

تمييز الحروف العربية باستخدام شبكة الانتشار العكسي المعتمدة على العزوم السبعة

خليل ابراهيم السيف^١ و نجلاء متي اسحق^٢ و هدية صالح عبدالله^٣

^١قسم علوم الحاسبات ، كلية علوم الحاسبات والرياضيات ، جامعة الموصل ، الموصل ، العراق

^٢كلية الزراعة والغابات ، جامعة الموصل ، الموصل ، العراق

(تاريخ الاستلام: / / ٢٠٠٧ ، تاريخ القبول: / / ٢٠٠٧)

الملخص

تم في هذا البحث 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 بالطرق الذكية. كما تم بناء برنامج محاكاة لتجربة الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لتمييز عزوم الحروف العربية، استخدم نظام التشغيل ويندوز ٩٨ (windows 98) كبيئة في تنفيذ البرنامج لأجل استخدام ذاكرة الحاسبة كلها. وتم استخدام المترجم (Mathlab V.6) في إعداد كل البرامج المتعلقة بالنظام.

تم التدريب بعدة أشكال على مجموعة 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 مثل **Gradient descent backpropagation** ، دالة **Gradient descent w/adaptive lr** ، دالة **backpropagation** ، دالة **Gradient descent w/momentum backpropagation** ودالة **BFGS quasi-Newton backpropagation** وكانت الأخيرة (**BFGS quasi-Newton backpropagation**) (ألا بطأ في العمل مع بيانات الشبكة لكنها حققت نتائج أفضل عند الاختبار للحروف التي لم يتم التدريب عليها كما وإنها وصلت إلى الهدف في التدريب بعدد التكرارات iterations أقل من باقي الدوال.

المقدمة

اعتمد John و Richard Schard Schwartz و Issam Bazzi و Makhoul على نموذج ماركوف المخفي Hidden Markov Models كطريقة لتمييز الحروف المتنوعة الاشكال للعربية والانكليزية. (1999, Bazzi, I. Schwartz, R. And Makhoul, J) كما قام العديد من الباحثين باستخدام شبكات عصبية ذكائية بالإضافة إلى التقنيات التقليدية لتمييز الحروف منهم عدنان امين و Kavianifar وغيرهم. (Amin, A. , Kavianifar, M.)

استخلاص الخواص

هناك العديد من طرق استخلاص الخواص لغرض تمييز الحروف بصرياً بأسلوب الـ(off-line)، وقد ذكروا (Trier et al, 1996) من خلال عملية المسح لأساليب استخلاص الخواص لطرق تمييز الحروف طرقاً عديدة ذات شمولية في التطبيق. وفيما يلي بعض طرق استخلاص الخواص لعملية تمييز الحروف بأسلوب الـ(off-line):

- ١- طريقة إسقاط المدرج التكراري (Projection histograms).
- ٢- طريقة الخواص المنقطعة (discrete features).
- ٣- طريقة العزوم الثابتة (Moment invariant).

إن هذه الطرق تعتبر من التقنيات التقليدية حيث توجد طرق حديثة مثل استخدام الشبكات العصبية (Neural Network) واستخدام المنطق المضطرب (Fuzzy Logic) والخوارزميات الجينية (Genetic Algorithm).... الخ .

استخدام العزوم السبعة في تمييز الحروف العربية

تعتبر طريقة العزوم من أوائل الطرق التي اعتمدت في تمييز صور الحروف ولازالت تعتمد من قبل برامج تمييز الحروف البصرية اللاتينية خاصة المجهزة منها مع أجهزة الماسح الضوئي والتي تعتمد مبدأ الـ(off-Line) ويعزى سبب استخدامها إلى ثباتها ضد التدوير خاصة عندما يقوم جهاز الماسح الضوئي بعملية مسح الصورة (والتي تحتوي على الكتابة) مائلة عن

إن تاريخ تمييز الحروف قديم نسبياً في مجال تمييز الأنماط. في الحقيقة أن تمييز الحروف له جذوره قبل أن تبزغ شمس الحاسوب . ففي العام ١٩٢٩ تم الحصول على أول براءة اختراع لتمييز الحروف البصرية من قبل الألماني تاوجك Tauscheck. لقد استخدم تاوجك مبدأ المطابقة القالبية Template matching، التي استخدمت ووظفت التقنيات البصرية والميكانيكية المتبصرة في ذلك الوقت (Sinha, 1999).

