Electronic Forecasting of Women's Jumping Events using Neural Networks

Fares Ghanem Ahmed

Aida Younis Muhammad

Hala Nafi Fathi

College of Dentistry Medicine,
University of Mosul, Mosul, Iraq

College of Sports Training
University of Mosul, Mosul, Iraq

Received on: 16/10/2012

Accepted on: 30/01/2013

ABSTRACT

The aim of this research is to use neural network in future forecasting field to show the of jumping competitions in international Olympics for (2016-2024).

Expert system named (AAA) is designed by using neural network in future forecasting field for period chain of data from 1984 to 2012, which represents 8 years period. The data represent the first three winners in running competition for (100 m., 200 m., 400 m., 100 m. Hurdles, 400 m. Hurdles, 4×100 Relay, 4×400 Relay), The prepared programs for this research has been done C++. Then it forecast three future levels represented in (2016, 2020, 2024), where the Olympic Cycle take place each 4 years.

Throughout the results it found that forecasting values are the best by using neural networks then other traditional methods used before.

This paper is depended on the results of athletes who take Olympic medals in women jumping events (long, triple, high and pole-vault) in 8 Olympic cycles, since Tokyo cycle (1984) till the last Olympic cycle in (2012). The cycle on (1984) was used as the beginning of study as it considered as the first Olympic cycle.

Keywords: forecasting, neural network, expert system, jumping competitions.

التنبؤ الالكتروني لفعاليات الاركاض للنساء باستخدام الشبكات العصبية

هالة نافع فتحي

عائدة يونس محمد

فارس غانم أحمد

كلية التربية الرياضية

كلية طب الأسنان

جامعة الموصل، الموصل، العراق

جامعة الموصل، الموصل، العراق

تاريخ قبول البحث: 2013/01/30

تاريخ استلام البحث: 2012/10/16

المخلص

ويهدف البحث إلى استخدام الشبكات العصبية في مجال التنبؤ المستقبلي لغرض تحديد مواصفات الفائزين الأوائل في مسابقات الاركاض للنساء في الأولمبياد العالمية للأعوام (2016-2024) إذ تم تصميم نظام خبير باسم (AAA) باستخدام الشبكات العصبية في مجال التنبؤ المستقبلي لبيانات سلسلة زمنية للفترة من (1984) ولغاية (2012) ولكل 4 سنوات، أي تمثل 8 فترات زمنية لبيانات تمثل الفائزين الثلاثة الأوائل في: مسابقات الاركاض (100م حرة، 200م حرة، 400م حرة، 100م حواجز، 400م حواجز، 100*4م للنساء، 400*4م للنساء)، باستخدام برنامج أعد لهذا الغرض وباستخدام لغة (C++)، وتم التوصل إلى النتائج التي تمثل التنبؤ لثلاث سنوات مستقبلية متمثلة بالأعوام (2016، 2020، 2024)، إذ أن الدورة الأولمبية تجري كل أربع سنوات. ومن خلال النتائج تم التوصل إلى أن القيم المتنبأ بها بالطريقة المستخدمة هي أفضل من الطرائق التقليدية المستخدمة في التنبؤ سابقاً.

لقد استند البحث على نتائج حاملي الميداليات الأولمبية في مسابقات الأركاض للنساء المذكورة في أعلاه في 8 دورات أولمبية متتالية ومنذ دورة عام (1984) وحتى آخر دورة أولمبية في عام (2012)، واعتمدت دورة عام (1984) نقطة بداية السلسلة لأنها أول دوره أولمبية.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، الشبكات العصبية، النظام الخبير، مسابقات الاركاض.

1- المقدمة:

تعد عملية التنبؤ بالقيم المستقبلية من الأهداف الأساسية للعلوم الإحصائية حيث إن للتنبؤ أهمية كبيرة في عملية التخطيط واتخاذ القرارات في المجالات كافة، وعن طريق التنبؤ نستطيع التعرف على الظروف والحالات المحيطة بالمشكلة قيد الدراسة قبل اتخاذ أي قرار. لذلك فإن موضوع التنبؤ قد لاقى وياقي اهتماما كبيرا ومتزايدا من قبل الباحثين وأصحاب القرارات.

