

دراسة مقارنة شبكتي كوهين والانتشار العكسي لتمييز الحرف العربي المطبوع

خليل ابراهيم السيف^(١)

هدية صالح محمد^(٢)

نجلاء متي اسحق^(٣)

المخلص

تم في هذا البحث دراسة مقارنة بين طريقتين لتمييز الحرف العربي، الأولى باعتماد المدرج التكراري لاستخلاص خواص صور الحروف العربية التي تم استخدامها في شبكة كوهين العصبية لغرض تمييز الحروف العربية، والطريقة الثانية تم فيها اعتماد العزوم السبعة لاستخلاص خواص صور الحروف العربية وحساب قيم تلك العزوم، ومن ثم إدخالها إلى شبكة عصبية ذات الانتشار العكسي لغرض تمييز الحروف العربية. تم في الطريقة الأولى تدريب شبكة كوهين العصبية على قيم التدرجات التكرارية العمودية لمجموعة من الحروف شملت (ث، ح، د، ر، س، ض، ط، غ، ق، ن)، وتم الاختبار على مجموعة من صور الحروف المشوشة (تحتوي على ضوضاء)، وكانت نتائج الاختبار متوافقة مع نتائج الاختبار الأول. وأعيد تدريب الشبكة على قيم التدرجات التكرارية الأفقية لمجموعة الحروف نفسها، وكانت نتائج الاختبار اقل دقة أدنى من النتائج التي تم الحصول عليها مع اعتماد المدرج التكراري العمودي. وكانت نتائج الاختبار صحيحة بنسبة تصل إلى ٦٦٪. كما تم تدريب شبكة الانتشار العكسي بعدة أشكال على العزوم السبعة لمجموعة من الحروف ضمت (ا، ب، ح، ع، س، ظ، ر، ذ، ف، ك) وتم استخدام عدة أنواع من دوال التدريب المستخدمة مع شبكة الانتشار العكسي. كانت نسبة الاختبار متقاربة بنسبة ٧٥٪. عليه تبين بشكل واضح أن اعتماد المدرج التكراري العمودي مع شبكة كوهين العصبية يعطي نتائج ذات دقة أكبر من المدرج التكراري الأفقي مع شبكة كوهين العصبية والعزوم السبعة الثابتة مع شبكة الانتشار العكسي العصبية. علما انه عند

(١) قسم علوم الحاسبات - كلية علوم الحاسبات والرياضيات/جامعة الموصل.

(٢) قسم علوم الحاسبات - كلية علوم الحاسبات والرياضيات/جامعة الموصل.

(٣) كلية الزراعة والغابات/جامعة الموصل.

اعتماد المدرجين معا أعطى نتائج غير جيدة مع شبكات عصبية أخرى فضلاً عن شبكة كوهين العصبية.

Abstract

In this research it has been compared between two methods used to recognize Arabic character, the first based on histogram technique to extract the characteristic for the images of Arabic characters, and used with Kohonen neural network to recognize the Arabic characters. The second method was reliance on the seven invariant moment that extracted from Arabic characters the adopted by back propagation neural network for Arabic character recognition. In the first method, the Kohonen neural network has been trained on vertical histogram values for a set of letters (ث، ح، د، ر، س، ض، ط، غ، ق، ن) and also it has been tested on a set of noisy letters images, and the results were achieved true, and compatible with the previous one. Also, kohonen network has been trained using horizontal histogram for the same group of characters, and the results had lower closeness from the results that obtained with vertical histogram. The results were achieved true 66%. Again, several types of the backpropagation neural network have been trained in seven invariant moment of the Arabic characters (ا، ب، ح، ع، س، ظ، ر، ذ، ف، ك) and it has been used several types of the training functions that common used with backpropagation neural network. The results were achieved true 75% . So, it is discern previously that depending on vertical histogram values with kohonen neural network gives higher closeness from horizontal histogram vales with kohonen neural network and seven invariant moment with back propagation neural network. In addition, when depending on the two histograms together, it was gives bad results with other neural network as well as kohonen neural network.□

المقدمة

طُوِّرت الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial neural networks ANN) لتحقيق أداء يشبه أداء الإنسان في حل بعض المشاكل عن طريق محاولة محاكاة فعاليات الدماغ إذ تتميز الخلايا العصبية بسرعتها في معالجة البيانات وقدرتها على التعلم والتعامل مع أنماط بيانات خاطئة مما جعلها مناسبة لكثير من المجالات التطبيقية مثل تنفيذ بعض المسائل المعقدة منها تمييز الأنماط، وتمييز الصوت والصورة... الخ [10].

الشبكات العصبية بنوعها التي تعمل باشراف والتي تعمل بدون اشراف والمتكونة من طبقة واحدة او من عدة طبقات استطاعت وبجاح تطبيق مختلف التصانيف ومسائل التمييز[2].