مع تطور الحاسوب الرقمي ظهرت في منتصف الاربعينات نسخة حديثة من نظام تمييز الحروف بصرياً (Optical Character Recognition) OCR ، ولأول مرة تم الاعتراف بـ OCR كمدخل لمعاملة البيانات بتطبيق خاص لعالم التجارة . ومن هذا المنظار ، يمكن اعتبار ديفيد شيبارد David Shepard مؤسس شركة البحوث الذكية كرائد لتطوير وبناء معدات الـ OCR التجارية (Mantas, 1986).

استمرت برامج الـ OCR تستخدم مبدأ المطابقة القالبية وشاع استخدامها بشكل واسع في تطبيقات تمييز الرموز والحروف المطبوعة بالماكنة إلى الوقت الحاضر ، أي بعد (٧٠) سنة تقريباً على اعتمادها كتقنية تمييز للأنماط (Sinha, 1999).

تنوي العديد من الشركات ان تكون انتاجاتها في تمييز الحروف بصرياً متكاملة وصولاً إلى دقة تمييز (٩٩,٩%) . عملياً هذه الدقة نادراً ما تحقق. حيث ان اغلب الانظمة تتعطل عندما تكون صور الحروف المكتسبة بجهاز الماسح Scanner ذات اصل كاريون، او لوثائق مطبوعة على ورق ذات نوعية رديئة، وكذلك الوثائق المستسخة والمستخرجة بالتصوير. ومن اشهر النتائج في تمييز الحروف العربية هي نتاج شركة صخر Sakhr و OCR و OmniPage وقد تم تقييمه من قبل الباحثين Tapas و Kanungo و Gregory A. Marton و Osama Bulbul حيث استنتجوا ان النسبة المطلقة للدقة في الصفحة لشركة Sakhr OCR و OmniPage هي ٩٠,٣٣% و ٨٦,٨٩% على التوالي. (Kanungo, T. Marton, G. A. , Bulbul, O.

$$\begin{aligned}\mu_{11} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^1 (y - \bar{y})^1 f(x, y) = m_{11} - \frac{m_{10} m_{01}}{m_{00}}, \\ \mu_{20} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^2 (y - \bar{y})^0 f(x, y) = m_{20} - \frac{2m_{10}^2}{m_{00}} + \frac{m_{10}^2}{m_{00}} = m_{20} - \frac{m_{10}^2}{m_{00}}, \\ \mu_{02} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^0 (y - \bar{y})^2 f(x, y) = m_{02} - \frac{m_{01}^2}{m_{00}}, \\ \mu_{30} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^3 (y - \bar{y})^0 f(x, y) = m_{30} - 3\bar{x}m_{20} + 2m_{10}\bar{x}^2, \\ \mu_{12} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^1 (y - \bar{y})^2 f(x, y) = m_{12} - 2\bar{y}m_{11} - \bar{x}m_{02} + 2\bar{y}^2 m_{10}, \\ \mu_{21} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^2 (y - \bar{y})^1 f(x, y) = m_{21} - 2\bar{x}m_{11} - \bar{y}m_{20} + 2\bar{x}^2 m_{01}, \\ \mu_{03} &= \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^0 (y - \bar{y})^3 f(x, y) = m_{03} - 3\bar{y}m_{02} + 2\bar{y}^2 m_{01}.\end{aligned}$$

بايجاز

$$\begin{aligned}\mu_{00} &= m_{00}, \\ \mu_{10} &= 0, \\ \mu_{01} &= 0, \\ \mu_{20} &= m_{20} - \bar{x}m_{10}, \\ \mu_{02} &= m_{02} - \bar{y}m_{01}, \\ \mu_{11} &= m_{11} - \bar{y}m_{10}, \\ \mu_{30} &= m_{30} - 3\bar{x}m_{20} + 2m_{10}\bar{x}^2, \\ \mu_{12} &= m_{12} - 2\bar{y}m_{11} - 2\bar{x}m_{02} + 2\bar{y}^2 m_{10}, \\ \mu_{21} &= m_{21} - 2\bar{x}m_{11} - \bar{y}m_{20} + 2\bar{x}^2 m_{01}, \\ \mu_{03} &= m_{03} - 3\bar{y}m_{02} + 2\bar{y}^2 m_{01},\end{aligned}$$

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

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

حيث

$$\begin{aligned}\gamma &= 1/2(p + q) + 1 \dots \dots \dots (5) \\ p + q &= 2, 3, \dots\end{aligned}$$

يمكن اشتقاق سبعة عزوم غير متغيرة invariant moment من

العزم الثاني والثالث تعطى بما يلي:

$$\begin{aligned}\phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02}, \dots \dots \dots (6) \\ \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \dots \dots \dots (7) \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2, \dots \dots (8) \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2, \dots \dots (9) \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2], + \\ &+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], \\ &(10) \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \\ &\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}), (11) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2], + \\ &+ (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &(12)\end{aligned}$$

حيث

η تمثل قيمة العزم المركزي القياسي ذو المرتبة (p+q).

