

التعرف الآلي على الأحرف العربية باستخراج سماتها البنيوية

روعة أبو الشامات*

(تاريخ الإيداع 1 / 9 / 2014. قُبل للنشر في 24 / 11 / 2014)

□ ملخص □

يقدم هذا البحث مساهمة جديدة في عملية تطوير خوارزمية فعّالة تُحقق التعرف على الأحرف العربية لمعالجة صور المستندات النصية باستخدام الشبكات العصبونية التي أثبتت جدواها في حل العديد من المسائل المشابهة، وقد تضمن البحث العديد من الأفكار الجديدة، والخوارزميات، لمواجهة وحل التعقيد البالغ في النصوص العربية كما تم في سياق العمل تقديم دراسة مرجعية حول طرائق التعرف على الأنماط، والخوارزميات المستخدمة للتعرف على الكتابة باللغة العربية، بالإضافة إلى الاهتمام بعلم معالجة الصور مع التركيز على الشبكات العصبونية وخاصة شبكات هامينغ . اعتمدت طريقة استخراج السمات البنيوية للحرف المراد التعرف عليه في عملية التصنيف. تم التوصل في نهاية البحث إلى مجموعة من النتائج والاستنتاجات، بالإضافة إلى مقارنة أنواع مختلفة من الخطوط، وبأحجام متباينة، حيث كانت نسبة التعرف مرتفعة في أغلب الحالات، بينما انخفضت بشكل بسيط عند زيادة نسبة الضجيج، كما حددت الحالات الخاصة الواجب التعامل معها أثناء التعرف على الأحرف العربية، وذلك ليتسنى أخذها بعين الاعتبار عند تقديم خوارزميات تعرف جديدة.

الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبونية، التعرف على الأنماط، السمات البنيوية، التعرف على الأحرف العربية.

* ماجستير - قسم هندسة الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق - دمشق - سورية.

Automatic Recognition of Arabic Characters by Extracting Their Structural Features

Rouwaa Abo al-Shamat*

(Received 1 / 9 / 2014. Accepted 24 / 11 / 2014)

□ ABSTRACT □

This research presents new effective contribution of developing the algorithm of identifying and recognizing Arabic letters in the text document by using neural network which proved its strong ability in solving many similar issues. This research includes also many new ideas and algorithms to solve the extreme complexity of Arabic texts, and in the sequence of work an authoritative study has been set about the methods of identifying modes and algorithms of Arabic language. In addition, the study took care of images processing technology and concentrated on the neural networks (Hamming Networks) specifically.

Extracting the structural features of the letter (which wanted for recognition) has been adopted during the classification process).

At the end of this study a band of conclusions and results has been reached, as well as, the comparison between different kinds of fonts and different sizes of letters. Mostly, a high ratio of successful identification could be reached, the ratio has slightly decreased in the case of high noise. Special cases of recognition of Arabic letters have been classified to be taken into consideration during the introduction of the new algorithms.

Keywords: Neural Networks; Pattern Recognition; Structural Features; Recognizing Arabic Letters.

* Master; Department of Computer & Automation Engineering; Faculty of Mechanical & Electrical Engineering; University of Damascus, Damascus, Syria.

مقدمة:

يعتبر علم التعرف البصري على الحروف (Optical Character Recognition) OCR أحد فروع علم التعرف على الأنماط (pattern recognition)، وهو من المواضيع البحثية النشطة في هذه الفترة من التطور في علم الذكاء الصناعي، بسبب التوجه لتحويل المستندات المطبوعة إلى نسخ الكترونية يسهل الاحتفاظ بها والتعامل معها. تتضمن أنظمة التعرف على الحروف تطبيقات التحقق من صحة الشيكات (check verification)، بالإضافة إلى العديد من التطبيقات المصرفية (banking)، وتطبيقات أنظمة الأعمال (business)، والتطبيقات العلمية. استخدمت مجموعة من التقنيات في السنوات السابقة من قبل معظم الباحثين، بهدف التعرف التلقائي على الحروف المطبوعة والمكتوبة بخط اليد. ومن الملاحظ أنه يوجد عدد هائل من الأبحاث والدراسات التي اهتمت بالحروف اللاتينية والصينية، وعلى الرغم من هذا العدد الهائل من الأبحاث إلا أنه يوجد عدد ضئيل منها درس اللغة العربية. ويعود سبب ذلك بشكل رئيسي إلى الصعوبة الكامنة في معالجة أحرف اللغة العربية.