استخدام العزوم السبعة في تمييز الحرف العرب

تعدّ طريقة العزوم من أوائل الطرق التي اعتمدت في التمييز البصري للحروف ولازالت تعتمد من قبل برامجيات التمييز البصري للحروف اللاتينية خاصة المجهزة منها مع أجهزة الماسح الضوئي والتي تعتمد مبدأ الـ (off- Line) ويعزى سبب استخدامها إلى ثباتها ضد التدوي. طريقة العزوم الثابتة تعدّ العزوم السبعة هي عوامل ثابتة لأية صورة لا تتغير ولا تتأثر عند الدوران والتزحيف وتغير المقياس (Rotating/translating and scaling). تمت المعالجة الأولية للحروف وذلك باستخدام مرشح لإزالة الضوضاء (أي إزالة النقاط المعزولة).

تم في هذا البحث اعتماد عزوم الحروف لغرض التمييز باستخدام شبكة الانتشار العكسي العصبية. إذ قام العديد من الباحثين باستخدام شبكات عصبية ذكائية فضلاً عن التقنيات التقليدية لتمييز الحروف [3]. لقد أصبحت العزوم وسيلة لتصنيف الأشياء خلال الثلاثين سنة المنصرمة [5]. وقد تمت الاستفادة من العزوم ووظائف العزوم كمنط في عدد من التطبيقات لتحقيق تمييز ثابت للصورة ذات البعدين.

منذ العام ١٩٦٢ تم الاعتماد على إدخال ثوابت عزيمة بالاستناد إلى طرق الثوابت الجبرية وباستخدام ربط غير خطي من العزوم المنتظمة يشار لها على أنها عزوم هندسية ، وقد تم اشتقاق مجموعة من العزوم الثابتة التي لها خاصية مرغوب في كونها ثابتة تحت

التزحيف للصورة والتقييس والدوران، ولهذا السبب فان هذا النوع من العزوم يلائم بشكل افضل مختلف أنواع الكتابة .

يمكن تعريف العزم لأية مرتبة (p+q) لدالة مستمرة f(x,y) بالعلاقة التالية:

$$(1) \dots\dots\dots m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy$$

p, q = 0,1,2,...

حيث

Y,X يمثلان الإحداثيات السيني والصادي للوحدة الصورية على التوالي .
 p,q يمثلان مرتبة العزم المنتظم .
 f(x,y) تمثل قيمة دالة شدة إضاءة الصورة [وتكون قيمتها صفراً أو واحداً في الصور الثنائية] .

x و y يمثلان المراكز القياسية للصورة باتجاه محور X و y .

اعتمد (Papoulis, 1965) على نص النظرية الأحادية, uniqueness والمتضمنة على انه إذا كانت f(x,y) مستمرة كقطع Piecewise continuous ولها قيم غير الصفر فقط في جزء محدد في المستوى X-y ، تكون العزوم من الدرجات جميعها موجودة ، عندئذ يتحدد تتابع العزوم (m_{pq}) بـ f(x,y) بشكل فريد. ويمكن إن يعبر عن العزوم المركزية كما يلي:

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \dots\dots\dots (2)$$

حيث

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} , \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

مع الصورة الرقمية تصبح المعادلة (2) كما يلي:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \dots\dots\dots (3)$$

عند حساب العزوم المركزية للمرتبة الثالثة تكون كما يأتي:

$$\mu_{10} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^1 (y - \bar{y})^0 f(x, y) = m_{10} - \frac{m_{10}}{m_{00}} (m_{00}) = 0,$$

$$\mu_{11} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^1 (y - \bar{y})^1 f(x, y) = m_{11} - \frac{m_{10}m_{01}}{m_{00}},$$

$$\mu_{20} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^2 (y - \bar{y})^0 f(x, y) = m_{20} - \frac{2m_{10}^2}{m_{00}} + \frac{m_{10}^2}{m_{00}} = m_{20} - \frac{m_{10}^2}{m_{00}},$$

$$\mu_{02} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^0 (y - \bar{y})^2 f(x, y) = m_{02} - \frac{m_{01}^2}{m_{00}},$$

$$\mu_{30} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^3 (y - \bar{y})^0 f(x, y) = m_{30} - 3\bar{x}m_{20} + 2m_{10}\bar{x}^2,$$

$$\mu_{12} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^1 (y - \bar{y})^2 f(x, y) = m_{12} - 2\bar{y}m_{11} - \bar{x}m_{02} + 2\bar{y}^2m_{10},$$

$$\mu_{21} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^2 (y - \bar{y})^1 f(x, y) = m_{21} - 2\bar{x}m_{11} - \bar{y}m_{20} + 2\bar{x}^2m_{01},$$

$$\mu_{03} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^0 (y - \bar{y})^3 f(x, y) = m_{03} - 3\bar{y}m_{02} + 2\bar{y}^2m_{01}.$$

