

AL- Rafidain
University College

PISSN: (1681-6870); EISSN: (2790-2293)

مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم

Available online at: <https://www.jrucs.iq>

JRUCS

Journal of AL-Rafidain
University College
for Sciences

التنبؤ بأعداد السكان في العراق بإستعمال إنموذج هجين ضبابي

مهدي وهاب نعمه نصر الله	بشار خالد علي
mehdi.wahab@uokerbala.edu.iq	bashar.k@uokerbala.edu.iq
كلية الصفوة الجامعة، كربلاء، العراق	قسم الاحصاء، كلية الادارة والاقتصاد، جامعة كربلاء، كربلاء، العراق
تهاني مهدي عباس	
tahani@pgiafs.uobaghdad.edu.iq	
المعهد العالي للدراسات المحاسبية والمالية، جامعة بغداد، بغداد، العراق	

المستخلص

معلومات البحث

تواريخ البحث:

تاريخ تقديم البحث: 20/2/2024
تاريخ قبول البحث: 12/4/2024
تاريخ رفع البحث على الموقع: 31/12/2024

الكلمات المفتاحية:

الإنموذج المختلط المتكامل الضبابي (FARIMA)، إنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المخفية (HANNs)، الضبابية، تقدير، تنبؤ، متوسط مربعات خطأ (MSE)، معيار معلومات بيز اكاكي (BIC).

للمراسلة:

بشار خالد علي

bashar.k@uokerbala.edu.iqDOI: <https://doi.org/10.55562/jrucs.v56i1.4>

يعد الإنموذج المختلط التكامل (Autoregressive Integral Moving Average) من النماذج الشائعة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية الخطية الغير مستقرة الذي يجمع بين إنموذج الانحدار الذاتي (Autoregressive AR) وإنموذج المتوسطات المتحركة (Moving Average MA) بتضمين الجزء المتكامل الذي يغير السلاسل الزمنية لجعلها مستقرة. في نفس الوقت يعد التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية المخفية (Hidden Artificial neural network HANNs) بديلاً للطرائق الخطية. لكن في كثير من الاحيان نواجه بيانات مختلطة والتي تعني وجود مكونين رئيسيين أو أكثر في البيانات مكون خطي ومكون غير خطي ويمكن أن تكون هذه المكونات متداخلة معاً بحيث يكون التأثير الإجمالي هو مزيج من الأثرين بحيث يكون لكل مكون تأثيره الخاص على البيانات. في نفس الوقت قد نجد مشاهدات سلسلة زمنية في العالم الحقيقية تعاني من عدم الدقة في قياساتها ومن تلك الظواهر هي اعداد السكان في العراق من 1978 ولغاية 2023 والذي تعتمد اغليبتها على التقدير ولايتوفر قياسات دقيقة وتبين فيها وجود جزء خطي وجزء لاخطي ناتج عن الظروف التي مر بها البلد. في هذا البحث تم اقتراح اسلوب تنبؤ بالسلاسل الزمنية هجين ضبابي (Fuzzy Hidden Hybrid) خليط من إنموذج (ARIMA Artificial neural network FHHAA) الضبابي وإنموذج الشبكات العصبية المخفية (HANNs) ثم التنبؤ بأعداد السكان في العراق ومقارنة الإنموذج المقترح مع إنموذج (ARIMA) الضبابي وإنموذج (HANNs) والإنموذج الهجين الغير ضبابي باستعمال معايير المقارنة جذر متوسط مربعات الخطأ (Root mean square error RMSE) ومعيار معلومات بيز اكاكي (BIC). وتم التوصل الى ان الإنموذج الهجين الضبابي المقترح (FHHAA) افضل من نماذجه الأساسية لكونه سجل اقل معايير المقارنة. وان القيم التقديرية لاعداد السكان كانت متناسقة اكثر وفق الإنموذج (FHHAA). تم التنبؤ بأعداد السكان في العراق للسنوات (2024-2028) والذي لوحظ ان هنالك تزايد في اعداد السكان عن سنة (2023) بما يقارب (6940432) نسمة بحلول عام (2028).

1. المقدمة

أن التنبؤ بأعداد السكان له أهمية كبيرة في عدة مجالات وقطاعات، منها تخطيط الموارد والبنية التحتية اذ يساعد التنبؤ بأعداد السكان في تحديد الاحتياجات المستقبلية للموارد والبنية التحتية، مثل الإسكان، والمدارس، والمستشفيات، ووسائل النقل ويمكن للحكومات والهيئات الرسمية تحقيق فعالية أكبر في تخطيط التنمية الحضرية وتوفير الخدمات العامة. وكذلك يساعد على التخطيط الاقتصادي من خلال توجيه التخطيط الاقتصادي وتحديد الاحتياجات المستقبلية للقوى العاملة، وبالتالي يمكن تعزيز التنمية

الاقتصادية وزيادة فرص العمل، وكذلك التخطيط للخدمات الاجتماعية. ان تحليل السلاسل الزمنية طريقة لدراسة خصائص متغير الاستجابة فيما يتعلق بالزمن كمتغير مستقل. لتقدير المتغير المستهدف في التقدير أو التنبؤ، استخدم متغير الوقت متغير مستقل المستندة إلى الوقت، مثل السنوات والأشهر والأسابيع والأيام والدقائق والثواني. وان التنبؤ بها من الامور الصعبة التي واجهت الكثير من الباحثين وذلك بسبب الطبيعة المتغيرة لبيانات السلسلة نتيجة التغيرات التي تطرأ عليها في مختلف ظروف العالم الحقيقي وفي نفس الوقت تعاني عدم الدقة في قياساتها لذلك لابد من الخروج من المنطق التقليدي الى المنطق الضبابي لغرض زيادة دقة البيانات المستعملة في التحليل للوصول الى انموذج يعتمد عليه في التنبؤ والتقدير. ففي عام (2011) استعمل (Askari & Keshmirpour) انموذج ARIMA الهجين والشبكة العصبية لتقدير القياس في شبكات الاستشعار اللاسلكية الموفرة للطاقة. في عام (2003) اقترح (Zhang) منهجية هجينة تجمع بين انموذجي ARIMA والشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) للاستفادة من القوة الناتجة من نماذج ARIMA و ANN في النمذجة الخطية وغير الخطية [27]. في عام (2007) قارن (Atilla et al.) بين انموذج ARIMA والشبكات العصبية والنماذج الهجينة في السلاسل الزمنية للتنبؤ بوصول السائحين [4]. في عام (2007) قارن (Kumar & M. Thenmozhi) بين انواع مختلفة من نماذج ARIMA الهجينة ونماذج الشبكة العصبية للتنبؤ بعوائد مؤشر الأسهم واستراتيجية التداول [15]. في عام (2010) قارن (Eswaran & Rajasvaran) بين انموذج ARIMA والشبكة العصبية ونماذج الانحدار الخطي للتنبؤ بمعدل وفيات الرضع [8]. في عام (2011) اقترح (Khashei & Mehdi) انموذج تهجين جديد للشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA للتنبؤ بالسلاسل الزمنية عن طريقة تجارب محاكاة مونت-كارلو [14]. في هام (2014) قارن (Adebiyi et al.) نماذج ARIMA والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار الأسهم [1]. في عام (2019) قارن (Luc) بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA في التنبؤ بحركة المرور [18]. في عام (2021) مزج (Safi & Sanusi) الشبكة العصبية الاصطناعية، وانموذج التمهيد الآسي، ونماذج ARIMA للتنبؤ بالسلاسل الزمنية لـ COVID-19 [22]. في عام (2020) طبق (Ramz L et al.) انموذج ARIMA الهجين والشبكة العصبية الاصطناعية للانتشار الكهرومغناطيسي [21]. في عام (2020) اجري (Li & Li) دراسة مقارنة للتنبؤ بانموذج الشبكة العصبية الاصطناعية BP ونموذج ARIMA في حدوث مرض الإيدز [16]. في عام (2022) طبق (Stephen et al.) نماذج ARIMA و ARIMA الهجينة مع الشبكة العصبية الاصطناعية في توقع حالات الإصابة بالسل والتنبؤ بها بين الأطفال في خليج هوما و 3 مقاطعات توركانا، كينيا [24]. في عام (2022) قارن (Lou et al.) انموذج ARIMA ونموذج (Deep) Neural Networks (DNN) وانموذج (Long Short-Term Memory Neural Network LSTM) في التنبؤ بعبء مرض تغير الرئة المهني في تيانجين، الصين [17]. في عام (2023) تنبأ (Tarmanini) بالأحمال على المدى القصير بناءً على نهجي ARIMA و ANN لبيانات تمثل الحمل الحقيقي للكهرباء اليومية لـ 709 أسرة فردية تم اختيارها عشوائيًا على مدار فترة 18 شهرًا في أيرلندا. هدف هذا البحث الى اقتراح اسلوب هجين ضبابي (FHAA) خليط من إنموذج (ARIMA) وإنموذج (HANNs) ثم التنبؤ بأعداد السكان في العراق ومقارنة الإنموذج المقترح مع إنموذج (ARIMA) وإنموذج (HANNs) و (ARIMA) وإنموذج (HANNs) الضبابي باستعمال معايير المقارنة جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) ومقياس معلومات بيز اكاكي (BIC) والإنموذج الهجين الغير ضبابي .