تكتب كلمات اللغة العربية باستخدام 28 حرفاً مختلفاً، وبأربعة أشكال لكل حرف اعتماداً على موقع الحرف في الكلمة، فإما أن يكون في بداية الكلمة، أو في وسط الكلمة، أو في نهاية الكلمة، أو بشكل منفصل، وهذا يعني وجود اتصال مستمر بين أحرف غالبية الكلمات ما يسبب المشكلة الرئيسية في صعوبة فصل هذه الأحرف عن بعضها وتمييزها عن باقي اللغات. كما تتميز النصوص العربية بكونها تكتب من اليمين إلى اليسار، لكن ذلك لا يسبب مشكلة أثناء المعالجة والتعرف. إن كثيراً من الحروف مكونة من جزأين، الجزء الأول هو جسم الحرف والثاني عبارة عن عدد من النقاط أو الأشكال، فوق الجسم أو تحته أو بداخله، ويتراوح عدد النقاط بين النقطة والنقطتين والثلاث نقاط. أما الأشكال فهي كثيرة منها الهمزة والمدة والشدة وعلامات الضبط بالشكل. إن أحرف اللغة العربية تتداخل فيما بينها حسب موقعها بالكلمة وتختلف درجة التداخل بحسب شكل الحرف وحجمه.

هذه السمات وغيرها، جعلت من المستحيل تعديل أو ضبط أنظمة التعرف على الحروف المصممة للتعامل مع باقي اللغات كالإنكليزية للتعرف على اللغة العربية.

لم تتوصل برامج التعرف البصري على الحروف إلى نسبة تعرف صحيحة 100% من أجل كل أنواع الخطوط المكتوبة، بمعنى آخر، فإن برامج التعرف على الحروف توجه من أجل نوع معين من المستندات المطبوعة، فقد لوحظ أنه رغم العدد الكبير لأنواع الخطوط وأحجامها، فإنه عملياً يُستخدم عدد محدود من هذه الخطوط في كتابة الوثائق والمستندات الرسمية. وهذا ما أدى إلى وجود برامج تعرف خاصة مصممة لأجل الملفات المكتوبة بخط Arial فقط. وهناك برامج من أجل قراءة العناوين على الظرف البريدي. كما توجد برامج تتعرف على النصوص المطبوعة والمكتوبة بخط اليد، ولكن بشرط أن تكتب بشكل واضح دون تداخل بين الأحرف. بالإضافة إلى العديد من الأنواع المختصة بمجال معين بما يخدم مصالح الشركات والمؤسسات.

أهمية البحث وأهدافه:

يهدف البحث، إلى تقديم مساهمة جديدة في عملية تطوير خوارزمية فعّالة، تحقق التعرف على الأحرف انطلاقاً من استخراج السمات البنوية (Structural Features) للحرف. يتم في بداية كل عملية تعلم أو تعرف معالجة صورة النص للوصول إلى أقل قدر ممكن من الضجيج وأعلى نسبة وضوح في الصورة، مع تعديل المستويات الرمادية للحصول إلى صورة ثنائية اللون (أبيض وأسود). وتسبق مرحلة التعرف مرحلة هامة وأساسية، تُنفذ لمرة واحدة عند

تصميم البرنامج وهي مرحلة التعليم التي تشكل الأساس في عملية التعرف اللاحقة. تقوم في هذه المرحلة خوارزمية مبتكرة بإنتاج قاعدة لنماذج الأحرف المختلفة بأشكالها وحالاتها المتباينة. بعد عملية التعليم يكون قد تَكون لدى نظام التعرف قاعدة معطيات لجميع الأشكال الأساسية المحتملة لورود الحرف، تُنظم قاعدة المعطيات وتُخزن لاستخدامها في المرحلة اللاحقة.