بايجاز

$$\mu_{00} = m_{00} \quad ,$$

$$\mu_{10} = 0 \quad ,$$

$$\mu_{01} = 0 \quad ,$$

$$\mu_{20} = m_{20} - \bar{x}m_{10},$$

$$\mu_{02} = m_{02} - \bar{y}m_{01},$$

$$\mu_{11} = m_{11} - \bar{y}m_{10},$$

$$\mu_{30} = m_{30} - 3\bar{x}m_{20} + 2m_{10}\bar{x}^2,$$

$$\mu_{12} = m_{12} - 2\bar{y}m_{11} - 2\bar{x}m_{02} + 2\bar{y}^2 m_{10},$$

$$\mu_{21} = m_{21} - 2\bar{x}m_{11} - \bar{y}m_{20} + 2\bar{x}^2 m_{01},$$

$$\mu_{03} = m_{03} - 3\bar{y}m_{02} + 2\bar{y}^2 m_{01},$$

وتعرف العزوم المركزية المقيسة مشاراً إليها ب η_{pq} كما يأتي:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \dots\dots\dots (4)$$

حيث

$$\gamma = 1/2(p + q) + 1 \dots\dots\dots (5)$$

$$p + q = 2, 3, \dots$$

يمكن اشتقاق سبعة عزوم غير متغيرة invariant moment من العزم الثاني والثالث

تعطى كما يأتي:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}, \dots\dots\dots (6)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4 \eta_{11}^2 \dots\dots\dots (7)$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2, \dots\dots\dots (8)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2, \dots\dots\dots (9)$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2],$$

$$+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], \dots\dots (10)$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2],$$

$$+ 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}), \dots\dots\dots (11)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2],$$

$$+ (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \dots\dots (12)$$

لقد برهن (Hu 1962) أن هذه العزوم غير متغيرة بالنسبة للترخيص translation والدوران Rotation وتغير المقياس Scaling [5], [6].

المدرج التكراري الـ Histogram :

مخطط يتكون من شرائط أفقية ورأسية يمثل ارتفاعها قيمة معينة [1]، ومن القراءات المتعددة لهذا المدرج نحدد ظهور مستوى التدرج الرمادي في الصورة [9].
يعبر عن المدرج التكراري في الصور الرقمية ذات التدرج الرمادي $\{0 \dots L-1\}$ بدالة متقطعة "Discrete function" وهي :

$$h(rk) = nk \dots\dots\dots(13)$$

حيث إن:

rk: تمثل مستويات التدرج الرمادي

nk: تمثل عدد النقاط الضوئية في الصورة التي تمتلك التدرج الرمادي rk .

ويمكن إجراء عملية تغيير (normalization) لقيم المدرج التكراري من خلال قسمة كل قيم المدرج التكراري على عدد النقاط الكلي في الصورة والتي يرمز لها بـ π . أي بمعنى ان Normalized Histogram يتم الحصول عليه من خلال:-

$$P(rk) = nk/\pi \quad \text{for } k=0,1,\dots,L-1 \quad \dots\dots\dots(14)$$

حيث إن:

k : تمثل عدد النقاط التي تمتلك التدرج الرمادي rk .

n: تمثل العدد الكلي لنقاط الصورة.

إن P(rk) ستحدد التقدير لاحتمالية حدوث مستوى التدرج الرمادي rk.

يعد المدرج التكراري من الأسس المهمة لتقنيات المعالجة الصورية في الحيز المكاني Spatial Domain خاصة في مجال تحسين الصور (Image Enhancement) فضلاً عن أنها توفر إمكانيات إحصائية مفيدة عن الصور ويستخدم أيضاً في مجال كبس الصور (Compression) (Image) وتقطيع الصور (Image Segmentation)، وقد اعتمد هذا التعامل في العام ١٩٥٦ من قبل كلويبرمان Glauberمان في أنظمة التمييز البصري للحروف المستخدمة من قبل الأجهزة الإلكترونية (hardware OCR). [7], [8], [4].