ϕ تمثل قيمة العزم الثابت وتأخذ قيم موجبة وسالبة وحسب طبيعة

الصورة.

لقد برهن Hu في 1962 إن هذه العزوم غير متغيرة بالنسبة للترحيف

translation والدوران Rotation وتغير المقياس Scaling

(Gonzales and Wintz, 1987)(Flusser, 2000)

الشبكات العصبية وتمييز الانماط :

الأفق بالنسبة لكاميرا جهاز الماسح ، طريقة العزوم الثابتة تعتبر العزوم السبعة هي عوامل ثابتة لأي صورة لا تتغير ولا تتأثر عند الدوران والترحيف وتغير المقياس (Rotating , translating and scaling). تم إجراء معالجة أولية للحروف وذلك باستخدام مرشح لإزالة الضوضاء الناجمة من جهاز الماسح الضوئي أي إزالة النقاط المعزولة.

تم في هذا البحث اعتماد العزوم الثابتة للحروف لغرض التمييز باستخدام شبكة الانتشار العكسي العصبية. لقد أصبحت العزوم وسيلة لتصنيف الأشياء خلال الثلاثين سنة المنصرمة (Flusser, 2000). وقد تمت الاستفادة من العزوم ووظائف العزوم كنمط في عدد من التطبيقات لتحقيق تمييز ثابت للصورة ذات البعدين.

منذ العام ١٩٦٢ تم الاعتماد على إدخال ثوابت عزمية بالاستناد على طرق الثوابت الجبرية وباستخدام ربط غير خطي من العزوم المنتظمة يشار لها على إنها عزوم هندسية ، وقد تم اشتقاق مجموعة من العزوم الثابتة التي لها خاصية مرغوب في كونها ثابتة تحت الترحيف للصورة والتقييس والدوران. وان هذا النوع من العزوم يلائم بشكل افضل مختلف أنواع الكتابة بسبب خاصيتها الثابتة ضد الترحيف والتقييس والدوران. بحيث إذا كان هناك دالة مستمرة ثنائية الأبعاد $f(x,y)$ ، يعرف العزم على انه من المرتبة (p+q) بالعلاقة :

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

$p, q = 0, 1, 2, \dots$

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

صفر أو واحد .

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

اعتمد Papoulis في 1965 على نص نظرية الأحادية uniqueness, والمتضمنة إذا كانت $f(x,y)$ مستمرة كقطع

Piecewise continuous ولها قيم غير الصفر فقط في جزء محدد في المستوى $x-y$ ، تكون العزوم

من جميع الدرجات موجودة ، عندئذ يتحدد تتابع العزوم (m_{pq}) ب $f(x,y)$

بشكل فريد. ويمكن إن يعبر عن العزوم المركزية كما يلي: (Gonzales

and Wintz, 1987)

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

حيث

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

ومن اجل صورة رقمية تصبح المعادلة (٢) كما يلي:

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

عند حساب العزوم المركزية للمرتبة الثالثة تكون كما يلي:

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

لكن الأخطاء تنتشر عكسياً للخلف خلال عملية التدريب. والأخطاء في طبقة الإخراج تحدد قياسات الأخطاء في الطبقة المخفية، والتي تستخدم كانهياز لتعديل أوزان الربط بين طبقة الإدخال والطبقة المخفية. كل معالجة تكرر تضم تعديل مجموعتين من الأوزان على الأقل بين زوج من الطبقات وتدوير الإخراجات، وتستمر هذه المعالجة إلى أن تقع الأخطاء ضمن حدود سماح tolerance.

(Rao, V.B. and Rao, H.V., 1993).

معمارية الشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي

Back Propagation Neural Network (BPNN)

تعتبر الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي هي نظام شبكة بتغذية أمامية وبصورة تدرجية، وتتألف من طبقتين أو أكثر من الطبقات لوحدة المعالجة المترابطة كلياً مع بعضها (طبقة الإدخال ليست من ضمنها). الخلايا العصبية لا ترتبط مع خلايا عصبية أخرى في نفس الطبقة (شبكة ذات ارتباطات طبقي). بكلمات أخرى، كل خلية عصبية في طبقة الإدخال سوف ترسل إخراجها إلى كل خلية في الطبقة الوسطى، وكل خلية في الطبقة الوسطى سوف ترسل إخراجها إلى كل خلية في طبقة الإخراج (Wassermann, P.D., 1989) (Chitra, S.P., 1993).