2. إنموذج FARIMA الضبابي (Fuzzy Autoregressive Integrated Moving Average)

Models

قدم انموذج ARIMA من قبل بوكس وجينكينز لتحليل السلاسل الزمنية غير مستقرة (Non - Stationary) من ذات نفسها ولكنها تصبح مستقرة بعد الكثير من التحويلات او الفروق ولذلك فالانموذج الذي يعبر عن هذه العملية سوف يختلف عن الانموذج الاصلي اذ يجب ان يتضمن تلك التحويلات او الفروق التي اجريت على الانموذج ، ان هذه النماذج المستقرة تدعى بنماذج (ARIMA). يتكون هذا الانموذج من ثلاثة اجزاء، يمثل الجزء الاول منها انموذج انحدار ذاتي $AR(p)$ بالرتبة p وهو الجزء الذي يستخدم عادة في عملية التنبؤات للسلسلة الزمنية، اما الجزء الاخر فيمثل الاوساط المتحركة $MA(q)$ بالرتبة q ، ويمثل الجزء الثالث $I(d)$ الفروق التي تتطلبها السلسلة من اجل ان تكون مستقرة ولذلك فإنه يعبر عن انموذج ARIMA اللاموسمية بالشكل $ARIMA(p, d, p)$, ويمكن التعبير هذا الانموذج بالصيغة الرياضية الآتية: [10]

$$\phi(B)(1-B)^d x_t = \theta(B)a_t \quad (1)$$

اذ أن:

$$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2)$$

$$(1-B)^d = \nabla^d$$

وان B هي عامل الارتداد الخلفي (التخلف الزمني) اي ان $B^j \psi_t = \psi_{t-j}$, واذا فرضنا ان $\nabla^d x_t = Z_t$ فإنه يمكن كتابة انموذج $ARIMA(p, d, q)$ بالشكل الآتي:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

اذ ان a_t يمثل سلسلة التشويش الابيض (White noise) بمتوسط (صفر) وتباين ثابت σ_a^2 . فاذا كانت Z_t لها متوسط غير الصفر وليكن m مثلاً فأن ذلك سيقضي استبدال $(Z_t, Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p})$ لتصبح بالشكل $(Z_t - m, Z_{t-1} - m, \dots, Z_{t-p} - m)$ ضمن موقعها في الانموذج. واذا عرفت Z_t بأنها عملية عشوائية مستقرة خطية بعدد غير محدود (t) من المركبات فإنه يمكن التعبير عن Z_t باتجاه واحد من الاوساط المتحركة (MA) (Moving Average) وكما يأتي: [23]

$$\begin{aligned} Z_t &= a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j} ; \psi_0 = 0 \\ &= \psi(B) a_t \end{aligned} \quad (4)$$

وان $\psi(B)$ تحقق $\psi_j \rightarrow 0$ as $j \rightarrow \infty$ و $\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$ وهذا الشرط يعكس مدى تقارب متعدد الحدود $\psi(B)$ ، إلا أنه من الصعب امكانية الوصول الى تقدير الانموذج بسبب ان $\psi(B)$ تحتوي على عدد لانهائي من المعالم، ولذلك يمكن استخدام نسبة تقريبية محددة وهي $\psi(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)}$ اذ ان $\theta(B)$ ، $\phi(B)$ هما متعددتا حدود في B من درجة p, q على التوالي، وعليه يمكن كتابة $Z_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$ بالشكل $Z_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$ واذا تم ضرب طرفي المعادلة بالمقدار Z_{t-k} اذ ان $k > q$ ، ومن ثم اخذ التوقع فأن الطرف الأيمن من المعادلة سوف ينتهي والطرف الايسر منها سيصبح كما يأتي: [22]

$$\gamma_k + \phi_1 \gamma_{k-1} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p} = 0 \quad (5)$$

اي ان $\phi(B) \gamma_k = 0$ وان γ_k : دالة لـ (k) ، $\phi(B)$: يمثل متعدد الحدود (polynomial) في B . اما ايجاد قيمة دالة التباين المشترك الذاتي فهي الحل لمعادلة الفروق المتجانسة كما في المعادلة (2-36) التي ستصبح بالشكل الآتي:

$$\gamma_k + \phi_1 \gamma_{k-1} + \dots + \phi_{k-1} \gamma_{k-(k-1)} + \phi_k = 0 \quad (6)$$

واذا كانت $(r_1, r_2, \dots, r_p)$ جذور المعادلة $\phi(B) \gamma_k = 0$ فيمكن كتابة γ_k على وفق الصيغة $\gamma_k = \sum_{i=1}^p r_i^k$

وهي التي تتقارب الى الصفر كلما كانت (k) كبيرة جدا اي $\gamma_k \rightarrow 0$ as $k \rightarrow \infty$ ، $|r_i| < 1$; $i=1, 2, \dots, p$ ، وبمقارنة المعادلتين (5) و (6) يتضح ان $(r_1, \dots, r_p)$ هي معكوس للجذور $(B_1, \dots, B_p)$ لمتعددة الحدود $\phi(B) = 0$ وهذا يعني ان $r_i = B_i^{-1}$ ، وعليه فإن الجذور تكون أكبر من الواحد الصحيح، اي خارج دائرة الوحدة وعليه يمكن التعبير عن متعدد الحدود المتسلسلة المستقرة بالصيغة الآتية: [11]

$$\phi(B^{-1}) = \frac{1}{(1 - r_1 B) \dots (1 - r_p B)} \quad (7)$$

ومن الصيغة (3) تكون الدالة المولدة للتباين المشترك (AGF) هي:

$$\gamma(B, F) = \frac{\theta(B) \theta(F)}{\phi(B) \phi(F)} \quad (8)$$

وهي الصيغة التي تحقق شروط الاستقرار من تماثل وتقارب وبشكل عام قد تكون اقرب صيغة للتعبير عن انموذج ARIMA (p, d, q) بأقل عدد من المعالم هي نماذج ARMA مع اختلاف شكل هذه المعالم وعددها، يمكن الحصول على ما يأتي:

$$\psi(B) = \phi(B) (1 - B)^d = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p + \dots + d B^{p+d} \quad (9)$$

وعليه يمكن التعبير عن الانموذج السابق عندما يكون الوسط الحسابي يساوي (صفر) بالصيغة الآتية:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \dots + d Z_{t-p-d} + a_t - \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (10)$$

وهو انموذج ARIMA من الرتبة (p, d, q) . وعليه يمكن اعتبار انموذج ARIMA هي انموذج ARMA مستقرة مع اختلاف الرتبة.