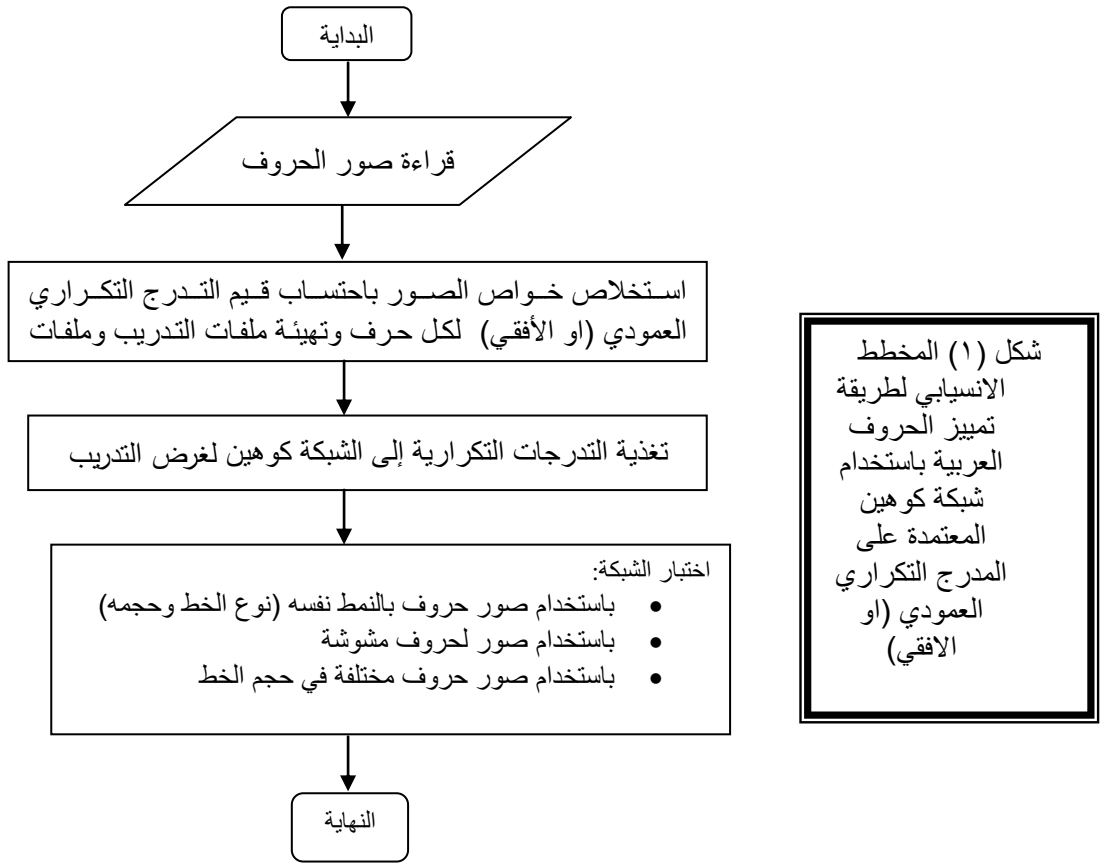
خوارزمية كوهين لتمييز الحرف العربي المطبوع:

تم تطبيق خوارزمية مقترحة في هذا البحث تضمنت ثلاث مراحل:

المرحلة الأولى: استخلاص الصفات لصور الحروف أحادية اللون ذات خط نوع Simplified Arabic وبجسم ١٤ نقطة بحساب قيم التدرجات التكرارية العمودية والأفقية لها، وتهيئة ملفات التدريب من كلا النوعين وهنا نقوم بعمل توحيد لحجم مصفوفة قيم التدرجات العمودية والأفقية بإضافة قيم صفرية لتصبح ٢٨ عموداً للحروف جميعها (لتكون ذات حجم متساوٍ للحروف جميعها لغرض إدخالها إلى الشبكة العصبية كوهين)، وتم حساب قيم التدرجات التكرارية العمودية والأفقية لمجموعة أخرى من الحروف بالنمط نفسه لغرض الاختبار، وكذلك عملنا على ادخال بعض عناصر عدم وضوح الصورة لبعض صور الحروف، وحسبت قيم التدرجات التكرارية العمودية والأفقية لغرض الاختبار، وأخيراً تم حساب قيم التدرجات التكرارية العمودية والأفقية لحروف ذات حجم أكبر لغرض الاختبار أيضاً.

المرحلة الثانية: تم تدريب الشبكة العصبية كوهين لتمييز الحروف بواسطة صفاتها المستخلصة (من التدرجات التكرارية العمودية)، إذ كان عدد الإدخالات للشبكة ٢٨، وتم التدريب على عشرة حروف لذلك فإن عدد الإخراجات للشبكة كان ١٠.

المرحلة الثالثة: اختبرت الشبكة في عدة مجاميع من الحروف لم تدرب الشبكة عليها، ضمت حروفاً لها النمط نفسه (أي: نفس نوع الخط وحجمه)، ومجموعة أخرى للحروف احتوت على بعض التشويش، والمجموعة الثالثة ضمت حروفاً ذات حجم أكبر من تلك المدرب عليها (أي: حجم ١٨ نقطة). والشكل (١) يوضح المخطط الانسيابي لطريقة تمييز الحروف العربية باستخدام شبكة كوهين المعتمدة على المدرج التكراري العمودي، (او الأفقي).