وقد أهتم الباحثون بتطوير الأساليب المختلفة لغرض إجراء التنبؤ، ويعد التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية (Neural Network) من أحدث طرائق التنبؤ بالنظام العالمي، إذ لازالت البحوث مستمرة في هذا المجال للتعرف على فعالية ذلك الأسلوب.

ويمكن القول أن الغاية الأساسية من طرائق السلاسل الزمنية تتمثل بالحصول على نماذج يمكن استعمالها لوصف المشكلة، ومن ثم التنبؤ بمستقبل الظاهرة المدروسة. إن التنبؤ يعتمد أساساً على تقديرات معلمات النموذج الملائم لبيانات السلسلة الزمنية [2]. وتكمن أهمية البحث كونه دراسة تتابعيه دقيقة مستندة على النتائج المتحققة في مسابقات الاركاض للنساء في 8 دورات أولمبية متتالية، إذ ستلقي نتائج هذا البحث الضوء على الإنجازات المتوقعة أي المتنبأ بها في ثلاث دورات أولمبية مستقبلية للسنوات (2016-2024) في مسابقات الأركاض (100م حرة، 200م حرة، 400م حرة، 100م حواجز، 400م حواجز، 100*4م للنساء، 400*4م للنساء) [3].

تزداد أهمية التنبؤ في السلاسل الزمنية بشكل مطرد وذلك لعلاقته الوثيقة بعجلة التطور لمختلف العلوم، وفي السنوات الأخيرة نجد أن اهتمامات الباحثين قد تزايدت في تطوير أساليب التكهّن وذلك باستخدام مختلف التقنيات الحديثة مثل الشبكات العصبية. وقد قدم كل من [10] بحثاً لنقل حالة التشويش (Noise) في التكهّن للسلاسل الزمنية، واستخدمت شبكات عصبية متعددة الطبقات مع إمكانية تصفية البيانات من أي ضوضاء أي تكون (Smoothing). كما استخدمت طريقتان للمقارنة هما: التعيم باستخدام الطرائق الإحصائية والتتعيم باستخدام خطأ التنبؤ، وتوصلاً إلى أن التنبؤ بالتشويش للسلسلة الزمنية التي استخدمت الشبكات العصبية متعددة الطبقات أفضل من النموذج الذي استخدم خطأ التكهّن.

واستخدمت الباحثة أمين بك [2] الشبكات العصبية في التكهّن بسلاسل زمنية وبالتطبيق على استهلاك الطاقة الكهربائية واعتمدت على احد نماذج السلاسل الزمنية في الشبكات العصبية.

3- هدف البحث:

يهدف البحث إلى استخدام الشبكات العصبية في مجال التنبؤ المستقبلي، لغرض تحديد والتعرف على مواصفات الفائزين الأوائل في مسابقات الأركاض للنساء في الأولمبيات العالمية للسنوات (2016-2024).

4- الجانب النظري:

تستخدم السلاسل الزمنية بشكل واسع لدراسة تغير الظاهرة خلال فترة من الزمن كما تستخدم للتنبؤ بتغير هذه الظاهرة في المستقبل، وذلك لسهولة إجراء الدراسة من جهة، وسهولة الحصول على المعلومات بالكمية والنوعية المناسبة والنتائج الجيدة التي يمكن التوصل إليها عند استخدام الطرائق والمعادلات والمعلومات المناسبة من جهة أخرى. فتحليل السلسلة الزمنية، هو معرفة التغيرات التي تطرأ على الظاهرة موضوع البحث خلال مدة معينة وتحليل تلك التغيرات إلى أنواعها المختلفة ثم قياسها وتحديد نماذج التغير الحالية للسلسلة الزمنية وإعطاء فكرة عن النماذج المستقبلية، وتستخدم هذه النماذج من قبل إدارة الشركات في التنبؤ والضبط والتخطيط [1].

وتعرف السلسلة الزمنية: بأنها إذا كانت (X_t) تمثل المشاهدة في السلسلة الزمنية، فإن المتتابعة (Sequence) من المتغيرات العشوائية المرتبة (Ordered Random Variables) $(X_t ; t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots)$ معرفة في فضاء احتمال متعدد الأبعاد (Multi Dimensional Probability) [11].