الآن، عند الرغبة بالتعرف على نص ما مخزن كصورة رقمية، فإنه يتم إدخاله للبرنامج الحاسوبي ليصار إلى معالجة الصورة بنفس خطوات معالجة الصورة المستخدمة قبل المرحلة الأولى، ثم تقطيع النص إلى مكوناته الأساسية، وصولاً في النهاية إلى الأحرف المؤلفة له. يُقارن بعد ذلك كل حرف أو مقطع مع جميع النماذج الموجودة في قاعدة المعطيات المخزنة مسبقاً، ويُختبر مدى التشابه بينها، لتقوم الخوارزمية المنجزة باختيار الحرف ذي قيمة التشابه الأكبر. وبعد التعرف على الحرف الأول يتم الانتقال إلى الحرف الذي يليه والذي يليه تباعاً حتى انتهاء النص وكتابته على شاشة الخرج.

طرائق البحث ومواده:

1. دراسة مرجعية:

يعد علم التعرف على الكتابة والنصوص هاجساً أشغل تفكير العديد من المهتمين بالحاسب الآلي والمبرمجين خصوصاً. وذلك لإمكانية الاستفادة منه بشكل كبير في نقل المعلومات والعلوم إلى الحاسب بسرعة وبساطة. ويمكن تصنيف أنواع التعرف البصري على الحروف إلى صنفين رئيسيين هما [1][2] :

(a) التعرف المباشر (online):

يتم التعرف على الكتابة اليدوية مباشرة أثناء الكتابة، باستخدام قلم ضوئي على شاشة خاصة مربوط بالحاسب، أو باستخدام الفأرة للكتابة يدوياً على الشاشة. رغم أن هذه الطريقة مخصصة للتعرف على الكتابة اليدوية، إلا أن النظام يمكنه التسجيل اللحظي لكيفية وتسلسل الكتابة، مما يسهل عملية التعرف. أما تطبيقات هذا النوع ليست كثيرة إلا أنها تغني المستخدم عن لوحة المفاتيح.

(b) التعرف غير مباشر (offline):

التعرف على النص المكتوب (ألياً أو يدوياً) على الورق. عند عمل مسح ضوئي لأي مستند نص سواءً مكتوب باليد أم مطبوع، فإن الحاسب يتعرف على هذا النص كصورة. ولا يمكن للمستخدم معالجة هذا النص المخزن في الصورة أو البحث فيه أو تحريره. ومن هذا المنطلق ظهرت الحاجة إلى حل هذه المشكلة وإيجاد برامج تقوم بتحويل صورة المستند إلى مستند قابل للتعديل والبحث. فظهرت برامج عديدة تقوم بالتعرف الآلي على الحروف والأرقام والكلمات وغيرها من الرموز المكتوبة على الورق مثل Readiris pro, Cunelform OCR

وفيما يلي بعض الخوارزميات المستخدمة في التعرف الضوئي على النصوص المطبوعة [3]:

1. مقارنة النموذج (Pattern matching):

إن الخطوة الأولى في هذه الخوارزمية هي خطوة التعليم، وفيها يقوم البرنامج بإنتاج قاعدة النماذج والتي ستستخدم لاحقاً في كل التطبيقات الأخرى. ثم بمقارنة الحرف المراد التعرف عليه مع مجموعة النماذج لنحصل على قيمة. يمكن اختيار أقرب حرف إلى الحرف المراد التعرف عليه وذلك بمقارنة القيم الناتجة. تُقارن هذه الخوارزمية الأحرف نقطة بنقطة بعد أن تستقبل الحرف في نمط الصورة النقطية. من التطبيقات التي تستخدم هذه الخوارزمية