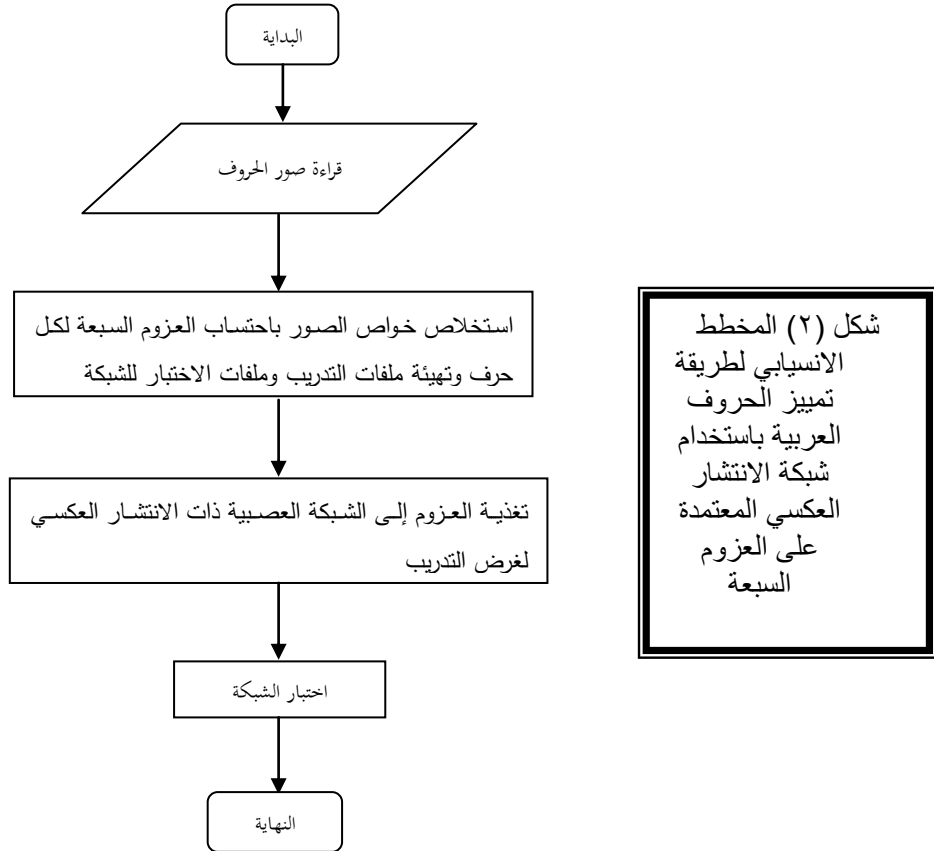
خوارزمية الانتشار العكسي لتمييز الحرف العربي المطبوع:

تم تطبيق خوارزمية مقترحة في هذا البحث والتي تضمنت ثلاث مراحل موضحة بالشكل (٢) الذي يمثل مخططا انسيابيا لخطوات الخوارزمية:

المرحلة الأولى: على افتراض ان الحروف المراد تمييزها قد تختلف في حجمها لذا جاءت الحاجة إلى معالجة مسبقة للحروف وتم إجراء تغيير (Normalization) للحجم في هذه المرحلة، وتوحيد الحجم لصور الحروف المستخدمة لغرض التمييز.

المرحلة الثانية: استخلاص الخواص لصور الحروف باستخدام طريقة العزوم السبعة، إذ تستخلص سبعة خواص باستخدام معادلات العزوم السبعة المذكورة سابقا، وهذه الخواص تم استخدامها كإدخال للمرحلة الثالثة.

المرحلة الثالثة: تم تدريب الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لتمييز الحروف بواسطة خواصها المستخلصة (العزوم السبعة).



التطبيق العملي لمحاكاة الشبكة العصبية كوهين في تمييز المدرج التكراري للحروف العربية:

تم اعتماد برامجيات Matlab V6.5 في إعداد كل البرامج المتعلقة بالنظام (حساب قيم المدرج التكراري الافقي والعمودي لصور الحروف العربية الأحادية اللون، وإعداد الشبكة والمعاملات المتعلقة بها وتهيئتها وتدريبها، وتهيئة ملفات التدريب ومحاكاة الشبكة العصبية كوهين وتهيئة ملفات الاختبار الجداول (١، ٢، ٣، ٤، ٥ - ملحق ١). اما الاشكال

(٣، ٤، ٥، ٦ - ملحق ٢) تمثل المدرج التكراري للحرف س (بنوع خط Simplified Arabic وحجم ١٤ نقطة، وبنوع خط Simplified Arabic وحجم ١٤ نقطة تحتوي على ضوضاء، وبنوع خط Simplified Arabic وحجم ١٨ نقطة، وبنوع خط Simplified Arabic وحجم ١٠ نقطة، على التوالي).