عدد الخلايا العصبية في الطبقة المخفية ربما يكون مختلف طبقاً إلى تعقيد المسألة، وحجم معلومات الإدخال. على أي حال، لعدد معطى من الإدخالات، إذا كانت الطبقة المخفية كبيرة جداً، ربما لا يكون من الممكن تطوير النمط القابل للاستخدام. من جهة أخرى، الطبقة الوسطى التي تكون صغيرة جداً سوف يكون تأثيرها قوياً في زيادة عدد التكرارات iterations المطلوبة لتدريب الشبكة (Chitra, S.P., 1993).

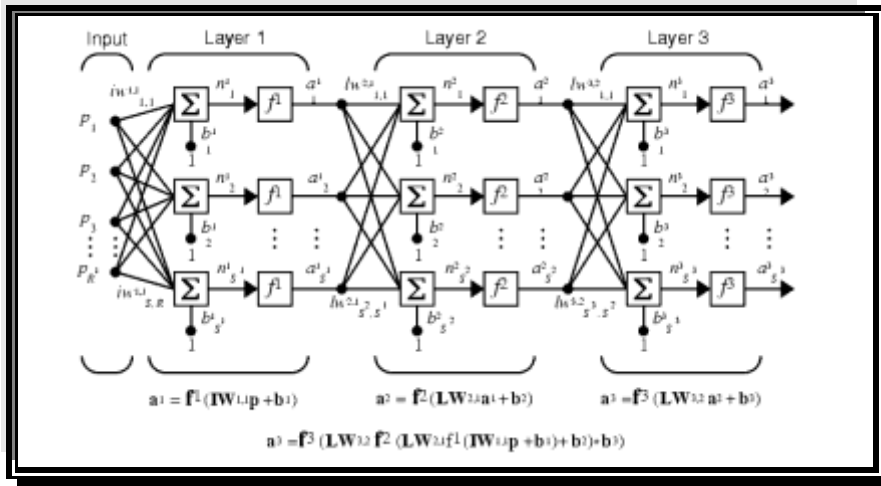
تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في تمييز الأنماط، إن تمييز الأنماط هي العملية التي تتم على البيانات للحصول على معلومات مرتبة لتصنيف هذه البيانات. تمييز الأنماط يستخدم لعدة تطبيقات مثل تمييز الأرقام وتمييز الحروف المكتوبة يدوياً وتمييز الحروف المطبعية ومجالات أخرى.

الشبكات العصبية بنوعها التي تعمل بإشراف والتي تعمل بدون إشراف والمتكونة من طبقة واحدة أو من عدة طبقات استطاعت وبنجاح تطبيق مختلف التصنيفات ومسائل التمييز. (AL_Yaseen Sh)

الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي

(BPNN) back propagation Neural Network

كل شبكة عصبية قد تم تدريبها باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي تدعى بالشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي (الشكل 1). وتعتبر الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي نموذج مألوف جداً في الشبكات العصبية (Wassermann, P.D., 1989). وهي الأكثر استخداماً في معمارة الشبكات العصبية، والسبب الرئيسي لهذا هو: أنها سهلة التنفيذ، إذ أن الشبكات المستخدمة لخوارزمية الانتشار العكسي تتعلم المخططات المعقدة المتعددة الأبعاد بسهولة أكثر من استخدامها للخوارزميات الأخرى. والعديد من التطبيقات يمكن أن تُصاغ باستخدام شبكة الانتشار العكسي حيث يكون لديها نموذج لأغلب الشبكات العصبية المتعددة الطبقات. ومن ثم يمكننا القول إن أكثر طريقة تدريب شائعة الاستخدام في الشبكات العصبية المتعددة الطبقات هي خوارزمية الانتشار العكسي، وقد تم اختبارها بنجاح في العديد من البحوث، لأنواع مختلفة من المهام تشمل تطبيقات مختلفة منها معالجة الصور والإشارات وتمييزها وضغط الصور والإشارات وغيرها من التطبيقات. وبالرغم من أن الشبكة لا تضم ارتباطات للتغذية العكسية،



الشكل (1) يوضح شبكة عصبية متعددة الطبقات

الشبكة العصبية المستخدمة ذات تنظيم ضمن طبقتين (إدخال، مخفية، إخراج) ويعد مناسب من وحدات الخلايا، حيث كان إدخالها قيم العزوم السبعة لصورة الحرف العربي، وتحتوي الطبقة المخفية على 20 node (بعد تجارب التدريب العديدة ويقيم مختلفة إلى أن تم الاستقرار على هذا العدد (20 node))، والإخراج يحتوي على 10 node كل منها يشير إلى أحد الحروف الداخلة في عملية التدريب (أي تم التدريب على عشرة حروف). واستخدام عدة أنواع من دوال التدريب المستخدمة مع شبكة