انموذج FRIMA الضبابي هو الجمع بين اسلوب الانحدار الضبابي وانموذج ARIMA ويتم وصف انموذج FARIMA(p, d, q) الضبابي بواسطة دالة ضبابية ذات معاملات ضبابية: [26]

$$\tilde{\phi}_p(B)W_t = \tilde{\theta}_q(B)a_t \quad (11)$$

$$W_t = (1 - B)^d(Z_t - \mu) \quad (12)$$

$$\tilde{W}_i = \tilde{\phi}_1 W_{t-1} + \tilde{\phi}_2 W_{t-2} + \dots + \tilde{\phi}_p W_{t-p} - \tilde{\theta}_1 a_{t-1} - \tilde{\theta}_2 a_{t-2} \dots - \tilde{\theta}_q a_{t-q} \quad (13)$$

اذ ان Z_t هي مشاهدات السلسلة الزمنية ، $\tilde{\phi}_1, \tilde{\phi}_2, \dots, \tilde{\phi}_p$ و $\tilde{\theta}_1, \tilde{\theta}_2, \dots, \tilde{\theta}_q$ معلمات الانموذج وتمثل اعداد ضبابية ، ويمكن تعديل المعادلة (12) كالآتي:

$$\tilde{W}_i = \tilde{\beta}_1 W_{t-1} + \tilde{\beta}_2 W_{t-2} + \dots + \tilde{\beta}_p W_{t-p} + a_t - \tilde{\beta}_{p+1} a_{t-1} - \tilde{\beta}_{p+2} a_{t-2} \dots - \tilde{\beta}_{p+q} a_{t-q} \quad (14)$$

بحيث تكون المعلمات في صيغة رقم ضبابي مثلثي وكالآتي:

$$\mu_{\tilde{\beta}_i}(\beta_i) = \begin{cases} 1 - \frac{|\beta_i - \alpha_i|}{\lambda_i} & \text{if } \alpha_i \leq \beta_i \leq \lambda_i \\ 0 & \text{o.w} \end{cases} \quad (15)$$

اذ ان $\mu_{\tilde{\beta}_i}(\beta_i)$ هي دالة الانتماء للمجموعة الضبابية الممثلة للمعلمات α_i, β_i ، هي مركز العدد الضبابية ، λ_i الانتشار حول مركز الرقم الضبابي . وباستعمال المعاملات β_i في صيغة الارقام الضبابية المثلثية في معادلة (10) فان درجات الانتماء للـ W في معادلة (13) تعطى كالآتي: [9]

$$\mu_{\tilde{W}_t}(W_t) = \begin{cases} 1 - \frac{|W_t - \sum_{i=1}^p \alpha_i W_{t-i} - a_t + \sum_{i=p+1}^{p+q} \alpha_i a_{t+p-i}|}{\sum_{i=1}^p \lambda_i |W_{t-i}| + \sum_{i=p+1}^{p+q} \lambda_i |a_{t+p-i}|} & \text{if } W_t \neq 0, \quad a_t \neq 0 \\ 0 & \text{o.w} \end{cases} \quad (16)$$

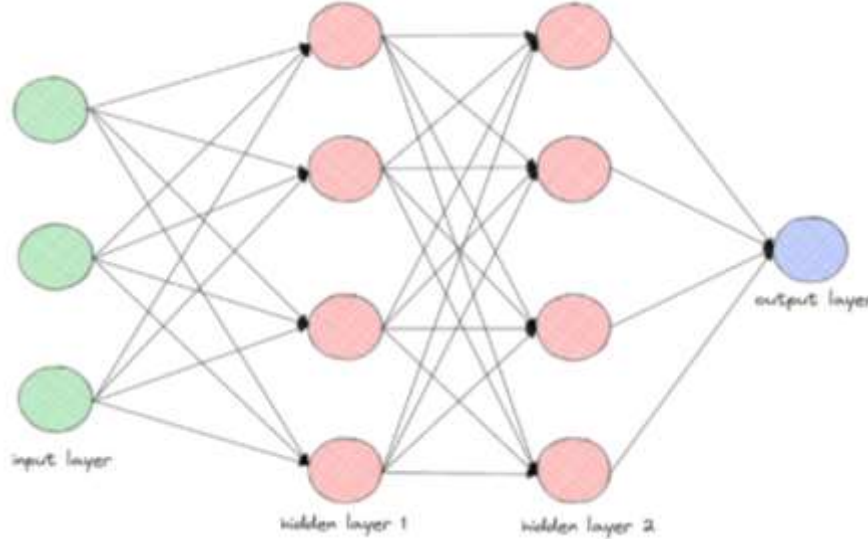
في الوقت نفسه، تمثل Z_t المشاهدة t ، والمستوى h هو قيمة العتبة التي تمثل الدرجة التي يجب أن يرضي بها النموذج جميع نقاط البيانات $Z_1, Z_2, \dots, Z_k$. وان اتساع λ_i للمعنة الضبابية ، $Z_t(Z_t)$ for $t = 1, 2, \dots, k$. والمؤشر t يشير الى عدد البيانات الغير ضبابية التي تستعمل لإنشاء الانموذج . [9]

3. الشبكات العصبية المخفية (Hidden Neural Network)