التطبيق العملي لمحاكاة الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي في تمييز عزوم الحروف العربية:

تم بناء برنامج لتجربة المحاكاة للشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لتمييز عزوم الحروف العربية، بالاعتماد على برامجيات (Matlab V.6.5) في إعداد كل البرامج المتعلقة بالنظام (استخلاص العزوم السبعة لصور الحروف العربية الاحادية اللون، اعداد وتهيئة الشبكة والمعاملات المتعلقة بها وتدريبها، تهيئة ملفات التدريب جدول (٦ - ملحق ١)، محاكاة الشبكة العصبية BPNN و يمثل جدول (٧، ٨، ٩ - ملحق ١) تهيئة ملفات الاختبار. اما الشكل (٧ - ملحق ٢) يوضح المدرج التكراري للعزوم السبعة لبعض الحروف المتشابهة والتي تم التدريب عليها والشكل (٨ - ملحق ٢) يوضح المدرج التكراري للعزوم السبعة لبعض الحروف غير المتشابهة والتي تم التدريب عليها

نتائج الاختبار

تم التدريب على قيم التدرجات التكرارية العمودية لمجموعة من صور الحروف ضمت (ث، ح ، د، ر، س، ض، ط، غ، ق، ن)، مطبوعة بخط نوع Simplified Arabic ، حجم ١٤ نقطة، ثم اختبرت الشبكة على مجموعة أخرى من الحروف لم تدرب الشبكة عليها، وكانت نتائج الاختبار صحيحة بنسبة ١٠٠٪، ويوضح هذا التطابق الجدول (١٠)، الجدول (١١)، وتم الاختبار على مجموعة من صور الحروف المشوشة (أي غير واضحة الصورة)، وكانت نتائج الاختبار متطابقة بنسبة ١٠٠٪ أيضا، وايضا اجري الاختبار على مجموعة من الحروف ذات حجم خط مختلف (أي: حجم ١٨ نقطة)، وكانت نتائج الاختبار متطابقة بنسبة ٨٣.٣٣٪ الجدول (١٢).

جدول (١٠) نتائج الاختبار لمجموعة الحروف التي لها نفس حجم الخط ونوعه

الحرف	نتيجة الاختبار
ز	تم تقريبه إلى حرف (ر)
ت	تم تقريبه إلى حرف (ن)
ع	تم تقريبه إلى حرف (غ)
ص	تم تقريبه إلى حرف (ض)
ف	تم تقريبه إلى حرف (س)
ظ	تم تقريبه إلى حرف (ط)
ذ	تم تقريبه إلى حرف (د)
ج	تم تقريبه إلى حرف (ح)
خ	تم تقريبه إلى حرف (ح)
و	تم تقريبه إلى حرف (د)
ش	تم تقريبه إلى حرف (س)
ب	تم تقريبه إلى حرف (ن)

جدول (١١) نتائج الاختبار لمجموعة الحروف التي لها نفس حجم الخط ونوعه وتحتوي على

عدم وضوح في الصورة.

الحرف	نتيجة الاختبار
ح	تم تقريبه إلى حرف (ح)
س	تم تقريبه إلى حرف (س)
د	تم تقريبه إلى حرف (د)
خ	تم تقريبه إلى حرف (ح)
ش	تم تقريبه إلى حرف (س)
ذ	تم تقريبه إلى حرف (د)

جدول (١٢) نتائج الاختبار لمجموعة حروف ذات حجم خط أكبر من ١٨ نقطة

الحرف	نتيجة الاختبار
ح	تم تقريبه إلى حرف (ح)
س	تم تقريبه إلى حرف (س)
د	تم تقريبه إلى حرف (د)
خ	تم تقريبه إلى حرف (ح)
ش	تم تقريبه إلى حرف (ث)
ذ	تم تقريبه إلى حرف (د)

واجري التدريب على قيم التدرجات التكرارية الأفقية لمجموعة الحروف نفسها، واختبرت الشبكة على مجموعة أخرى من الحروف لم تدرب الشبكة عليها، وكانت نتائج الاختبار متطابقة بنسبة ٦٦.٦٦٪ الجدول (١٣)، وتم الاختبار على مجموعة من الحروف المشوشة (تحتوي على ضوضاء)، وكانت نتائج الاختبار متطابقة بنسبة ٥٠٪ أيضا الجدول (١٤)، علما انه قد تم التدريب عليهما بدون تشويش. واجري الاختبار على مجموعة من الحروف ذات حجم خط مختلف (أي: حجم ١٨ نقطة)، وكانت نتائج الاختبار متطابقة بنسبة ٦٦.٦٦٪ الجدول (١٥)، علما انه قد تم التدريب بدون التكبير.