الطريقة المعتمدة في البحث

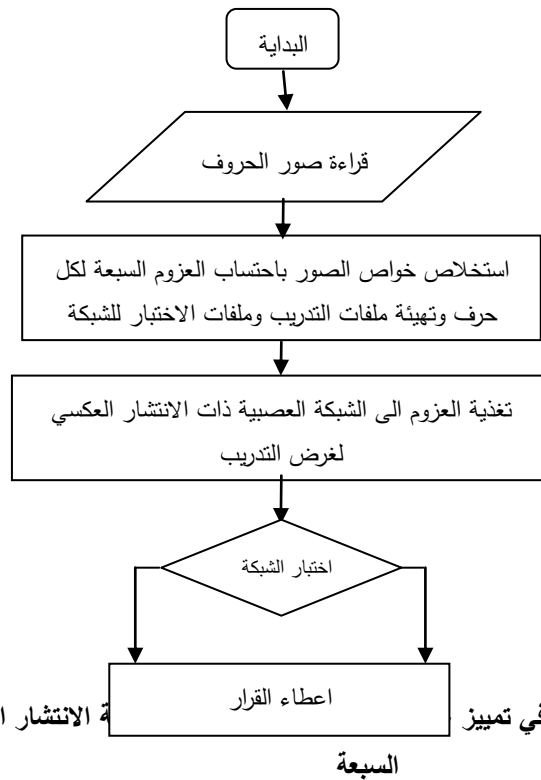
تم في هذا البحث اعتماد العزوم السبعة لاستخلاص خواص صور الحروف العربية والحصول على قيم لها، حيث تم إدخالها إلى شبكة عصبية ذات الانتشار العكسي لغرض تمييز الحروف العربية بالطرق الذكية مثل استخدام الشبكات العصبية (Neural Network) واستخدام منطق المضطرب (Fuzzy Logic) والخوارزميات الجينية (Genetic Algorithm) كما في (الشكل 2).

تقترب طريقة نيوتن غالباً بشكل أسرع من طرق مشتقة الانحدار . لسوء الحظ، إن حساب مصفوفة هيسيان للتغذية الأمامية feed forward للشبكات العصبية يعتبر معقد ومكلف. هناك صنف الخوارزميات التي تكون مستندة على طريقة نيوتن، لكن لا تتطلب حساب الإشتقاق الثانية. تدعى طرق شبه نيوتن quasi-Newton (أو secant). حيث تُجدد مصفوفة هيسيان في كل تكرار للخوارزمية. إنَّ التَّجْدِيدَ يَحْسَبُ كوظيفة الميل. طريقة شبه نيوتن التي كانت أكثر نجاحاً في الدَّراسَاتِ المُنشُورَةِ لبرويدين، فليتشير، غولدفارب وشانو (BFGS). هذه الخوارزمية طُبِّقَتْ في الدالة المكتبية trainbfg في برامجيات MATLAB، حيث تم إعادة تهيئة الشبكة السابقة وإعادة تدريبها باستعمال خوارزمية شبه نيوتن BFGS حيث ان معاملات التَّدرِيب لدالة trainbfg هي نفس المعاملات لدالة traincgf (MATLAB Toolbox V6.5).

الانتشار العكسي مثل ١- Gradient descent backpropagation
 ٢- دالة Gradient descent w/adaptive lr backpropagation
 ٣- دالة Gradient descent w/momentum backpropagation
 ٤- ودالة BFGS quasi-Newton backpropagation وكانت الأخيرة الايظاً في العمل مع بيانات الشبكة لكنها حققت نتائج أفضل عند الاختبار للحروف التي لم يتم التدريب عليها كما وإنها وصلت إلى الهدف في التدريب بعدد التكرارات iterations اقل من باقي الدوال. وتعتبر طريقة نيوتن كبديل لطرق مشتقة الانحدار وذلك لأجل سرعة الوصول إلى الامثلية. إنَّ الخطوة الأساسية للطريقة نيوتن.
 حيث ان:

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} g_k$$

A_k هي مصفوفة هيسيان (الإشتقاق الثانية) من فهرست الأداء في القيم الحالية للأوزان والانحياز.