4-1-1 النماذج الرياضية للسلاسل الزمنية: Mathematical Models for Time Series

4-1-1-1 نموذج الانحدار الذاتي: Autoregressive Model

يقال للعملية التصادفية $(X_t ; t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots)$ بأنها عملية انحدار ذاتي برتبة P (Autoregressive of Order P) والذي يرمز له بالرمز $(AR(P))$ إذا حققت المعادلة التالية:

$$X_t = a_1 x_{t-1} + a_2 x_{t-2} + \dots + a_p x_{t-p} + e_t \quad \dots(1)$$

حيث أن: $a_1, a_2, \dots, a_p$ معاملات الانحدار الذاتي Autoregressive Parameters

e_t : الخطأ العشوائي عند الزمن t ، وهو عملية عشوائية مجردة (تشويش أبيض). [9]

4-1-2 نموذج الأوساط المتحركة: Moving Average Model

يقال للعملية التصادفية $(X_t ; t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots)$ بأنها عملية أوساط متحركة برتبة q (Moving Average of Order q) ويرمز لها بالرمز $(MA(q))$ إذا تحققت المعادلة التالية:

$$X_t = e_t + b_1 e_{t-1} + b_2 e_{t-2} + \dots + b_q e_{t-q} \quad \dots(2)$$

حيث أن: $b_1, b_2, \dots, b_q$ معاملات الأوساط المتحركة Moving Parameters Average

e_t : الخطأ العشوائي. [9]

4-1-3 النماذج المختلطة ذات انحدار ذاتي وأوساط متحركة:

Autoregressive Moving Average Models (ARMA)

إن العناصر الأساسية لنموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة يمكن أن تدمج للحصول على تشكيلة من النماذج تسمى نماذج انحدار ذاتي ذي أوساط متحركة برتبة (p, q) $(ARMA(p, q))$ وتكون بالشكل الآتي:

$$X_t = a_1 x_{t-1} + \dots + a_p x_{t-p} + e_t + b_1 e_{t-1} + \dots + b_q e_{t-q} \quad \dots(3)$$

4-1-4 معيار أكايكي للمعلومات: Akaike's Information Criterion

ظهرت في بداية السبعينات بعض المعايير لتشخيص النموذج المطلوب دون الاعتماد على دوال الارتباط، فقد اقترح العالم الياباني (Akaike) معياراً عاماً في تطوير ونمذجة السلاسل الزمنية يدعى (AIC)

(Akaike's Information Criterion)، ويستخدم هذا المعيار في تشخيص رتب نماذج السلاسل الزمنية [4]، كما يمكن استخدامه في مجالات إحصائية أخرى. وتحسب قيمة (AIC) كما يلي:

$$AIC_k = n \ln(\sigma_e^2) + 2k \quad \dots(4)$$

حيث أن: n حجم العينة.

σ_e^2 تباين البواقي Residuals Variance.

k عدد معلمات النموذج المقدرة.

2-4 الشبكات العصبية الاصطناعية: Artificial Neural Networks (ANN)

تعنى الشبكة العصبية بحقل تقنية المعلومات، وهي نظام من البرامج وهياكل البيانات التي تقارب عمل الدماغ البشري، فتتضمن الشبكة العصبية عدداً كبيراً من المعالجات التي تعمل على التوازي. تبدأ الحالة الابتدائية للشبكة العصبية بعملية "التدريب" أو تلقي كميات من البيانات والقواعد عن العلاقات بين تلك البيانات ثم يوجهها البرنامج إلى كيفية الاستجابة إلى المؤثرات الخارجية والتي يمكن أن تكون مدخلات من الشخص الذي يستخدم النظام، أو يمكن أن يبدأ البرنامج ذاته بتنفيذ مهمة معينة [6].