تعد الشبكة العصبية انموذج حسابي مستوحى من الطريقة التي تعمل بها الشبكات العصبية البيولوجية في الدماغ البشري. وهي تتألف من عقد مترابطة، أو خلايا عصبية صناعية، منظمة في طبقات. النوع الأكثر شيوعاً هو الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية، حيث تنتقل المعلومات في اتجاه واحد، من طبقة الإدخال عبر الطبقات المخفية إلى طبقة الإخراج. ومع ذلك، هناك أيضاً شبكات عصبية متكررة (Recurrent Neural Network RNNs). الطبقات المخفية (Hidden Layers) هي طبقات موجودة بين طبقات الإدخال والإخراج. تحتوي هذه الطبقات على خلايا عصبية أو عقد، وتلعب دوراً كبيراً في قدرة الشبكة على التعلم والنقاط الأنماط المعقدة في البيانات. عندما يكون هنالك شبكة عصبية تحتوي على أكثر من طبقة مخفية، يُشار إليها غالباً باسم الشبكة العصبية العميقة (Deep Neural Network DNN). ويأتي مصطلح التعلم العميق (Deep Learning) من عمق هذه الشبكات، مما يعني أنها تحتوي على طبقات متعددة. أظهرت الشبكات العصبية العميقة نجاحاً ملحوظاً في العديد من التطبيقات، بما في ذلك التعرف على الصور والكلام، ومعالجة اللغة الطبيعية، وغيرها الكثير. تسمح إضافة الطبقات المخفية للشبكات العصبية بتعلم الميزات والتمثيلات الهرمية. تستخرج كل طبقة ميزات مختلفة من البيانات المدخلة، وتقوم الطبقات اللاحقة بدمج هذه الميزات لتكوين تمثيلات أكثر تجريداً وتعقيداً. يمكن تعلم الميزات الهرمي هذا الشبكات العصبية من نمذجة العلاقات المعقدة في البيانات، مما يجعلها أدوات قوية لمهام مثل تصنيف الصور وترجمة اللغة والمزيد. يتضمن تدريب الشبكات العصبية العميقة استخدام مجموعات بيانات كبيرة وضبط أوزان وتحيزات الاتصالات بين الخلايا العصبية من خلال عملية تسمى الانتشار العكسي. تتيح هذه العملية للشبكة تحسين قدرتها بشكل متكرر على إجراء تنبؤات أو تصنيفات دقيقة. ان ترتيب العقد في المستويات أو الطبقات وشكل الترابط ضمن المستويات (الطبقات) أو فيما بينها، فهي من أهم خصائص الشبكة العصبية والتي توصف على أساسها الشبكة. وتصنف الشبكات بحسب عدد مستوياتها (طبقاتها) إلى صنفين رئيسيين الأولى شبكات وحيدة المستوى أو الطبقة (Single-level or layer) والتي لا تمتلك طبقة (مستوى) مخفية. شبكات متعددة المستويات (الطبقات) (Multi-level or layers) والتي لها مستوى (طبقة) مخفي واحد أو أكثر وهي نوعان أيضاً شبكة أمامية التغذية (Feed Forward N.) وشبكة عكسية التغذية (Feed Backward N.). وبشكل عام، فان معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية الانموذجية مكونة من ثلاث مستويات (طبقات) هي مستوى (طبقة) الإدخال (Input level (layer) : هو المستوى الأول في الشبكة العصبية، يحتوي على عدد من العقد تمثل عدد المتغيرات المستقلة (الإدخالات). المستوى (الطبقة) المخفي (Hidden Level) وهو المستوى الأوسط الذي يقع بين المستوى الأول (الإدخال) والمستوى الأخير (الإخراج)، فهو يلي المستوى الأول. ومستوى (طبقة) الإخراج (Output Level) وهو المستوى الأخير في الشبكة العصبية الاصطناعية الذي يمثل مخرجات الشبكة العصبية. ويتكون كل مستوى من المستويات الثلاثة أعلاه من: [1, 4, 15]

1. العقد أو الخلايا (Nodes): تشكل نقاط الترابط العصبي بين مستويات (طبقات) الشبكة العصبية.

2. المستوى (Level) : يمثل مجموعة العقد أو الخلايا التي تستلم الإدخال ولها إخراج.
 3. الأوزان (Weights): تشير الأوزان إلى مدى قوة الارتباط العصبي بين مستويات (طبقات) الشبكة العصبية فكل عقدة (خلية) وزن يربطها مع المستوى السابق، ووزن يربطها مع المستوى اللاحق. إن القيم الأولية للأوزان (Initial Weights) في بداية تدريب الشبكة (Network Training) قيم عديدة عشوائية يتم توليدها من توزيعات إحصائية. وفي الشبكة العصبية ثلاث طبقات من الأوزان هي:
 1. طبقة أوزان مستوى الإدخال والمستوى المخفي (Input to Hidden Weights)
 2. طبقة أوزان بين المستويات المخفية (Hidden Weights)
 3. طبقة أوزان المستوى المخفي ومستوى الإخراج (Hidden to Output Weights).
- والشكل (1) مخطط يوضح معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية الإنموزجية.



شكل (1): انموزج الشبكة العصبية المخفية

4. الإنموزج الهجين HANN-FARIMA (HANN-FARIMA Hybrid Model)

يعد الباحث (Zang) اول من طرح فكرة النماذج الهجينة , ويعد الانموزج الهجين (Hybrid model) هو الانموزج الناتج والمتولد من الدمج مابين انموزج خطي (Linear Model) وانموزج غير خطي (Non Linear Model) للسلسلة الزمنية او بالعكس والهدف من ذلك هو تحسين دقة التنبؤات المستقبلية [3, 5].
فاذا كانت لدينا سلسلة زمنية Z_t , $t=1,2,\dots,k$, مؤلفة من مركبتين الاولى خطية (Linear) والثانية غير خطية (Non Linear) كما في المعادلة الآتية : [12, 21]

$$Z_t = L + N \quad (17)$$

اذ ان L تمثل المركبة الخطية في السلسلة الزمنية , N تمثل المركبة اللا خطية في السلسلة الزمنية.

وان تحليل هذه السلسلة الزمنية سيتم وفق الخطوات الآتية :

1. يتم استعمال انموزج اريما الضبابي (FARIMA) لتمثيل الانموزج الخطي في السلسلة الزمنية ومن ثم حساب التنبؤات , ومن ثم حساب البواقي (الأخطاء العشوائية) وفق المعادلة الآتية : [13]

$$a_t = Z_t - \hat{Z}_t \quad (18)$$

وان $\hat{Z}_t$ تمثل تقديرات السلسلة الزمنية باستعمال انموزج FARIMA , a_t تمثل البواقي. وان الاخطاء العشوائية (البواقي) المستخرجة من انموزج FARIMA سيتم اعتبارها الجزء اللاخطي للسلسلة الزمنية ويمكن تمثيلها بانموزج الشبكات العصبية المخفية للحصول على القيم المتوقعة لها وكما في المعادلة الآتية:

$$N = f(a_1, a_{t-2}, \dots, a_{t-p}) + \epsilon_t \quad (19)$$

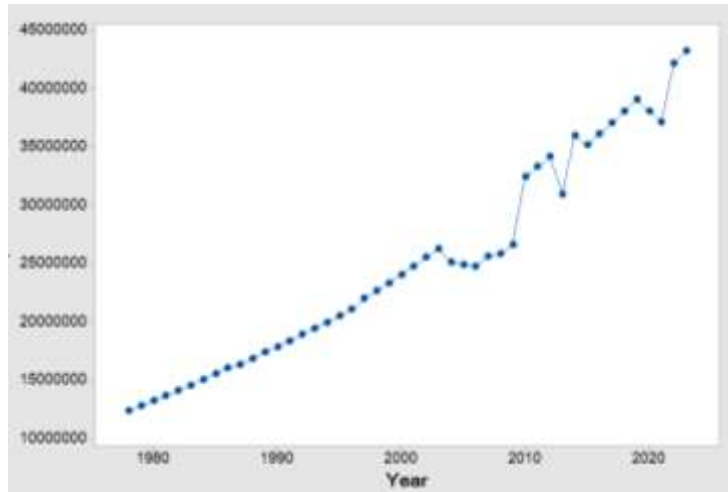
اذ ان ϵ_t الخطأ العشوائي , f دالة غير خطية تحدد من خلال الشبكة العصبية المخفية

2. جمع القيم المتنبأ بها للسلسلة من خلال انموزج FRIMA مع القيم المتوقعة للبواقي التي تم حسابها من قيم انموزج الشبكات العصبية المخفية (HNN) والتي بدوها تنتج القيم المتوقعة النهائية للسلسلة الزمنية كما في المعادلة الآتية :

$$\hat{Z}_t = \hat{L} + \hat{N} \quad (20)$$

5. الجانب التطبيقي (Application side)

تم تطبيق بيانات تقديرية تمثل اعداد السكان في العراق من (1978) ولغاية (2023) بالسنوات مجمعة من موقع وزارة التخطيط- الجهاز المركزي للإحصاء وتعد هذه البيانات تقديرات لاعداد السكان وهي غير دقيقة وتعاني من الضبابية وغير مقاسة بدقة عدا السنوات التي جرى بها تعداد سكاني والشكل (2) يوضح منحني السلسلة الزمنية لاعداد السكان في العراق.