القياس والفحص. حيث في القياس (Gauging) يمكن معرفة أين يبعد شكل أو رقم أو حرف معين عن شكل أو رقم أو حرف آخر ومن النتيجة يمكن معرفة هل هذا الشكل مقبول أم لا. أما في الفحص (Inspection) فيمكن الاستفادة من مقارنة النماذج في اكتشاف الأخطاء البسيطة كأخطاء الطباعة مثلاً. في النتيجة فإن هذه الطريقة تستخدم للحروف المطبوعة وليس للمكتوبة يدوياً.

2. التعرف على الخصائص (Feature recognition):

من المفيد تمثيل صورة الحرف كمجموعة صغيرة من الخصائص، من ناحية لتخفيض حجم الصورة النقطية و بالآتي عدد الأحرف المراد التعرف عليها، ومن ناحية أخرى لكي تُعرف الحروف بطرق لا تختلف عما سيواجه البرنامج من تحولات للحرف. وكما ذكر سابقاً تعتمد هذه الخوارزمية على التعرف على الحرف كمجموعة من الخصائص، فمثلاً حرف "ف" مكون من نقطة، ودائرة، وخط أفقي، وانحناءه إلى أعلى، وعندما يتعرف البرنامج على أن لحرف هذه الخصائص فإن الحرف هو "ف"، أما الاستخدام الأساس لهذه الخوارزمية فهو في التعرف على الخطوط المكتوبة باليد فهي على عكس خوارزمية مقارنة النموذج لا تقارن نقطة بنقطة ولكن تقارن خاصية بأخرى.

3. ترميز المحيط (Contour code):

في هذه الخوارزمية تُحدد نقطة البداية ونقطة النهاية قبل وبعد الحرف، ثم إيجاد أقرب نقاط على الخط الأساسي العلوي والسفلي والأوسط، والتحرك خلال الخطوط الأساسية (Base line) باتجاه نقطة النهاية، وبعد المرور عليها توضع علامة تدل على نهاية المحيط، وهكذا دواليك لكل النقاط الأخرى على الخط نفسه مع التأكد من عدم المرور على نقطة نهاية المحيط، أما إذا تم المرور عليها فيتم تجاهل هذا المحيط. ثم أخذ النقاط الأخرى على الخطين الأساسيين الآخرين وتكرار العملية.

4. عدّ نقاط التقاطع (Crossing counts):

في هذه الخوارزمية تقطع صورة الحرف بخطوط متوازية، وتسجل عدد التقاطعات. ثم يكرر الخط وتطبق زاوية مختلفة وتسجل عدد التقاطعات في كل مرة مع كل خط (في المعتاد تُجرب ثماني زوايا مختلفة). تمتاز هذه الخوارزمية بقدرتها على التعرف على الحروف بأي حجم. ولكن تكمن نقطة ضعفها في ارتفاع نسبة الخطأ في الخطوط المائلة [4].

2. الشبكات العصبونية (Neural Networks):