إن المفتاح لأنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، هو الهيكل لنظام معالج البيانات الذي يقوم بربط وتنظيم عدد كبير من عناصر المعالجة المرتبطة داخلياً (العصبونات) والتي تعمل بانسجام، وتتم الإشارات بين العقد (العصبونات) عبر خطوط ربط ويرفق كل خط بوزن معين، وتضرب الإشارات الداخلة إلى العقدة (العصبونة) بهذه الأوزان وتجمع المدخلات الموزونة في العقد أو العصبونات وبعد ذلك يتم معالجة مخرجات كل عقدة بواسطة دالة غير خطية ذات عتبة معينة (Threshold) تعرف بدالة التنشيط (Activation Function) والشكل (1) يوضح شبكة عصبية اصطناعية بسيطة [5].

شكل (1). مخطط عمل الشبكة العصبية الاصطناعية

- إن الشبكات العصبية أعطت حلولاً ذات كفاءة عالية للكثير من التطبيقات في العديد من المجالات منها: [2]
- تمييز الأنماط والتعرف على الصور.
- القدرة على التعرف على الصور المشوهة.
- إكمال الصور التي فقدت جزء منها، مثل الصور المرسلّة بواسطة الأقمار الصناعية.
- عمليات التصنيف إلى عدد من الفئات

4-2-1 الشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي: Back Propagation Neural Networks

إن شبكات التغذية الخلفية أو العكسية يمكنها أن تمتلك إشارات تتحرك أو تنتقل في كلا الاتجاهين بواسطة دارات في الشبكة. وهي قوية ومعقدة جداً، وهي شبكات حركية يتغير استقرارها باستمرار إلى حين الوصول إلى نقطة التوازن، أي يتغير الإدخال وعندئذ تحتاج إلى إيجاد توازن جديد [10].

تستند الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي للخطأ على مفهوم تدريب الشبكة المعتمد على متوسط مربع الخطأ، وذلك بإيجاد القيمة الصغرى لمربع الخطأ لقيمة المخرجات المحسوبة من قبل الشبكة، حيث تُحدّث الأوزان بين الطبقات لحين الوصول إلى الأوزان المثلى التي تعطي أفضل توفيق للنموذج. إن الانتشار العكسي للخطأ يستخدم التعلم بإشراف (Supervised Learning) وهذا يعني تزويد الشبكة بمثال الإدخال والإخراج المطلوب حسابه، ويحسب الخطأ (الفرق بين القيم الحقيقية والمتوقعة). وفكرة شبكة الانتشار العكسي هو تقليل الخطأ إلى أن تتعلم الشبكة عن طريق التدريب، ويبدأ التدريب بأوزان عشوائية بهدف تكييف الشبكة إلى أن يصل الخطأ إلى أقل ما يمكن. [7]

4-2-2 خوارزمية الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي:

إن خوارزمية شبكة الانتشار العكسي للخطأ من أهم خوارزميات شبكات التدريب وتعتمد على اختيار دالة خطأ مناسبة والتي تتحدد قيمتها بالنتائج الحقيقية (Actual) والقيم المطلوبة الحصول عليها (Desired) والتي تعتمد أيضاً على معالم الشبكة مثل الأوزان والعتبة:

$$\mu = \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad \dots(5)$$

$$Y = f(\mu - \theta) \quad \dots(6)$$

حيث أن:

$(X_1, X_2, \dots, X_n)$ تمثل المدخلات.

$(W_1, W_2, \dots, W_n)$ تمثل الأوزان.

μ = يمثل حساسية العصيون.

θ = تمثل العتبة.

Y = تمثل مخرج الشبكة.

$f(.)$ = تمثل الدالة الحساسية.

فان خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ يمكن أن تنفذ بطريقتين on-line mode و batch mode، في نموذج on-line فان دالة الخطأ تحسب بعد كل نموذج إدخال وإشارة الخطأ تبث رجوعاً خلال الشبكة وتعديل

الأوزان ودالة الخطأ المحسوبة هي متوسط مربعات الخطأ (Mean Square Error (MSE)) بين القيم الحقيقية والقيم المرغوب بها، والأوزان الجديدة تستخدم في حساب النموذج. وتمثل جميع النماذج يسمى التكرار Iteration. أما نموذج (Batch Mode) فإن إشارات الخطأ يعاد حسابها لكل إدخال، والأوزان تعدل وتكيف عندما يقيم إدخال القيم جميعاً، ودالة الخطأ تحسب مجموعة الخطأ (MSE) لكل الإشارات وجميع النماذج قبل تمثيل النموذج التالي، مما يعني أن هذا النموذج يقوم بحساب (MSE) لكل وحدات المخرجات أو لجميع النماذج. [8]