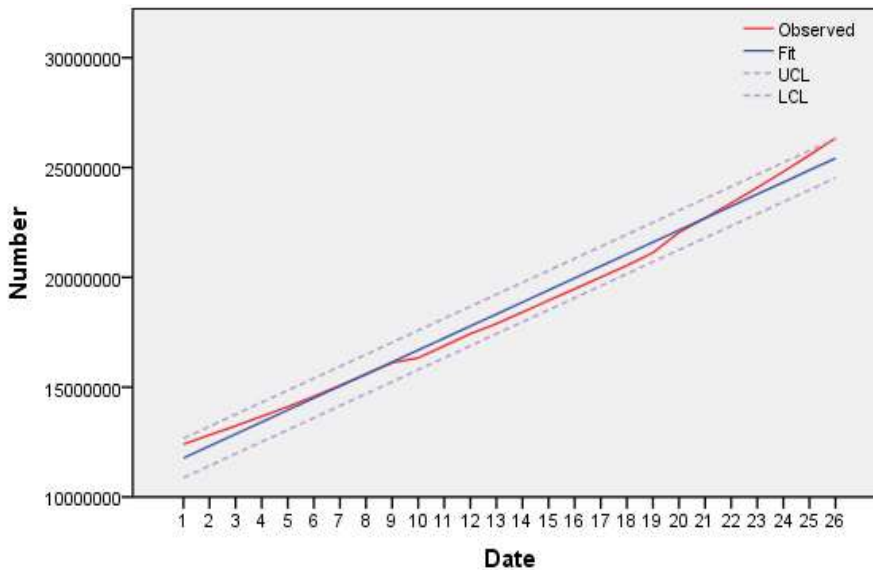
شكل (2): منحنى السلسلة الزمنية لاعداد السكان في العراق للفترة من سنة 1978 ولغاية سنة 2023

نلاحظ من الشكل (2) ان اعداد السكان في العراق له اتجاه عام متزايد لحد سنة (2003) ثم يبدأ بالانخفاض من سنة (2004) ولغاية (2009) وهي الفترة التي عانى منها العراق من الطائفية والتفجيرات التي ادت بارواح الآلاف من العراقيين نتيجة السيارات المفخخة. ومن ثم هنالك ازدياد في اعداد السكان للسنوات (2010) ولغاية (2019) ومن ثم انخفاض في اعداد السكان في سنة (2020) ولغاية (2021) نتيجة الوفيات التي حصلت بسبب جائحة كورونا. وبعدها اي في سنتي (2022) و(2023) هنالك زيادة في اعداد السكان .

تم استعمال برنامج ماتلاب لغرض تطبيق انموذج اريما الضبابي FARIMA بتطبيق اول (26) مشاهدة لغرض ملائمة الانموذج والذي يعد الجزء الخطي حسب اختبار خطية السلسلة الزمنية باستعمال اختبار الاشارة (Run test) والذي اظهر خطية السلسلة الزمنية لان قيمة Sig. والبالغة (0.557781) اكبر من مستوى المعنوية ومن ثم اختبار استقرارية السلسلة الزمنية التي وجد انها غير مستقرة ولها اتجاه عام اي انها غير مستقرة بالمتوسط وباخذ اخذ الفرق الأول لها تم الحصول على استقرارية اسلسلة الزمنية بعد ان تم استخراج معاملات الارتباط الذاتي (AR) ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي (PAR) قد تبين ان أفضل إنموذج هو $ARIMA(1,1,0)$ بالمعادلة الآتية:

$$Z_t = -1068169421 + 545977.78Z_{t-1} + a_t$$

وتم اختبار دقة الانموذج باستعمال احصاءة (Ljung-Box) المعدلة والتي كانت (19.76772) عند الازاحة (26) وان قيمة Sig. معنوية، بعد ذلك تم اختبار البواقي a_t لوحظ بانه لا يوجد ارتباط ذاتي فيما بينها. وهذا يدل على ان الانموذج ملائم وكفوء لتمثيل السلسلة الزمنية. الشكل (3) يبين القيم المشاهدة والملائمة بموجب انموذج FARIMA وحدود الثقة لسلسلة اعداد السكان في العراق .



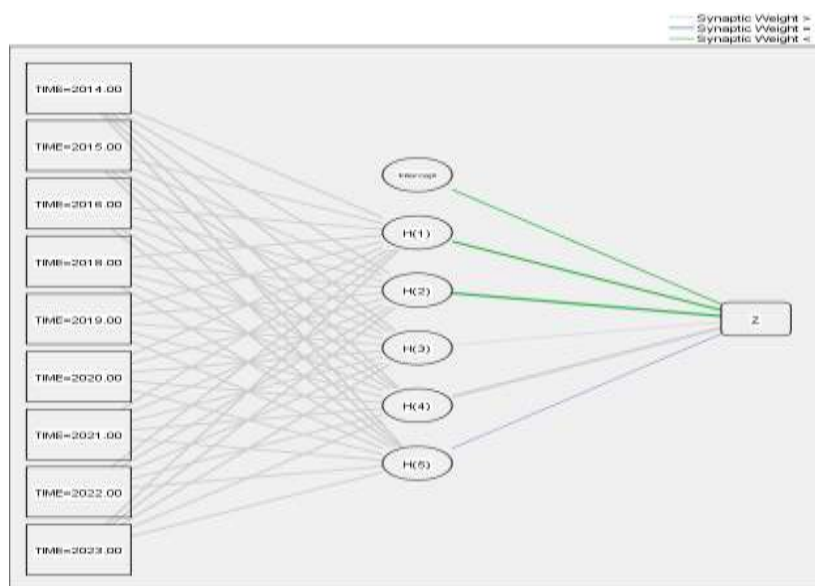
شكل (3): انموذج أريما الضبابي FARIMA لسلسلة اعداد السكان في العراق

جدول (1): القيم الحقيقية والمقدرة والحد الاعلى والحد الادنى لسلسلة اعداد السكان في العراق بموجب FARIMA

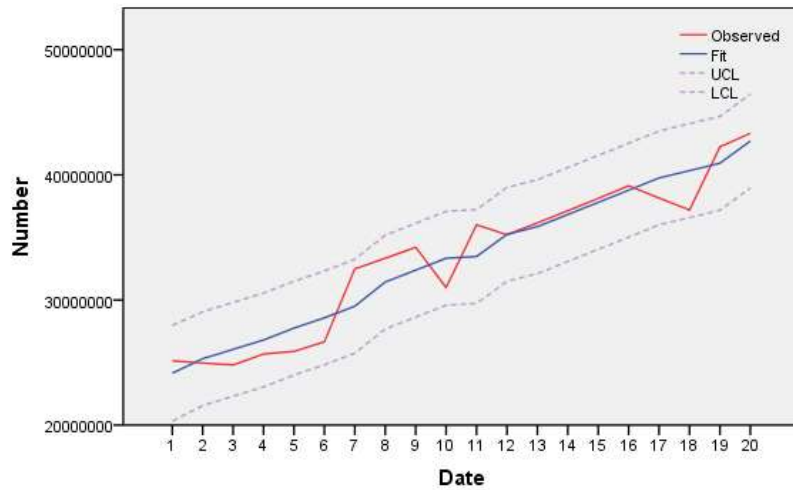
Actual values	Predicted values	LCL	UCL
12405000	11774624	10878541	12670706
12821000	12320602	11424519	13216684
13238000	12866579	11970497	13762662
13669000	13412557	12516475	14308640
14110000	13958535	13062453	14854618
14586000	14504513	13608430	15400595
15077000	15050491	14154408	15946573
15585000	15596468	14700386	16492551
16110000	16142446	15246364	17038529
16335000	16688424	15792341	17584506
16882000	17234402	16338319	18130484
17428000	17780379	16884297	18676462
17890000	18326357	17430275	19222440
18419000	18872335	17976253	19768418
18949000	19418313	18522230	20314395
19478000	19964291	19068208	20860373
20007000	20510268	19614186	21406351
20536000	21056246	20160164	21952329
21124000	21602224	20706141	22498306
22046000	22148202	21252119	23044284
22702000	22694179	21798097	23590262
23382000	23240157	22344075	24136240
24086000	23786135	22890053	24682218
24813000	24332113	23436030	25228195
25565000	24878091	23982008	25774173
26340000	25424068	24527986	26320151