شكل (٢) المخطط الانسيابي للخوارزمية المتبعة في تمييز السبعة

ملفات التدريب (جدول ٢)، محاكاة الشبكة العصبية BPNN و تهيئة ملفات الاختبار (جدول ٣، ٤، ٥). حيث أن أسلوب البرمجة هذا ملائم للتعامل مع الخوارزميات الرياضية وتجهيزات الحاسبة في وقت واحد. والشكل (٣) يوضح المدرج التكراري للعزوم السبعة لبعض الحروف المتشابهة والتي تم التدريب عليها والشكل (٤) يوضح المدرج التكراري للعزوم السبعة لبعض الحروف غير المتشابهة والتي تم التدريب عليها.

التطبيق العملي والنتائج

تم في هذا البحث بناء برنامج لتجربة المحاكاة للشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لتمييز عزوم الحروف العربية. اذ تم بناء البرنامج بواسطة المترجم (Mathlab V.6) في إعدادات كل البرامج المتعلقة بالنظام (استخلاص العزوم السبعة لصور الحروف العربية الأحادية اللون (الأسود والأبيض)، إعداد وتهيئة الشبكة والمعاملات المتعلقة بها وتدريبها، تهيئة

جدول (٢): ملف التدريب يضم العزوم السبعة للحروف المستخدمة في التدريب

الحروف	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7
--------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

0.25513	0.03169	0.00784	0.01392	0.00015	0.00248	-0.00000	ا
0.17179	0.00003	0.00001	0.00053	-0.00000	-0.00000	-0.00000	ب
0.25960	0.01591	0.01173	0.01860	0.00016	0.00231	-0.00006	ح
0.20244	0.00957	0.00217	0.00058	-0.00000	-0.00005	0.00000	ع
0.17610	0.00314	0.00015	0.00009	0.00000	0.00001	0.00000	س
0.18952	0.00261	0.00038	0.00304	0.00000	0.00015	0.00000	ظ
0.17641	0.00313	0.00004	0.00020	0.00000	0.00001	-0.00000	ر
0.21328	0.01136	0.00203	0.00672	0.00002	0.00072	0.00000	ذ
0.18886	0.00005	0.00022	0.00241	-0.00000	0.00001	0.00000	ف
0.18461	0.00181	0.00070	0.00219	0.00000	0.00009	-0.00000	ك

جدول (٣) ملف الاختبار (١) يضم العزوم السبعة لبعض الحروف التي لم تدرب الشبكة عليها واستخدمت في الاختبار

ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7	الحروف
0.17886	0.00015	0.00042	0.00148	0.00000	0.00002	0.00000	ت
0.18640	0.00461	0.00080	0.00138	0.00000	0.00008	-0.00000	ز
0.17954	0.00363	0.00093	0.00057	0.00000	0.00003	0.00000	ص
0.17750	0.00205	0.00035	0.00086	0.00000	0.00003	-0.00000	ط
0.19465	0.00145	0.00528	0.00247	-0.00000	-0.00000	0.00000	غ

جدول (٤) ملف الاختبار (٢) يضم العزوم السبعة للحرفين (ع،ر) بعد إضافة بعض التشويش إلى صورتها واللذين دربت الشبكة عليهما

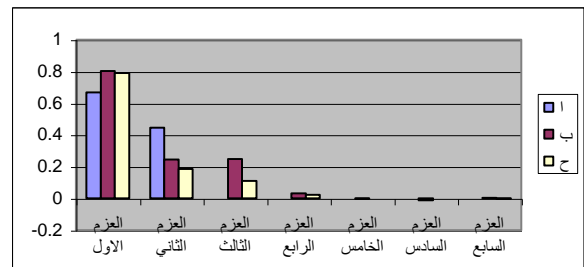
بدون تشويش

ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7	الحروف
0.17932	0.00442	0.00001	0.00005	0.00000	0.00000	0.00000	ع
0.18364	0.00036	0.00311	0.00197	0.00000	0.00002	0.00000	ر

جدول (٥) ملف الاختبار (٣) يضم العزوم السبعة للحرفين (ب،س) بعد تكبيرهما واللذين دربت الشبكة عليهما بدون تشويش

ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7	الحروف
0.17379	0.00233	0.00004	0.00006	-0.00000	-0.00000	0.00000	ب
0.17464	0.00222	0.00038	0.00027	0.00000	0.00001	0.00000	س

شكل (٣) المدرج التكراري للعزوم السبعة لبعض الحروف غير المتشابهة والتي تم التدريب عليها

