	28744811	504856	29249667

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج excel

تعتبر مقاييس دقة التنبؤ MAE, MAPE, RMSE مؤشراً لدقة التنبؤ ويتضح ذلك من الجدول (12):

جدول (12) مقاييس دقة التنبؤ لنموذج ماركوف

RMSE	MAE	MAPE
2214636.803	801350.6	0.053655

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج excel

2.3 التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية:

لقد تم استخدام أسلوب شبكة البيرسبتون متعدد الطبقات MLP لبناء نماذج الشبكات لبيانات عدد المواطنين العراقيين ومن ثم تم الاعتماد على معايير RMSE, MAE لاختبار أفضلها. تم تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالظاهرة محل الدراسة وفق الخطوات التالية وذلك بالاعتماد على برنامج SPSS.

2.3.1 تقسيم عينة الدراسة: تعتبر عملية تجزئة عينة الدراسة من أهم مراحل بناء نموذج الشبكات العصبية

الاصطناعية، وقد تم في هذه الدراسة تقسيم عينة البحث وفق الشكل التالي:

1. مجموعة التدريب والتي تحتوي على 70% مشاهدته لتدريب وتجهيز النموذج.
2. مجموعة الاختبار والتي تحتوي على 30% مشاهدة لمعرفة صلاحية النموذج.

2.3.2 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 وبالتالي ارتفاع متوسط مربعات الخطأ.

2.3.3 تحديد معايير وهندسة الشبكة العصبية :

1. مرحلة بناء النموذج: تم تحديد أربعة طبقات لهذه الشبكة :
2. طبقة المدخلات: اشتملت على وحدة معالجة واحدة (عصبون) تشمل عدد المواطنين العراقيين السنوية منذ عام 1977 حتى عام 2007.
3. الطبقة الخفية: اشتملت على طبقتين حيث تحتوي كل طبقة على عدد من العصبونات تم تغييرها اثناء تدريب الشبكة لاختيار النموذج الذي يحقق الأفضلية في التنبؤ.
4. طبقة المخرجات: تضمنت وحدة معالجة واحدة اشتملت على القيم التنبؤية لأعداد المواطنين العراقيين.
5. مرحلة التدريب: تم في هذه المرحلة استخدام أسلوب التعلم الموجه. الجدول (13) يشمل المعايير المستخدمة لبناء الشبكة العصبونية الاصطناعية.

الجدول (13): المعايير المستخدمة لبناء الشبكة العصبونية الاصطناعية

المعيار المستخدم	الإجراء
شبكة اصطناعية متعددة الطبقات MLP	نوع النموذج
Hyperbolic tangent	دالة التنشيط في الطبقة الخفية
Softmax	دالة التنشيط في طبقة المخرجات
قاعدة الانتشار بالتراجع	خوارزمية التعلم الموجه
0.000005	معدل التعلم الأولي
0.00005	معدل الزخم
± 0.05	معامل التعويض
محدد بطريقة آلية من طرف البرنامج	عدد مرات تكرار التجربة

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

تقدير نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية: في هذه المرحلة سيتم اختيار أفضل نموذج من بين عدد من النماذج المقترحة وذلك حسب قيمة معياري التقييم RMSE, MAE والذي يحوي أقل قيمة للمعيارين السابقين. الجدول (14) التالي يوضح قيم المعيارين السابقين لكل من النماذج المقترحة.

الجدول (14): مقارنة بين نماذج ANN المرشحة حسب معياري دقة التنبؤ RMSE و MAE

النموذج	RMSE	MAE
MLP(1 – 1 – 1)	343146,8	284577,9
MLP(1 – 2 – 1)	150927	97901,97
MLP(1 – 3 – 1)	136635,8	98673,87
MLP(1 – 4 – 1)	149459,8	97528,1
MLP(1 – 5 – 1)	117824,2	96054,65

MLP(1 – 10 – 1)	162017,2	126758,1
MLP(1 – 15 – 1)	587459,9	551260,4
MLP(1 – 20 – 1)	613235,3	578595,6
MLP(1 – 25 – 1)	129077,1	100344,3

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

يتضح من الجدول (14) السابق أن النموذج الأفضل هو MLP(1 – 5 – 1) وذلك لامتلاكه أقل قيم لمعيار التقييم MAE, RMSE مقارنة بالنماذج الأخرى المرشحة. وعليه فإن طبقة المدخلات تحتوي على 1 عصبون، أما الطبقة المخفية تحتوي على 5 عصبون، أما طبقة المخرجات فإنها تحتوي على عصبون واحد.
 رابعاً: مرحلة التنبؤ: الجدول (15) التالي يعطي القيم التنبؤية لعدد المواطنين العراقيين بالاعتماد على نموذج الشبكات العصبية المعتمد MLP(1 – 5 – 1) :

الجدول (15) : القيم التنبؤية لعدد المواطنين العراقيين بالاعتماد على نموذج MLP(1 – 5 – 1)