جدول (١٣) نتائج الاختبار لمجموعة الحروف التي لها نفس حجم الخط ونوعه

الحرف	نتيجة الاختبار
ز	تم تقريبه إلى حرف (ر)
ت	تم تقريبه إلى حرف (ث)
ع	تم تقريبه إلى حرف (ق)
ص	تم تقريبه إلى حرف (س)
ف	تم تقريبه إلى حرف (ث)
ظ	تم تقريبه إلى حرف (ط)
ذ	تم تقريبه إلى حرف (ن)
ج	تم تقريبه إلى حرف (ح)

خ	تم تقريبه إلى حرف (ر)
و	تم تقريبه إلى حرف (ر)
ش	تم تقريبه إلى حرف (ق)
ب	تم تقريبه إلى حرف (د)

جدول (١٤) نتائج الاختبار لمجموعة الحروف التي لها نفس حجم الخط ونوعه وتحتوي على عدم وضوح في الصورة

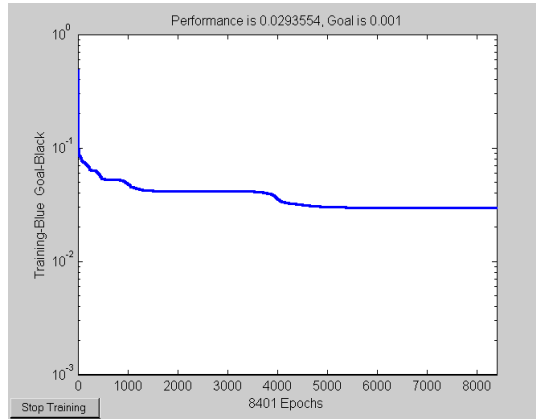
الحرف	نتيجة الاختبار
ح	تم تقريبه إلى حرف (ح)
س	تم تقريبه إلى حرف (س)
د	تم تقريبه إلى حرف (د)
خ	تم تقريبه إلى حرف (ر)
ش	تم تقريبه إلى حرف (ق)
ن	تم تقريبه إلى حرف (ن)

جدول (١٥) نتائج الاختبار لمجموعة حروف ذات حجم خط أكبر من ١٨ نقطة

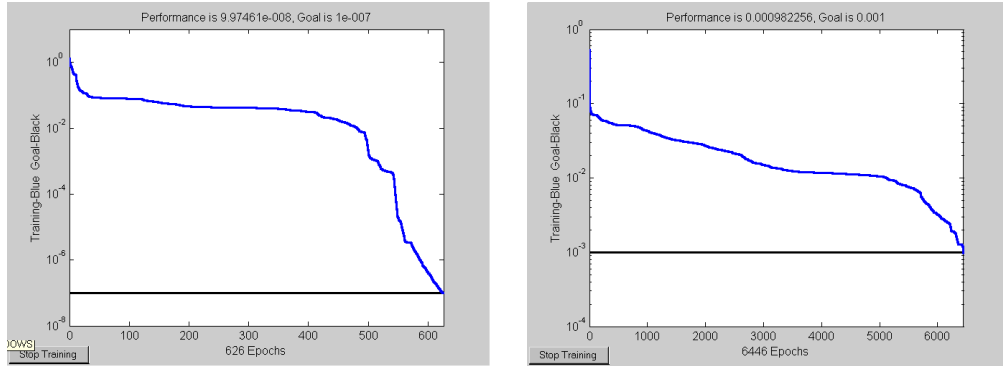
الحرف	نتيجة الاختبار
ح	تم تقريبه إلى حرف (ح)
س	تم تقريبه إلى حرف (س)
د	تم تقريبه إلى حرف (ر)
خ	تم تقريبه إلى حرف (غ)
ش	تم تقريبه إلى حرف (ن)
ن	تم تقريبه إلى حرف (ن)

نلاحظ من النتائج أعلاه أن نتائج الاختبار للشبكة العصبية كوهين المدربة على قيم التدرجات العمودية للحروف أظهرت نتائج أفضل من نتائج الاختبار المدربة على قيم التدرجات الأفقية في الأنماط جميعها.