3-4 التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية:

يعد التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية من الأساليب الحديثة التي لاقت اهتماماً واسعاً في مجالات متعددة منها التنبؤ بأسعار العملات، والموارد المالية وغيرها. واستخدمت بشكل واسع لكونها لا تحتاج إلى شروط صارمة ودقيقة لغرض التنبؤ، كما أنه يمكن تفسير سلوك البيانات غير الخطية، ويمكن تلخيص عمل شبكة الانتشار العكسي للخطأ في التنبؤ بالخطوات الآتية: [13].

الخطوة الأولى: اختيار المتغيرات Variables Selection: إذ يجب اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلاً جيداً.

الخطوة الثانية: معالجة البيانات Data Processing: إجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة مثل تحديد الاتجاه العام، التركيز على العلاقات بين المشاهدات، إيجاد توزيع البيانات.

الخطوة الثالثة: تقسيم البيانات إلى المجاميع Divide Data Into Sets: تقسم البيانات المتوفرة إلى مجاميع التالية:

- 1) مجموعة التدريب Training Set: مجموعة تعلم وتحديد نموذج للبيانات.
 - 2) مجموعة الاختبار Testing Set: والتي يمكن عن طريقها تقرير مهارة الشبكة الافتراضية وإمكانية استخدامها بصورة عامة.
 - 3) مجموعة الشرعية Valid Action Set: وهي مجموعة لإجراء اختبار نهائي لأداء الشبكة.
- الخطوة الرابعة: نموذج (مثال) الشبكة العصبية Neural Network Paradigms: عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب اختيار الآتي:

- عدد العصبونات للإدخال والذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة.
 - عدد الطبقات المخفية والذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة.
 - عدد العصبونات المخفية والذي يحدد عن طريق التجربة.
 - عصبون الإخراج والذي عادة يساوي واحد.
- الخطوة الخامسة: معيار التقييم Evaluation Criteria: إن معيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الأخطاء Mean Square Error (MSE).

الخطوة السادسة: تدريب الشبكة Neural Network Training وتضم هذه الخطوة:

- تعليم النموذج: إيجاد مجموعة الأوزان بين العصبونات والتي تحدد أقل قيمة لمربع الخطأ.
 - خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ: تستخدم خوارزمية التدريب لتقليل الميل.
- الخطوة السابعة: التنفيذ Implementation: وهي من أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير في دورة وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات،

ويتم بناء الشبكات العصبية عن طريق البرمجة (أي أن الشبكة العصبونية هي عبارة عن برنامج حاسوبي) ويتكون من عدد كبير من الدورات التي يزيد استعمالها لحل مشكلة معينة [2]. ويوضح الشكل رقم (2) خوارزمية تدريب الشبكة ذات الانتشار العكسي للخطأ.

شكل (2). خوارزمية تدريب شبكة الانتشار العكسي

5- الجانب التطبيقي:

من الأمور التي تشجع على استخدام الشبكات العصبية في معالجة السلسلة الزمنية التي نحن بصدها هو أن هذه السلسلة ليست ذات مواصفات قياسية (كونها غير مرحلية)، كما أن عملية تحويلها تأخذ فروقات ليست محبذة دائماً ما لم يكن التوزيع الاحتمالي للسلسلة الأصلية طبيعياً (Normal). لقد تم تصميم برنامج حاسوبي بعنوان (AAA) للحصول على قيمة التنبؤ للسلسلة الزمنية للمشاهدات دون الحاجة إلى معالجة عدم المرحلية. وأن أول خطوة في استخدام البرنامج هو تحديد المدخلات للشبكة العصبية،

حيث أن المدخلات هي نتائج حاملي الميداليات الأولمبية في مسابقات الأركاض (100م حرة، 200م حرة، 400م حرة، 100م حواجز، 400م حواجز، 100م للنساء، 400م للنساء) في 8 دورات أولمبية متتالية للنساء، وتحديد عدد العقد المخفية والذي يتم من خلال التدريب، إذ يتضمن إجراء العديد من التجارب الحاسوبية. وكذلك يمكن حسابه من خلال المعادلة التالية التي قدمها [14].

$$N_{hidden} \leq \frac{N_{train} E_{tolerance}}{N_{pst} + N_{output}} \quad \dots(7)$$

حيث أن:

N_{hidden} : يمثل عدد العقد المخفية.