تم تطبيق الـ (20) مشاهدات الباقية من سنة 2004 ولغاية 2023 لغرض ملائمة نموذج الشبكات العصبية المتعددة الطبقات المخفية والذي يعد الجزء اللاخطي من بيانات السلسلة الزمنية حسب اختبار الإشارة (Run test) والذي اظهر عدم خطية السلسلة الزمنية لان قيمة Sig. والبالغة (0.00000) اقل من مستوى المعنوية. بتحديد (70%) من المشاهدات كعينة تدريب و (30) منها عينة اختبار اذ تم تحديد (5) طبقات مخفية باستعمال دالة تنشيط لاخطية وهي الدالة الاسية وتم تحديد عقد الادخال بالاخذ بنظر الاعتبار كل متغير مزاح زمنياً واستخراج مقدار تأثيره على السلسلة الزمنية لاعداد السكان اذ تم تحديد الازاحات المعنوية وهي (1,2, ..., 12) اي ان الانموذج هو:

$$Z_t = f(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-12}) = HNN(1,2, \dots, 12,5) \quad (21)$$



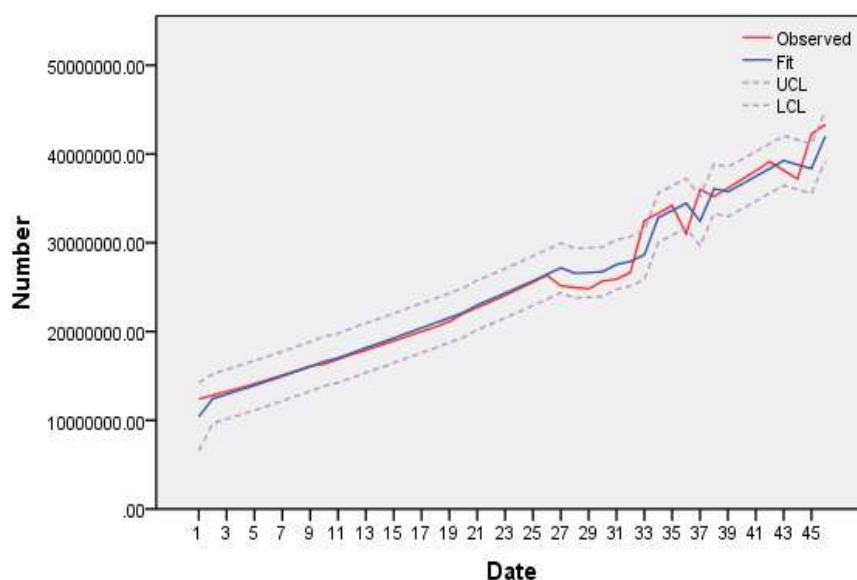
شكل (4): معمارية الشبكة العصبية المخفية HNN بـ (5) طبقات مخفية لسلسلة اعداد السكان في العراق



شكل (5): نموذج الشبكات العصبية المخفية HNN لسلسلة اعداد السكان في العراق
 جدول (2): القيم الحقيقية والمقدرة والحد الاعلى والحد الادنى لسلسلة اعداد السكان في العراق بموجب HNN

Actual values	Predicted values	LCL	UCL
24125513	20418088	27832939	1013487
25095886	21388460	28803311	-132886-
26066258	22358832	29773684	-1256258-
27036630	23329205	30744056	-1354630-
28007003	24299577	31714428	-2112003-
28977375	25269949	32684800	-2313375-
29947747	26240321	33655173	2542253
30918119	27210694	34625545	2419881
31888492	28181066	35595917	2319508
32858864	29151438	36566290	-1858464-
33829236	30121811	37536662	2175312
34799609	31092183	38507034	412991
35769981	32062555	39477407	399142
36740353	33032928	40447779	399166
37710726	34003300	41418151	413456
38681098	34973672	42388524	446802
39651470	35944045	43358896	-1501296-
40621842	36914417	44329268	-3431184-
41592215	37884789	45299640	656685
42562587	38855161	46270013	761413

والجدول (3) والشكل (5) يبين الانموذج الهجين لبيانات اعداد السكان في العراق



شكل (5): الانموذج الهجين لسلسلة اعداد السكان في العراق
جدول (3): القيم الحقيقية والمقدرة والحد الاعلى والحد الادنى لسلسلة اعداد السكان في العراق بموجب الانموذج الهجين

Year	Actual values	Predicted values	LCL	UCL
1978	12405000	12417701	6584197	14251204
1979	12821000	12742320	9656239	15228400
1980	13238000	13154591	10148510	15720671
1981	13669000	13527549	10641468	16213629
1982	14110000	13990123	11144043	16716203
1983	14586000	14469566	11653486	17225646
1984	15077000	14973050	12186970	17759130
1985	15585000	15556837	12730757	18302917
1986	16110000	16072301	13286221	18858381
1987	16335000	16639442	13853362	19425522
1988	16882000	17008519	14214439	19786600
1989	17428000	17512772	14796691	20368852
1990	17890000	18164337	15378257	20950417
1991	18419000	18688205	15902124	21474285
1992	18949000	19258093	16472013	22044173
1993	19478000	19828668	17042588	22614749
1994	20007000	20398557	17612477	23184637
1995	20536000	20968445	18182365	23754526
1996	21124000	21538334	18752254	24324414
1997	22046000	22148748	19362668	24934829
1998	22702000	22988580	20202500	25774661
1999	23382000	23645703	20859622	26431783
2000	24086000	24319310	21533229	27105390
2001	24813000	25009402	22223322	27795483
2002	25565000	25715293	22929212	28501373
2003	26340000	26438355	23652275	29224436
2004	25139000	27177216	24391136	29963297
2005	24963000	26558803	23772723	29344884
2006	24810000	26644442	23858361	29430522
2007	25682000	26745878	23959798	29531959
2008	25895000	27551367	24765286	30337447

2009	26664000	27904201	25118121	30690282
2010	32490000	28638941	25852860	31425021
2011	33338000	32847230	30061149	35633310
2012	34208000	33636233	30850152	36422313
2013	31000400	34440347	31654267	37226428
2014	36004548	32443642	29657562	35229722
2015	35212600	36087418	33301337	38873498
2016	36169123	35749974	32963894	38536054
2017	37139519	36613519	33827439	39399600
2018	38124182	37486594	34700513	40272674
2019	39127900	38369468	35583387	41155548
2020	38150174	39265430	36479350	42051511
2021	37190658	38800380	36014299	41586460
2022	42248900	38347837	35561757	41133917
2023	43324000	42028769	39242688	44814849