السنة	عدد السكان المتوقع	السنة	عدد السكان المتوقعة
1993	19462729	1977	12208762
1994	20062378	1978	12564680
1995	20684957	1979	12931352
1996	21330887	1980	13309005
1997	22000150	1981	13697921
1998	22692178	1982	14098453
1999	23405746	1983	14511031
2000	24138892	1984	14936175
2001	24888868	1985	15374503
2002	25652135	1986	15826740
2003	26424428	1987	16293716
2004	27200860	1988	16776366

2005	27976101	1989	17275721
2006	28744587	1990	17792887
2007	29500762	1991	18329016
		1992	18885264

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

3.المقارنة بين نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية و سلاسل ماركوف ونموذج ARIMA

للمفاضلة بين النماذج الثلاث تم الاعتماد على المعايير التالية RMSE,MAE لاختيار النموذج الذي يعطي أقل قيمة للأخطاء وبالتالي له قدرة تنبؤية أكبر في المستقبل.

الجدول (16) : نتائج المقارنة بين النماذج الثلاثة.

النموذج	MAE	RMSE
ARIMA(1,1,1)	63536.364	110101.095
ماركوف	801350.6	2214636.803
MLP(1 – 5 – 1)	96054,65	117824,2

الجدول من إعداد الباحثة

من الجدول السابق نجد أن نموذج ARIMA(1,1,1) يعطي أقل قيمة للخطأ لامتلاكه أقل قيم لمعيار التقييم MAE, RMSE مقارنة بالنماذج الأخرى لذلك سيتم اعتماده في عملية التنبؤ المستقبلية. يعطي الجدول (17) نتائج التنبؤ بعدد سكان العراق لغاية عام 2030 باستخدام ARIMA(1,1,1)

الجدول (17) : القيم التنبؤية لعدد المواطنين العراقيين بالاعتماد على النموذج ARIMA(1,1,1)

السنة	ARIMA(1,1,1)	السنة	ARIMA(1,1,1)
2008	30509775	2019	39247708
2009	31331419	2020	40012690
2010	32147112	2021	40773384
2011	32957027	2022	41529914
2012	33761335	2023	42282402
2013	34560199	2024	43030969

2014	35353781	2025	43775727
2015	36142234	2026	44516790
2016	36925709	2027	45254266
2017	37704353	2028	45988259
2018	38478307	2029	46718873
		2030	47446206

الجدول من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج spss

4. النتائج والتوصيات:

كانت أهم النتائج التي توصلنا إليها:

1. السلسلة الزمنية لعدد المواطنين العراقيين غير مستقرة نتيجة التزايد الكبير في عدد السكان وهذا ما أظهره اختبار جزر الوحدة.
2. تم نمذجة السلسلة الزمنية لعدد سكان العراق باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية وسلاسل ماركوف ونموذج ARIMA. حيث
3. تم اختيار النموذج الملائم للتنبؤ بالنسبة لكل أسلوب من خلال المفاضلة بين النماذج المقترحة واختيار أفضلها بالاعتماد على المعايير التالية RMSEMAPE ، MAE.
4. بعد اختيار نموذج لكل أسلوب تم المفاضلة بين النماذج الثلاثة المختارة، ليتم اعتماد نموذج ARIMA (1,1,1) للتنبؤ بأعداد المواطنين العراقيين والذي يعطي أقل قيمة للخطأ RMSE ، MAE.
5. تظهر القيم المتنبئ بها من خلال نموذج ARIMA (1,1,1) تزايد أعداد المواطنين العراقيين ليصل إلى 47446206 في عام 2030 .

التوصيات:

1. نوصي الجهات الحكومية باستخدام النماذج التي تم الوصول إليها في التنبؤ بعدد المواطنين خلال وضعها الخطط التنموية لتقادي الاحتياجات الناتجة عن الزيادة الحاصلة بعدد السكان.
2. استخدام أساليب هجينة بين النماذج السابقة للوصول إلى نموذج أكثر دقة للتنبؤ بعدد المواطنين العراقيين.

المراجع:

- [1] أبو لبده، اياد يونس (2018). استخدام نموذجي ماركوف وARIMA في التنبؤ بأسعار صرف الدولار مقابل الشيكل. جامعة الأزهر، غزة.
- [2] أحمد، طالب (2018). استخدام منهجية بوكس- جينكنز لبناء نموذج قياسي لتنبؤ بعدد المواطنين السوريين. مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية المجلد 40، العدد6، الصفحة 11-26.
- [3] أوجي، عبد المجيد؛ حسن، فصيح (2014). نمذجة الجريان الواطئ لنهري الزاب الأعلى والزاب الأسفل في شمال العراق. مجلة هندسة الرافدين، المجلد 22، العدد3، الصفحة 108-120.
- [4] بخيت، علي؛ فتح الله، سحر (2002). مقدمة في الاقتصاد القياسي. الدار الجامعية للطباعة والنشر، بغداد.
- [5] جبارة، محمد (2012). التنبؤ بالسلاسل الزمنية لمنسوب النيل الأزرق في محطة ودمدني باستخدام نماذج بوكس- جينكنز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية. جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.
- [6] داوود، باسل؛ سعيد، يونس (2014). تحليلات الشدة المطرية في حمام العليل بمدينة الموصل. مجلة هندسة الرافدين، المجلد 22، العدد1، الصفحة 15-26.
- [7] شعراوي، سمير (2005). مقدمة للتحليل الحديث للسلاسل الزمنية. جامعة الملك عبد العزيز، السعودية.
- [8] صوار يوسف (2008). محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي والتقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية، دراسة حالة: البنك الجزائري للتنمية الريفية. جامعة ابي بكر بلقايد. تلمسان، الجزائر.
- [9] طعمه، سعدية (2012). استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الأنبار. مجلة جامعة الأنبار للعلوم الاقتصادية والإدارية، المجلد4، العدد8، الصفحة 372-393.
- [10] عمر، فوزية (2016). التنبؤ بعدد سكان العراق باستخدام نماذج بوكس-جينكنز لغاية عام 2020، مجلة العلوم الاقتصادية، المجلد 11، العدد41، الصفحة 122-150.
- [11] المبحوح، ناهض؛ شعبان، مهدي (2018). دراسة مقارنة بين نموذجي ARFIMA و ANN في التنبؤ بأسعار البترول الخام. جامعة الأزهر، فلسطين.
- [12] نقار، عثمان؛ العواد، منذر. 2011. 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، المجلد 27، العدد3، الصفحة 125-152.
- [13] الوحيشي، جمال (2000). استخدام سلاسل ماركوف في التنبؤ بسكان الجمهورية اليمنية. رسالة جامعية، اليمن.
- [14] الوصيفي، الشيماء (2012). التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجينكنز: دراسة تطبيقية. جامعة المنصورة، مصر.
- [15] ياسين، فايق (2011). التنبؤ الاقتصادي بالمساحات المزروعة بمحصول الحنطة في العراق باستخدام نماذج ARIMA للمدة 2008-2015. مجلة الأنبار للعلوم الزراعية، المجلد9، العدد 2، الصفحة 21-47.
- [16] A.Basheerand M.Hajmeer,"Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application". *Journal of Microbiological Methods*,vol. 43: 2000.
- [17] D. Dickey andW.Fuller."The likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series With a unit Root". *Econometrica*,n49, 1981.

- [18] D. Dickey and W. Fuller. "Distribution of the estimators for Autoregressive Time Series With a unit Root". *Journal of the American Statistical Association*, n74, 1979.
- [19] D. Jie and C.Shuping. "The application of ARIMA model in forecasting population data". The Second International Conference on Physics, Mathematics and Statistics,2019.
- [20] Engelbrecht, P.Andries."Computational Intelligence – An Introduction". John Wiley & Sons, South Africa, 2002.
- [21] G. Box and R.Cox. "An analysis of transformations". *Journal of the Royal Statistical Society*, Series26,1964.
- [22] G. Box and G. M.Jenkins. "Time Series Analysis; Forecasting and Control".2nd ed., Holden-Day: San Francisco,1976.
- [23] L.fausett. "Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Applications".1994
- [24] Li.Hongyan and Wu. Zhong."The Application of Markov Chain into the Forecast for Population Age Structure in Shanghai". International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering”,Wuhan, China, 2009.
- [25] L. N. d. Castro."Fundamentals of natural computing: an overview". Physics of Life· 2007.
- [26] M.Negnevitsky. "Artificial Intelligence". 3rd ed., University of Tasmania,2011.
- [27] RH.SHUMWAY. "Applied Statistical Time Series Analysis". First Edition, prentice Hall New Jersey, USA, 1998.
- [28] R.Grothmann. " Multi-Agent Market Modeling Based On Neural Networks". University of Bremen, Garmany, 2004.
- [29] R. S. Gupta. "Hydrology and Hydraulic Systems". Prentice Hall,1989.
- [30] S.Haykin."Neural Networks. A Comprehensive Foundation" . Macmillan College, New York,1994.
- [31] T.NYONI and C.,MUTONGI. "Prediction of total population in Togo using ARIMA models"MPRA Paper No. 93983,2019.
- [32] T.NYONI. "Forecasting the population of Brazil using the Box-Jenkins ARIMA". MPRA Paper ,No.92437,2019.
- [33] T.Pandurang and N. M.Tonde·Vikas".Use of Artificial Neural Networks for projection of Population of India"International Journal of Advanced Engineering & Innovative Technology, vol.2,issue1,2015.
- [34] W. A.Stubblefieldand G. F. Luger. "Artificial Intelligence Structure and Strategies for complex Problem Solving". 3rd. ed., John WileySons, 1998.
- [35] <https://ar.wikipedia.org/wiki/%D8%B9%D8%B5%D8%A8%D9%88%D9%86>