N_{train} : يمثل عدد مرات التدريب.

$E_{tolerance}$: يمثل مقدار الخطأ الاحتمالي

N_{pst} : يمثل عدد البيانات التي تم إجراء التدريب عليها.

N_{output} : يمثل عقد المخرجات.

وفي هذا البحث تم تثبيت مقدار الخطأ $E_{tolerance}$ كي يكون (0.01) وعدد المرات التدريب $N_{train} = 200$ و $N_{pst} = 1$ وبتطبيق المعادلة (7) نجد أن:

$$N_{hidden} \leq \frac{2N_{pts}}{N_{pts} + 1}$$

وتم اختيار عدة نماذج من البيانات وتبين أن النموذج الملائم للبيانات ولجميع (الألعاب) هو (ARIMA) وتم تصميم برنامج بلغة (C++) وباستخدام الشبكات العصبية للنموذج (ARIMA)، تم فحص السلسلة وتحليلها من حالة عدم الاستقرار إلى حالة الاستقرار وجعلها مستقرة حول الوسط الحسابي والتباين ومن ثم رسم سلسلة النموذج للانحدار الذاتي والذاتي الجزئي (Autoregressive & Partial Autoregressive Model) لغرض اختيار النموذج الملائم، ومن ثم تم أخذ عدة احتمالات للنموذج المنتخب من درجات مختلفة ودرجات إزاحة مختلفة. وتم التوصل إلى أن النموذج الملائم للبيانات كان من نوع (ARIMA (1,1,1)). وتم تصميم برنامج بلغة C++ واستخدام تقنية الشبكات العصبية لغرض التنبؤ بالنتائج واعتماداً على البيانات المذكورة سابقاً.

أما لاختيار عدد العصبونات المخفية، فقد استخدمت جميع المشاهدات وأجري الاختيار باستخدام شبكة الانتشار العكسي للخطأ المعياري أكايكي (AIC) وتم تدريب الشبكة باستخدام عدة عصبونات مخفية أفضلها كان عددها (7) والجدول (1) يوضح مقدار الخطأ المعياري المطلق (AIC) للمسابقات الأولمبية للأوائل الثلاثة في الأركاض للنساء.

الجدول (1). اختيار عدد العصبونات المخفية

الألعاب	القيمة المطلقة AIC_1	القيمة المطلقة AIC_2	القيمة المطلقة AIC_3	عدد العصبونات المخفية
100 m	0.4121	0.2361	0.0212	7
200 m	0.0203	0.2214	0.0206	7
400 m	0.0190	0.2041	0.1931	7
100 Hurries	0.2311	0.2072	0.2092	7
200 Hurries	0.2063	0.0280	0.1972	7
4*100 Relay	0.0201	0.0202	0.1041	7

7	0.1003	0.0221	0.1592	4*400 Relay
---	--------	--------	--------	-------------

في هذه الاختبارات تم تثبيت عدد مرات التدريب باعتمادها (200) تكرار وقيمة مربع الخطأ (MSE=0.01) وكانت الأوزان (0.55) وبذلك عد أفضل عدد للعصبونات هو (7) في مسابقات الأركاض للنساء، وذلك لأن القيمة المطلقة AIC في هذه الحالات هي الأقل.

وفي هذا الاختبار استخدمت شبكة عصبية ذات الانتشار العكسي للخطأ بعدد عصبونات (7) على التوالي للأوائل للفعاليات الثلاث وبعد الاختبار تم اختيار عدد مرات التكرار كي يكون 200 تكرار للحصول على أقل قيمة إكايكي AIC. وقد تبين أن أفضل شبكة (Best Network) عند (200) تكرار.