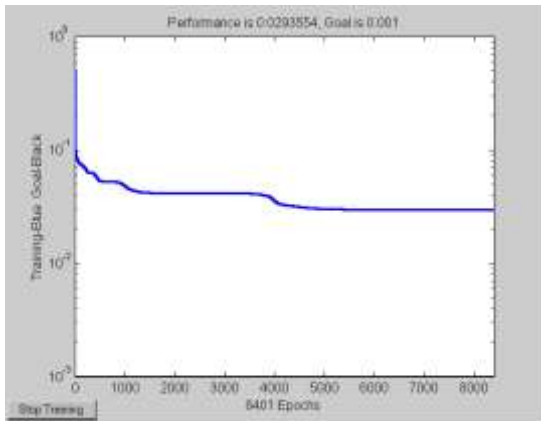


وتم الاختبار باستخدام عزم مجموعة من الحروف في ملف الاختبار (1) جدول (3) والتي لم تدرب عليها الشبكة وكانت النتائج كما يلي:

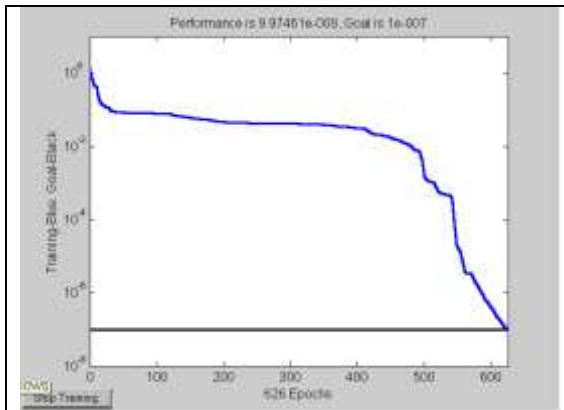
الحرف	نتيجة الاختبار
ت	حرف ال (ت) تم تقريبه الى حرف ال (ظ)
ز	حرف ال (ز) تم تقريبه الى حرف ال (ر)
ص	حرف ال (ص) تم تقريبه الى حرف ال (ح)
ط	حرف ال (ط) تم تقريبه الى حرف ال (ظ)
غ	حرف ال (ع) تم تقريبه الى حرف ال (ع)

أي كانت نسبة الاختبار للملف (1) صحيحة في التقريب بنسبة 75% تقريباً. كما تم اختبار الشبكة لعزم الحرفين (ع ، ر) بعد إضافة بعض التشويش إلى صورهما بواسطة برنامج Paint الملحق مع نظام ويندوز جدول (4)، وقد تعرفت الشبكة على كليهما بشكل صحيح ، أي كانت نسبة التمييز 100%، علما انه قد تم التدريب عليهما بدون تشويش.

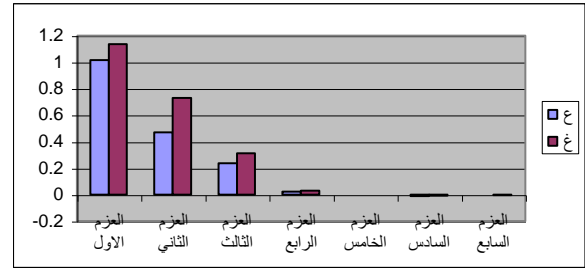
كما تم اختبار الشبكة لعزم الحرفين (ب، س) بعد تغيير حجمهما (تكبيرهما الى: حجم 18) عن الحجم الخط المستخدم في البحث (حجم 14)، جدول (5)، وقد تعرفت الشبكة على كليهما بشكل صحيح ، وكانت نسبة التمييز 100%، علما انه قد تم التدريب بدون التكبير.



شكل (5) رسم لانحدار الخطأ أثناء التدريب عند استخدام دالة Gradient descent backpropagation



شكل (6) نماذج لانحدار الخطأ أثناء التدريب عند استخدام دالة BFGS quasi-Newton backpropagation



شكل (4) المدرج التكراري للعزم السبعة لبعض الحروف المتشابهة والتي تم التدريب عليها

تم تطبيق خوارزمية صممت لهذا البحث تضمنت ثلاث مراحل:

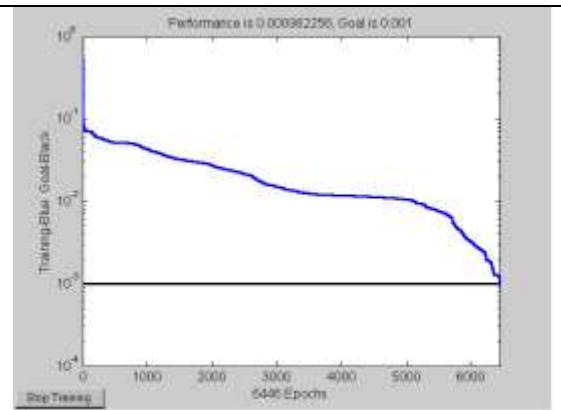
المرحلة الأولى: إذا كانت الحروف المراد تمييزها قد تختلف في حجمها لذا جاءت الحاجة إلى معالجة مسبقة للحروف وتم عمل تعيير (Normalization) للحجم في هذه المرحلة، وتوحيد الحجم لصور الحروف المستخدمة لغرض التمييز.