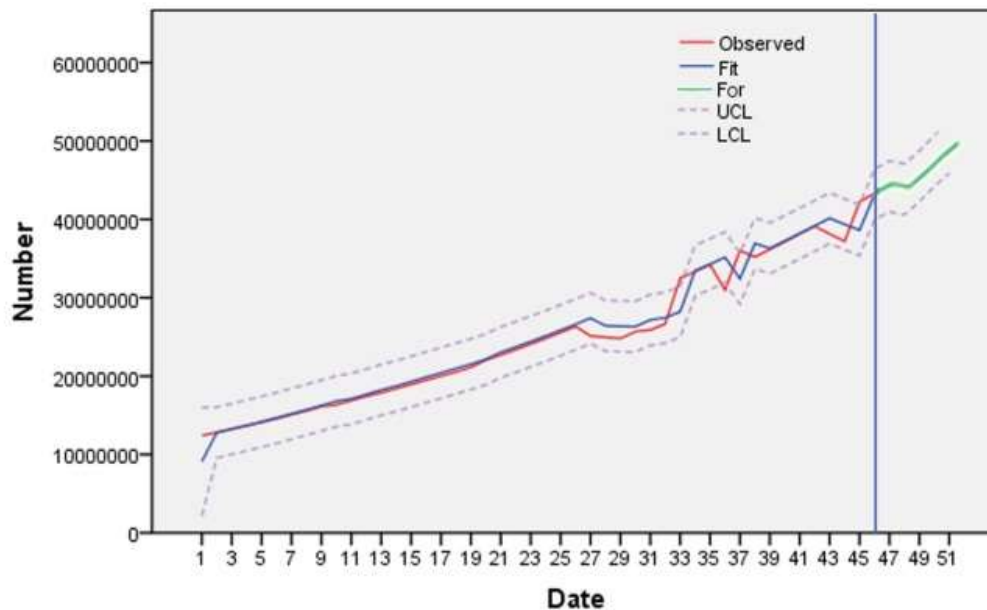
جدول (4): معايير مقارنة النماذج

Model	RMSE	BIC
FARIMA	5.668291	33.657888
HNN	4.178965	31.378953
Hybrid	0.02123	28.550127

التنبؤ: تم التنبؤ باستعمال الانموذج الهجين لخمس سنوات قادمة وكما في الجدول الآتي:

جدول (5): القيم التنبؤية لسلسلة اعداد السكان في العراق للسنوات من 2024 ولغاية 2028

Year	Hybrid Forecast
2024	43787896
2025	44565688
2026	45679031
2027	47459066
2028	50264432



شكل (6): منحني القيم المشاهدة والتقديرية والتنبؤية بتطبيق الانموذج الهجين لسلسلة اعداد السكان في العراق

6. المناقشة والنتائج

جدول (2) وشكل (4) المتضمنة لقيم الحقيقية والمقدرة والحد الأدنى والحد الأعلى لسلسلة اعداد السكان في العراق بموجب FARIMA الذي يتضح بان القيم المقدرة متناسقة مع القيم الحقيقية باستعمال انموذج اريما (ARIMA) لتقدير اعداد السكان في العراق وهذا يدل على انموذج اعطى ملائمة افضل مايكون للجزء الخطي من البيانات اي لحد سنة (2003). اما التنبؤ باستعمال الشبكات العصبية الاصناعية المخفية للسنوات من 2004 ولغاية سنة (2023) كما في الجدول (3) والشكل (5) ايضاً اثبت انموذج دقة وتناسق التقدير اذ كانت القيم المقدرة اقرب للقيم الحقيقية وهذا يدل على ان الانموذج ملائم في تقدير المركبة اللاخطية للسلسلة الزمنية. وان تقديرات سلسلة اعداد السكان في العراق باستعمال الانموذج الهجين المؤلف من دمج تقديرات انموذج اريما وانموذج الشبكات العصبية المخفية كان ذو دقة عالية نسبة الى تقديرات كل انموذج على حدة وهذا ما تبين من خلال اتساق القيم التقديرية مع القيم الحقيقية ويؤكد ذلك جدول (4) الذي يوضح معايير مقارنة النماذج والذي بين ان الانموذج الهجين اعطى اقل جذر متوسط مربعات خطأ واقل قيمة لمعلومات اكاكي . اما الجدول (5) يبين القيم التنبؤية لسلسلة اعداد السكان في العراق للسنوات من 2024 ولغاية 2028 والتي تظهر تزايد في اعداد السكان عن سنة (2023) بما يقارب (6940432) نسمة بحلول عام (2028) .

7. الاستنتاجات

بينت نتائج الجانب العملي افضلية الانموذج الهجين المؤلف من دمج الانموذج التكاملي ARIMA مع انموذج الشبكات العصبية المخفية HNNs في تقدير اعداد السكان في العراق للفترة من (1978) ولغاية (2023) . وان القيم التنبؤية لاعداد السكان في العراق كانت في تزايد لغاية سنة 2028. وان الانموذج اريما كان ملائم للبيانات الخطية في السلسلة الزمنية وانموذج الشبكات العصبية المخفية كان ملائم للجزء اللاخطي في البيانات.

8. التوصيات

من خلال ماتم التوصل اليه من نتائج اوصى الباحثين بضرورة اعتماد تقديرات دقيقة لاعداد السكان في العراق بالاعتماد على المسوح الميدانية وتسجيل دقيق لحالات الولادة والوفاة والهجرة وتنسيق وزارة التخطيط مع وزارة الصحة العراقية ووزارة الهجرة والمهجرين لغرض الوصول الى ارقام دقيقة لاعداد السكان.

المصادر

- [1] Adebiyi, Ayodele Ariyo; Adewumi, Aderemi Oluyinka; and Ayo, Charles Korede, (2014), " Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction ", Hindawi Publishing Corporation , Journal of Applied Mathematics , Volume 2014, Article ID 614342, 7 pages <http://dx.doi.org/10.1155/2014/614342> .
- [2] Ahlburg , Dennis & Cassen , Robert, (2023), " Population and development", LSE Research Online and LSTM model in predicting disease burden of occupational pneumoconiosis in Tianjin, China". BMC Public Health (2022) 22:2167 <https://doi.org/10.1186/s12889-022-14642-3> .
- [3] Askari , Reza Moghadam; Keshmirpour, Mehrnaz, (2011), " Hybrid ARIMA and Neural Network Model for Measurement Estimation in Energy-Efficient Wireless Sensor Networks ", <https://www.researchgate.net/publication/279385869>, Communications in Computer and Information Science.
- [4] Atilla Aslanargun , Mammadagha Mammadov , Berna Yazici & Senay Yolacan, (2007), " Comparison of ARIMA, neural networks and hybrid models in time series: tourist arrival forecasting ", Journal of Statistical Computation and Simulation. Vol. 77, No. 1, January 2007, 29–53.
- [5] Buthaina, Abdul Jader Abdul Aziz, Ali Ahmed Hassan, (2016), "Using hybrid and non-hybrid time series models to predict the numbers of travelers to Baghdad International Airport," Journal of Management and Economics, Al-Mustansiriya University, Thirty-ninth year, issue one hundred and nine.
- [6] C. Montgomery, Douglas; L. Jennings, Cheryl ; Kulahci , Murat , (2015), " Introduction to
- [7] Dutt, Amitava K. and Ros, Jaime, (eds.) (2008), "International handbook of development economics" . Cheltenham, UK : Edward Elgar , pp. 316-327.
- [8] Eswaran , Purwanto Chikkannan ; Logeswaran , Rajasvaran , (2010) , " A Comparison of ARIMA, Neural Network and Linear Regression Models for the Prediction of Infant Mortality