أما بالنسبة للشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي فقد تم التدريب بعدة أشكال على مجموعة من الحروف ضمت (ا، ب، ح، ع، س، ظ، ر، ذ، ف، ك) وكما ذكرنا سابقاً تم استخدام عدة أنواع من دوال التدريب المستخدمة مع شبكة الانتشار العكسي مثل Gradient descent w/adaptive lr ، دالة Gradient descent backpropagation ، دالة Gradient descent w/momentum backpropagation ، ودالة BFGS quasi-Newton backpropagation وكانت الأخيرة الأبطأ في العمل مع بيانات الشبكة لكنها حققت نتائج أفضل عند الاختبار للحروف التي لم يتم التدريب عليها كما أنها وصلت إلى الهدف في التدريب بعدد دورات أقل من باقي الدوال. كما هو موضح في الشكلين (٩ و ١٠).



شكل (٩) رسم لانحدار الخطأ أثناء التدريب عند استخدام دالة Gradient descent backpropagation



شكل (١٠) نماذج لانحدار الخطأ اثناء التدريب عند استخدام دالة BFGS quasi-Newton backpropagation

وتم الاختبار باستخدام عزوم مجموعة من الحروف في ملف الاختبار (١) جدول ٦- ملحق (١) والتي لم تدرب عليها الشبكة وكانت النتائج كما مبينة في الجدول (١٦)

جدول (١٦) نتائج الاختبار لمجموعة الحروف التي لها نفس حجم الخط ونوعه

نتيجة الاختبار	الحرف
تم تقريبه الى حرف (ظ)	ت
تم تقريبه الى حرف (ر)	ز
تم تقريبه الى حرف (ح)	ص
تم تقريبه الى حرف (ظ)	ط
تم تقريبه الى حرف (ع)	غ

أي كانت نسبة الاختبار للملف (١)، (الجدول ٧- ملحق ١) صحيحة في التقريب بنسبة ٧٥٪ تقريباً. كما تم اختبار الشبكة لعزوم الحرفين (ع ، ر)، بعد اضافة بعض التشويش الى

صورهما جدول (٨ - ملحق ١)، وقد تعرفت الشبكة على كليهما بشكل صحيح، أي كانت نسبة التمييز ١٠٠٪، علما انه قد تم التدريب عليهما بدون تشويش. كما تم اختبار الشبكة لعزوم الحرفين (ب، س) بعد تغيير حجمهما (أي تكبيرهما: حجم ١٨) عن الحجم الخط المستخدم في البحث (أي: حجم ١٤)، جدول (٩ - ملحق ١)، وقد تعرفت الشبكة على كليهما بشكل صحيح، وكانت نسبة التمييز ١٠٠٪، علما انه قد تم التدريب بدون التكبير.

الاستنتاجات

نلاحظ من النتائج أعلاه أن نتائج الاختبار للشبكة العصبية كوهين المدربة على قيم التدرجات العمودية للحروف حققت نتائج أفضل من تلك المدربة على قيم التدرجات الأفقية في الأنماط جميعها. اما بالنسبة للنتائج المتحققة في الشبكة العصبية للانتشار العكسي والمدربة على قيم العزوم السبعة فقد كانت افضل من نتائج الاختبار للشبكة العصبية كوهين المدربة على قيم التدرجات الافقية للحروف، لكن نتائج الاختبار المتحققة في الشبكة العصبية كوهين المدربة على قيم التدرجات العمودية للحروف قد تفوقت على كلتا الشبكتين الاخريتين في الحالات جميعها (حروف غير مدرب عليها، وحروف مشوشة، وحروف ذات حجم مغاير لتلك التي تم التدريب عليها).

المصادر

- ١- معجم الكمبيوتر، (2003).
- 2- Al-Yaseen Sh.,(2000) face recognition using neocognitron neural network, M.Sc. Thesis, Department of computer engineering, college of engineering, university of Mosul.□
- 3- Amin, A., 2000. Recognition of printed Arabic text based on global features and decision tree learning techniques, Pattern recognition, Vol .33, pp.1309-1323.
- 4- “Computer vision & image processing” : image enhancement, (1995), multimed: laboratory.From internet via URL <http://konkuk.ac.kr/~ybahn/dip/dip-lect08.pdf>,Email:sjung@sarim.changwou.ac.kr
- 5- Flusser, J., 2000. On the independence of rotation moment invariant, Pattern recognition, Vol.33, pp.1405-1410.
- 6- Gonzales, R. C. and Wintz, 1987. Digital Image processing, Addison Wesley publishing company.
- 7- Gonzales. Rafael, C., woods, R.E.(2002) ”digital image processing” 2nd edition publisher: prentice.
- 8- Hillen, W. (1998) ”Optimas image processing SW image digitization”: “Practical training”, Univ. of Applied Sci. Achen.
- 9- Ming(2001) “digital image processing”, pecking university, <http://www.ctiradiology.uiowa.edu~jiongm/course/>
- 10-Rao, V.B. and Rao,H.V.(1993), C++ Neural Networks and Fuzzy Logic, Henry Holt and Company, Ins., New York.