الشبكة العصبونية الصناعية هي نظام لمعالجة البيانات بشكل يحاكي ويشابه الطريقة التي تتبعها الشبكات العصبونية الطبيعية عند الإنسان. تحتوي الشبكة العصبونية على عدد كبير من العناصر الصغيرة لمعالجة المعلومات تسمى الخلية العصبونية أو العصبون، لها المقدرة على الاستجابة لإشارة الدخل، والتعلم لتتلاءم مع الوسط المحيط وتعطي الخرج المناسب. وتصنف الشبكات العصبونية حسب نموذج الوصل بين العصبونات إلى شبكات الطبقة المفردة وشبكات متعددة الطبقات وهذا يسمى البنية، أو حسب طريقة تعيين الأوزان المرافقة للوصلات إلى التعليم بوجود مشرف والتعليم مع عدم وجود مشرف وهذا يسمى التدريب أو التعليم. إن أبرز نشاط تقوم به الشبكات العصبونية هو عملية التصنيف والترميز وتقدم لنا الشبكات العصبونية عدداً من الخواص والمميزات المرغوب فيها وغير الموجودة في أنظمة الحسابات التقليدية، فمن هذه الخواص، الإنتاج الموثوق عند التعامل مع نماذج دخل ضجيجية جزئية (غير كاملة)، ودرجة عالية للتسامح مع الخطأ، ومعدلات حساب تفرعية عالية السرعة، والمقدرة على التعميم وعلى التعلم المتكيف. أثبتت الشبكات العصبونية قدرتها على حل كثير من المشاكل ضمن مسائل عديدة وحقول متنوعة منها على سبيل

المثال التعرف على الأحرف، بتوصيف المدخل في الشبكة العصبونية اعتماداً على السمات التي تتعرف على الأحرف ومن خلال استخدام السمة كمدخل للشبكة يجعلها أكثر قوة، ويزيد من معدل درجة التشابه بينها وبين الطريقة البشرية للتعرف على الحرف، بحيث تتجه إلى تصنيف الحرف بواسطة شكله أو بعض السمات الموجودة فيه [6][5].

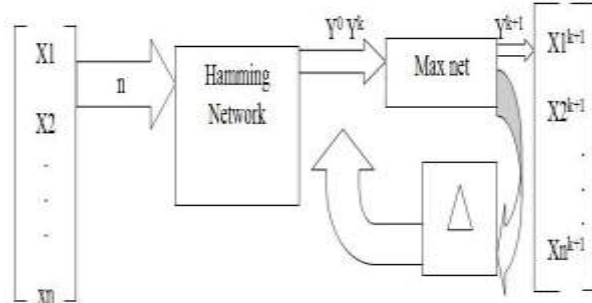
1.2 شبكة (Hamming & Max net)

مصنف هامينغ وفق مسافة هامينغ الصغرى

(Minimum Hamming Distance Classifier)

في هذا الجزء سنغطي طبقتي المصنف (Two-layer classified) للمتجهات ذات القطبين الثنائيين (Hamming Network and Max net) وهي مصنف للمسافة الأصغر (Hamming Distance) HD ، حيث تعتبر شبكة هامينغ من الشبكات الأكثر تشابهاً مع شبكات تصنيف العينات، وتُستخدم لمطابقة أشعة العينات (الأمثلة) الأكثر تشابهاً مع شعاع الدخل، وإن أشعة التمثيل في هذه الشبكات هي التي تحدد قيم أوزان الترابطات، وإن مقياس التشابه بين شعاع الدخل وأشعة الأمثلة المخزنة هو حاصل طرح العدد n من مسافة هامينغ بين هذه الأشعة حيث يعبر عن مسافة هامينغ (Hamming Distance) HD بين شعاعين بعدد المكونات المختلفة بين الشعاعين.

إن شبكة Hamming هي من نوع التغذية الأمامية (Forward Feed Type) وتكون الطبقة الأولى للمصنف وتمتلك p خلية عصبية (Neuron)، والرد الأقوى للخلية العصبية هو الدال على قيمة HD الأدنى بين الإدخال والمصنف الذي يمثل الخلية العصبية. وبالاتي إن العمل الرئيس لشبكة Hamming هو إيجاد المتشابهات بين الدخل ومتجهات الوزن لكل الخلايا العصبية (Neuron)، والخلية العصبية الأكثر فعالية (Active neuron) تنتخب لاحقاً بشبكة (Max net) وتستخدم كنتاج نهائي. والرسم التخطيطي للشبكة مبين في الشكل (1) [7].