- Rate ", Fourth Asia International Conference on Mathematical/Analytical Modelling and Computer Simulation, IEEE computer and science journal.
- [9] Fang-Mei Tsenga, Gwo-Hshiung Tzengb;_, Hsiao-Cheng Yua, Benjamin J.C. Yuana, (2001), "Fuzzy ARIMA model for forecasting the foreign exchange market", Fuzzy Sets and Systems 118 .
- [10] GE P. Box, GM Jenkins, Time series analysis: forecasting and control, revised ed, (1960)
- [11] GEORGE E. P. BOX; GWILYM M. JENKINS; GREGORY C. REINSEL, (2008), " Time Series Analysis Forecasting and Control ", A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION, FOURTH EDITION
- [12] J. J. Wang, J. Z. Wang, Z.G. Zhang, and S. P. Guo, "Stock index forecasting based on a hybrid model," Omega, vol. 40, no. 6, pp. 758–766, 2012.
- [13] Jan G. De Gooijer, (2017), " Elements of Nonlinear Time Series Analysis and Forecasting ", springer, ISSN 0172-7397 ISSN 2197-568X (electronic) Springer Series in Statistics ISBN 978-3-319-43251-9 ISBN 978-3-319-43252-6 (ebook) DOI 10.1007/978-3-319-43252-6
- [14] Khashei, Mehdi ; Bijari ,Mehdi , (A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting), "", Applied Soft Computing 11 (2011) 2664–2675.
- [15] Kumar , Manish; M. Thenmozhi, (2007), " A Comparison of Different Hybrid ARIMA - Neural Network Models for Stock Index Return Forecasting and Trading Strategy ", SSRN Electronic Journal DOI: 10.2139/ssrn.1009546
- [16] Li , Zeming & Li , Yanning , (2020) , " A comparative study on the prediction of the BP artificial neural network model and the ARIMA model in the incidence of AIDS ", BMC Medical Informatics and Decision Making (2020) 20:143 <https://doi.org/10.1186/s12911-020-01157-3>
- [17] Lou, He-Ren Wang; Xin; Gao, Ya & Zeng,Qiang, (2022), " Comparison of ARIMA model, DNN
- [18] Luc , Lenferink,(2019), " A comparison between artificial neural networks and ARIMA models in traffic forecasting ", Delft Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science), [Computer Science and Engineering](http://resolver.tudelft.nl/uuid:d235cd54-863a-4261-bf57-dd10125299bf), <http://resolver.tudelft.nl/uuid:d235cd54-863a-4261-bf57-dd10125299bf>
- [19] McNicoll, Geoffrey , (2003), " Population and de opulation and development: An intr elopment: An introductory view ", Population Council Knowledge Commons.
- [20] Pandian , Shanthababu , (2023), " Time Series Analysis and Forecasting | Data-Driven Insights ", <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/10/a-comprehensive-guide-to-time-series-analysis>.
- [21] Ramz L. Fraiha Lopes , Simone G. C. Fraiha, Herminio S. Gomes, Vinicius D. Lima, and Gervasio P. S. Cavalcante, (2020), "", Hindawi, International Journal of Antennas and Propagation Volume 2020, Article ID 8494185, 12 pages <https://doi.org/10.1155/2020/8494185>
- [22] Safi , Samir K. & Sanusi, Olajide Idris, (2021) , " A hybrid of artificial neural network, exponential smoothing, and ARIMA models for COVID-19 time series forecasting" , Model Assisted Statistics and Applications 16 (2021) 25–35 DOI 10.3233/MAS-210512 IOS Press.
- [23] Shrivastav AK, Ekata D., "Applicability of Box Jenkins ARIMA model in crime forecasting: 531 A case study of counterfeiting in Gujarat state. Int J Adv Res Comput Eng Technol. 2012;1(4):494-7.
- [24] Stephen, Siamba ; rgwings, Otieno A; Julius, Koech, (2022), " Application of ARIMA, hybrid ARIMA and Artificial Neural Network Models in predicting and forecasting tuberculosis incidences among children in Homa Bay and 3 Turkana Counties, Keny. medRxiv preprint doi: <https://doi.org/10.1101/2022.07.07.22277378>.
- [25] Tarmanini, Chafak; Sarma, Nur; Gezezin, Cenk; Ozgonenel, Okan , (2023), " Short term load forecasting based on ARIMA and ANN approaches ", Energy Reports 9, 550–557 . ESIER.

- [26] Yumeng Xie , Peilin Zhang , and Yanyi Chen, (2021), " A Fuzzy ARIMA Correction Model for Transport Volume Forecast ", Hindawi , Mathematical Problems in Engineering, Volume 2021, Article ID 6655102, 10 pages, <https://doi.org/10.1155/2021/6655102>
- [27] Zhang , G. Peter, (2003), " Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model", Neurocomputing, ESEVIER.



AL- Rafidain
University College

PISSN: (1681-6870); EISSN: (2790-2293)

**Journal of AL-Rafidain
University College for Sciences**

Available online at: <https://www.jrucs.iq>

JRUCS

Journal of AL-Rafidain
University College
for Sciences

Predicting Population Numbers in Iraq using a Hybrid Fuzzy Model

Bashar K. Ali bashar.k@uokerbala.edu.iq Department of Statistics, Faculty of Administration and Economical Kerbala University, Kerbala, Iraq	Mahdi W. Naserallah mehdi.wahab@uokerbala.edu.iq Al-Safwa University College, Kerbala-Iraq
Tahani M. Abbas tahani@pgiafs.uobaghdad.edu.iq Post Graduate Institute for Accounting and Financial Studies, University of Baghdad, Baghdad, Iraq	

Article Information

Article History:

Received: February, 20, 2024
Accepted: April, 12, 2024
Available Online: December,
31, 2024

Keywords:

Fuzzy Integrated mixed model
(FARIMA), Artificial Neural
Network model (ANNs),
Fuzziness, Estimation,
Forecasting, Mean Square Error
(MSE), Bayesian Akaike
Information Criterion (BIC).

Correspondence:

Bashar K. Ali
bashar.k@uokerbala.edu.iq

Abstract

The Integrated mixed model (ARIMA) is a popular model for forecasting unstationary linear time series that combines the autoregressive (AR) model and the moving average (MA) model by including the integral part that changes the time series to make it stable. At the same time, prediction with hidden artificial neural networks (HANNs) is an alternative to linear methods. But often we encounter complex data, which means that there are two or more main components in the data, a linear component and a non-linear component, and these components can be interwoven together so that the overall effect is a mixture of the two effects, with each component having its own effect on the data. Also, we may find time series observations in the real world that suffer from inaccuracy in their measurements, and one of these phenomena is the population numbers in Iraq from 1978 to 2023, the majority of which depends on estimation and no accurate measurements are available. In this research, a fuzzy hybrid time series forecasting method (FHHAA) was proposed, a mixture of the (FARIMA) model and the (HANNs) model, then forecasting the population numbers in Iraq and comparing the proposed model with the (FARIMA) model, the (HANNs) model, (HANNs) and the non-fuzzy hybrid model using comparison criteria, Root Mean Square Error (RMSE), Bayesian Akaike Information Criterion (BIC). It was concluded that the proposed Fuzzy Hybrid Model (FHHAA) is better than the basic models because it recorded the lowest criteria's. The estimated values of population numbers were more consistent according to the (FHHAA) model. The population numbers in Iraq were predicted for the years (2024-2028), and it was shows an increase in the population from the year (2023) by approximately (6,940,432) people by the year (2028).

DOI: <https://doi.org/10.55562/jrucs.v56i1.4>