ولغرض التطبيق العملي للشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي للخطأ فقد استخدم برنامج حاسوبي مصمم بلغة القيمة المطلقة C++ للتوصل إلى قيم التنبؤ وحساب المعلومات الإحصائية وتم بناء شبكة عصبية ذات انتشار عكسي للخطأ للمشاهدات الأصلية وباستخدام العقد المخفية (Hidden Nodes) لكل مسابقة (7)، وكما موضح في الجدول أعلاه، وطبقتين مخفيتين (Hidden Layers Nodes) حيث يبدأ التدريب بأوزان عشوائية ثم تطبيق الصيغ الخاصة بالانتقال الأمامي الآتي:

$$XO_i = \text{seg}(X_i + I * W_j) \quad \dots(8)$$

حيث أن:

XO_i : المخرجات من طبقة الإدخال إلى الطبقة المخفية.

X_i : المدخلات.

I : التكرار.

W_j : الأوزان الابتدائية.

ولحساب مخرجات الطبقات المخفية تستخدم الصيغة:

$$OL(J) = \text{seg} \left[\sum_{i=0}^N \times O[i] * W[J][i] \right] \quad \dots(9)$$

حيث أن:

J : الطبقة المخفية في هذا التطبيق.

N : عدد المشاهدات. وتحسب في طبقة الإخراج وفق الصيغة:

$$O1 = \text{seg} \left[\sum_{i=1}^7 OL(J, i) * WO_i \right] \quad \dots(10)$$

حيث أن:

$$WO_i = n * Z * O_L(n, i) \quad \dots(11)$$

η : معدل التعلم.

O_L : مخرجات الطبقة المخفية.

WO_i : الأوزان في طبقة الإخراج.

Z : d حسب وفق الصيغة التالية:

$$Z = od - O * \text{seg}D(out) \quad \dots(12)$$

حيث أن:

Od : الإخراج المتوقع.

O : الإخراج الفعلي.

$Seg D$: ما يكافئ مشتقة دالة Sigmoid.

ويحسب الخطأ المطلق للانتقال الأمامي بالصيغة التالية

$$e = |od - o| \quad \dots(13)$$

أما الانتقال الخلفي فيحسب وفق الصيغ التالية:

$$OL_{2,i} = Z * WO_i * segD(oL_{2,i}).$$

$$W_{i,j} = Wij + \eta * OL_{1,i} * OL_{2,i}$$

$$OL_{1,i} = \sum_{j=1}^2 OL_{2,j} * W_{i,j} * segD(OL_{1,i}) \quad \dots(14)$$

$$Wli = wli + \eta * OL_{1-i}.$$

ويحسب الخطأ الكلي للشبكة كما يلي:

$$E = e / \sum I$$

ويستمر التدريب للشبكة لحين الوصول إلى قيمة الخطأ المحدد للشبكة (0.01)، ومن خلال تدريب الشبكة العصبية تم التوصل إلى قيم التنبؤ وحساب المعلومات الإحصائية. والشكل (3) يوضح نتائج الشبكة العصبية والأوزان الناجحة من مسابقات الاركاض للنساء الثلاثة الأوائل.

فعالية (100M)

فعالية (200M)

فعالية (400M)

فعالية 100m Hurdles

فعالية 400m Hurdles

فعالية 4x100 Relay

فعالية 4x400 Relay

الشكل (3). نتائج الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي للخطأ

وبعد إتمام عمليات تدريب الشبكة العصبية لنتائج مسابقات الاركاض للنساء في الدورات الأولمبية للسنوات السابقة ومن خلالها تم الحصول على قيم تنبؤية للمسابقات أعلاه وحسب المراكز الثلاث الأوائل وفق جدول (2) التالي:

جدول (2). يبين القيم التنبؤية للمسابقات حسب المراكز في الشبكات العصبية

المراكز	السنوات	100m	200m	400m	100 Hurties	200 Hurties	4*100 Reloy	4*400 Reloy
الأول	2016	10.77	22.1	48.98	12.37	50.02	41.99	3.17
	2020	10.93	22.5	48.98	12.54	52.64	41.99	3.18
	2024	10.95	21.92	48.98	12.58	52.85	41.99	3.19
الثاني	2016	10.92	22.3	49.70	12.37	53.08	42.61	3.22
	2020	10.98	22.4	49.46	12.46	53.70	42.60	3.23
	2024	10.99	22.10	49.89	12.95	53.77	42.55	3.29
الثالث	2016	11.6	22.17	49.63	12.48	53.22	42.70	3.33
	2020	11.5	22.17	49.64	12.64	53.44	42.75	3.33
	2024	11.1	22.17	49.65	12.76	53.48	42.72	3.34

شكل (4). تبين نتائج القيم التنبؤية للمسابقات حسب المراكز في الشبكات العصبية.

الاستنتاجات:

إن أهم الاستنتاجات التي تم التوصل إليها من خلال هذه الدراسة هي تفوق الشبكات العصبية على الطرائق الكلاسيكية حيث تم الحصول على نتائج ذوات قيم أقل للمعايير الإحصائية المستخدمة لحساب خطأ التنبؤ، لذلك تعد الشبكات العصبية الاصطناعية هي الطريقة الأفضل والأكثر دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية قيد الدراسة، مما يشجع استخدام هذا الأسلوب في التنبؤ بالسلاسل الزمنية المختلفة.

المصادر

- [1] أبو زينة، د. فريد كامل: "الإحصاء في التربية العلوم الإنسانية"، مطبعة الأردن، 2005.
- [2] أمين بك، حمزة: (2005)، "استخدام الشبكات العصبية في التكهّن للسلاسل الزمنية بتطبيق على استهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الموصل"، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية العلوم جامعة الموصل.
- [3] الطالب، ضياء مجيد: (2000)، "الانجازات المتوقعة بمسابقات الطفر والقفز في دورة سدني الاولمبية عام 2000 وما بعدها عام 2004"، مجلة الراافدين للعلوم الرياضية، جامعة الموصل.
- [4] العبيدي، عبد الغفور جاسم: (1989)، "تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة في مدينة الموصل"، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية العلوم، جامعة الموصل.
- [5] آل مراد، عائدة يونس محمد: (2011)، "مقارنة بين الانحدار الكلاسيكي والشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بمستويات نتائج بحوث طلبة كلية التربية الرياضية/ جامعة الموصل"، وقائع المؤتمر الرابع لبحوث الطلبة، كلية التربية الرياضية، جامعة الموصل.
- [6] الموسوعة العربية للكمبيوتر والانترنت. (2011) [Http://www.4arab.com.mejhar_php](http://www.4arab.com.mejhar_php).
- [7] الناصر، عبد المجيد حمزة والعبيدي، مروان عبد الحميد، (2003)، "استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ المستقبلي بقيم السلاسل الزمنية غير المنتظمة في طول الموسمية، المجلة للعلوم الإحصائية المجلد 3، العدد 6، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.
- [8] Ampazis, N. (1998). "Introduction to Neural Networks", www.iit-nrcps.ariadneet.gr/neural/index
- [9] Makridakis, Spyros; Wheel Wright, Steven C., and Hyndman, Rob J.d. So, (1998), "FORECASTING Method and Applications", 3rd ed., John Wiley n, Inc., USA.
- [10] Ostrich U. and dobnikar A., (2001), "wave based smoothing in time series prediction with normal networks", university of Ljubljana faculty of computer and information science Slovenia.
- [11] Rao, V. B. and Rao, H.V. (1993), "C++ Networks and Fuzzy Logie", MISPress.
- [12] Smith, Leslie (2003), "An Introduction to Neural Networks", Department of Computing and Mathematics, university of Stir Ling. UK.
- [13] Sinha, H. (2002) "Designing a Neurad Network for forecasting Financial and Econ omic time Series", June 4th, INDE593.
- [14] Lin, Feng; Yu, Xing Huo; Gregor, Shirelyand Irons, Richard, (1995), "Time Series Forecasting wi NetworksInternational, Volume 02, IssN 1320-0682, Australia.