الشكل (1) الرسم التخطيطي لمصنف الـ HD الأدنى

2.2 بناء شبكة Hamming

لنفرض أن الأنماط في شبكة Hamming تعطى بواسطة $S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(P)}$ ، وتخزن تلك الأنماط باختيار الأوزان كما يلي :

$$WH = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} s1^1, s2^1, \dots, \dots, sn^1 \\ s1^2, s2^2, \dots, \dots, sn^2 \\ \dots \\ s1^P, s2^P, \dots, \dots, sn^P \end{bmatrix} \dots \dots (1)$$

وبما أن مسافة Hamming بين متجهين ثنائيين ذي قطبين هي عدد البتات المختلفة.

$$HD(x, s^{(m)}) = (\text{number of different bits})$$

$$X^+ S^{(m)} = (n - HD(x, s^{(m)})) - HD(x, s^{(m)}) - HD(x, s^{(m)}) \dots (2.1a)$$

أو بشكل مكافئ

$$1/2 X^t S^{(m)} = n/2 - HD(x, s^{(m)}) \quad \dots (2.1b)$$

وبإدخال المتجه x للشبكة تنتج القيمة $(1/2)X^t S^{(m)}$ كإدخال للعقدة M ، حيث $p, \dots, 2, 1, m$ وتضاف قيمة الوحدة الثابتة لـ $n/2$ إلى مدخل كل خلية عصبية، فتصبح النتائج النهائية لـ M net كالآتي :

$$Net(m) = 1/2 X^t S^{(m)} + n/2 \quad \text{For } m = 1, 2, \dots, P \quad \dots (2-2a)$$

ويمكن التعبير عن التعريف السابق كالآتي: (2-2.b) $Net m = n - HD(x, s^{(m)})$

ولربط الخلايا العصبية في شبكة Hamming مع دالة التنشيط يتم إنجاز التقييس الخطي لـ (2-2.b).

$$F(net m) = (1/2) net m \quad \text{For } m = 1, 2, \dots, P$$

إن متجه الإدخال يكون مطابقاً تماماً إلى الصنف m والذي يجب أن يطابق مع الشرط $HD=0$ ، ومؤشر بواسطة $f(net)=1$ أي متجه الإدخال الذي يكمل النموذج الأولي للصنف m سوف ينتج في $f(net m)=0$ أما شبكة Max net فتتمثل الطبقة الثانية من المصنف وهي تعمل كشبكة استذكار (استعاده) متكررة في نمط المساعدة وتملك المواصفات الآتية [9][8]:

إن العناصر القطرية لمصفوفة الوزن دائماً مساوية للواحد، وكل العناصر الأخرى هي $-e$.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ -e, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots (3)$$

إن الإدخالات الأولية هي أعداد حقيقية ضمن الحدود $[0, 1]$

دالة التنشيط لكل خلية عصبية هي:

$$w_{ij} = \begin{cases} 0, & net < 0 \\ net, & net \geq 0 \end{cases} \quad \dots (4)$$

3. الخوارزمية المقترحة:

يهدف البحث، إلى تقديم مساهمة جديدة في عملية تطوير خوارزمية فعّالة، تحقق التعرف على النصوص العربية المطبوعة، باستخراج السمات البنوية للحرف المطبوع (Structural Features). في بداية كل عملية تعلم أو تعرف تُعالج صورة النص للوصول إلى أقل قدر ممكن من الضجيج وأعلى نسبة وضوح في الصورة، مع تعديل المستويات الرمادية للحصول على صورة ثنائية اللون (أبيض وأسود). وتسبق مرحلة التعرف مرحلة هامة وأساسية، تنفذ لمرة واحدة وهي مرحلة التعليم التي تشكل الأساس في عملية التعرف اللاحقة. تقوم في هذه المرحلة خوارزمية مبتكرة بإنتاج قاعدة لنماذج الأحرف المختلفة بأشكالها وحالاتها المتباينة. بعد مرحلة التعليم يكون قد تَكوّن لدى نظام التعرف قاعدة معطيات تحتوي جميع الأشكال الأساسية المحتملة لورود الحرف، تُنظّم قاعدة المعطيات وتُخزّن لاستخدامها في المرحلة اللاحقة. في حال الرغبة بالتعرف على نص ما مخزن كصورة رقمية، يتم إدخاله للبرنامج الحاسوبي ليصار إلى معالجة صورته الرقمية معالجة أولية وفق المعالجة المذكورة أعلاه، ثم يُقطع