المرحلة الثانية: استخلاص الخواص لصور الحروف باستخدام طريقة العزم السبعة، حيث تستخلص سبعة خواص باستخدام معادلات العزم السبعة المذكورة سابقاً، وهذه الخواص تم استخدامها كإدخال إلى الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لغرض التدريب وصولاً إلى تمييز الحروف العربية.

المرحلة الثالثة: استخدمت الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لتمييز الحروف بواسطة خواصها المستخلصة (العزم السبعة).

مناقشة النتائج

تم التدريب بعدة أشكال على مجموعة من الحروف ضمت (ا، ب، ح، ع، س، ظ، ر، ز، ف، ك) وكما ذكرنا سابقاً تم استخدام عدة أنواع من دوال التدريب المستخدمة مع شبكة الانتشار العكسي مثل Gradient descent backpropagation، دالة Gradient descent، w/adaptive lr backpropagation، دالة 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 وإنها وصلت إلى الهدف في التدريب بعدد التكرارات iterations أقل من باقي الدوال كما موضح في الشكلين (5 و 6).



9. Cowell, J. and Hussain, F. 2001. Resolving Conflicts in Arabic and Latin Character Recognition, Eurographics.
10. Bazzi, I. Schwartz, R. And Makhoul, J. 1999 An Omnifont Open-Vocabulary OCR System for English and Arabic. IEEE Transaction on Pattern analysis and machine intelligence, vol. 21, no. 6.
11. Kanungo, T. Marton, G. A. , Bulbul, O. Performance Evaluation of two Arabic OCR Products , Obtained via Internet
12. Amin, A. , Kavianifar, M. , 1997. Automatic Recognition of printed Arabic Text Using Neural Network Classifier.
13. AL_Yaseen Sh., 2000 Face Recognition using Neocognitron Neural Network, M.Sc. Thesis , Department of Computer Engineering , College Of Engineering , University of Mosul
14. Chitra, S.P. (April 1993) Use neural networks for problem solving. Chemical Engineering Progress, PP. 44-52.
15. Rao, V.B. and Rao, H.V., (1993), C++ neural networks and fuzzy logic. Henry Holt and company, Ins., New York.
16. Wassermann, P.D., (1989), Neural Computing theory and practice van nostrand reinhold: New York.
17. MATLAB Toolbox V6.5 Copyright 1984-2004, The MathWorks, Inc.
1. Amin, A., 2000. Recognition of printed Arabic text based on global features and decision tree learning techniques, Pattern recognition, Vol .33, pp.1309-1323.
2. Flusser, J., 2000. On the independence of rotation moment invariant, Pattern recognition, Vol.33, pp.1405-1410.
3. Gonzales, R. C. and Wintz, 1987. Digital Image processing, Addison Wesley publishing company.
4. Mantas, J., 1986. An Overview of character recognition methodologies", Pattern recognition, Vol. 19, No .6, pp. 425-430.
5. Sinha A., 1999. An Improved recognition module for the identification of handwritten digits. Unpublished, M. Sc., Thesis, Department of Electrical engineering and computer Science, M.I.T.
6. Tou, J.I. and Gonzalez, R.C., 1974. Pattern recognition principles, Addison Wesley publishing company, Inc.
7. Trier, I.; Jain A. and Taxt T., 1996. Feature extraction methods for character recognition –A survey, Pattern recognition, Vol.29, No.4, pp.641-662.
8. Cowell, J. and Hussain, F. 2000. The confusion Matrix Identifying Conflicts in Arabic and Latin Character. CGIM

(Received / / 2007, Accepted / / 2008)

Abstract

In this research, it has been using seven moments to extract attributes of Arabic character images to calculate values of these moments, and then enter these values to the backpropagation neural network to recognize Arabic characters by intelligence methods. Also it has been building a simulating program for backpropagation neural network for recognition of Arabic characters moments experiments. It has been implementing the programs under windows98 environment to exploitation computer memory. The programs was written using matlab compiler version 6.

The backpropagation neural network was trained in different shapes of group of character that include (ا، ب، ح، ع، س، ظ، ر، ذ، ف، ك) using several types of training functions that was used with backpropagation neural network like Gradient descent backpropagation function, Gradient descent w/adaptive lr backpropagation function, Gradient descent w/momentum backpropagation function and BFGS quasi-Newton backpropagation function. The last was working slower with the data of the network but achieved better results during testing of character that was not trained previously by the neural network and it was reached goal in training by fewer iterations from other functions.