النص إلى مكوناته الأساسية، وصولاً في النهاية إلى الأحرف المؤلفة له، ثم يُقَارَنُ بعد ذلك كل حرفٍ أو مقطعٍ مع جميع النماذج الموجودة في قاعدة المعطيات المُخزَّنة مسبقاً، ويُخْتَبَرُ مدى التشابه بينها، لاختيار الحرف ذي قيمة التشابه الأكبر مع الحرف المُخْتَبَر، بعد التعرف على الحرف الأول يتم الانتقال إلى الحرف الذي يليه والذي يليه تباعاً حتى انتهاء النص وكتابته على شاشة الخرج. يبين الشكل (2) المراحل الرئيسية للخوارزمية المقترحة



الشكل (2) المراحل الرئيسية للخوارزمية المقترحة

وفيما يلي وصفاً مختصراً لكل مرحلة ثم نقوم بتفصيل كل مرحلة على حدة.

1.3 خطوات الخوارزمية المقترحة:

1. مرحلة المعالجة الأولية: تعالج الصور للحصول على أفضل شكل يلائم عملية التعرف وتشمل التعريب (تحويل الصورة إلى صورة ثنائية القيمة) وإزالة الضجيج منها.
2. مرحلة التقطيع: تحتوي أربعة مراحل هي: تقسيم النص إلى أسطر، تقسيم الأسطر إلى كلمات، تقسيم الكلمات إلى مقاطع، تقسيم المقاطع إلى أحرف وحساب سماكة الخط.
3. مرحلة إيجاد مركز النقل اللوني: بعد تقسيم النص إلى أحرف نوجد مركز النقل اللوني لصورة الحرف ويوضع في مركز النقل اللوني لصورة (100x100) بكسل.
4. مرحلة التعرف: تستخدم الشبكات العصبونية في التعرف على الأحرف المقطعة وإعطاء نتيجة التعرف مع تحديد خطأ التعرف، وتستخدم لهذا الغرض خوارزمية هامينغ للتعرف على أكبر تشابه مع الحروف المرجعية الموجودة. بعد التعرف على المراحل السابقة بشكل مختصر نشرح بشكل مفصل كل خطوة في كل مرحلة.

1.1.3 مرحلة المعالجة الأولية (Pre-processing):

بعد الحصول على النص كصورة (باستخدام الماسح الضوئي)، تجري تنقية الصورة من الشوائب غير النصية (مثلاً الرسوم والأطراف السوداء)، ويعتمد وضوح الصورة على عوامل عدة، منها تاريخ الأصل وطريقة الطباعة (ليزر أو نقطية)، وضوح الخط، جودة الورق، سلامة الأصل من التظليل والتخطيط، أي معالجة لصورة النص للحصول عليها بأفضل شكل يلائم التعرف بالوصول إلى أقل قدر ممكن من الضجيج وأعلى نسبة وضوح في الصورة، مع تعديل المستويات الرمادية للحصول على صورة ثنائية اللون (أبيض وأسود). يتم في البداية إجراء التعريب وهو تحويل المستند من صورة إلى صيغة ثنائية ممثلة بمصفوفة ذات بعدين عناصرها إما (0) أو (1) حيث يمثل الصفر النقاط البيضاء ويمثل الواحد النقاط السوداء ثم تنقية الصورة من الضجيج المصاحب لها وغير المرغوب به، وهو إما أن يكون ناتجاً

عن الكتابة نفسها أو بسبب رداءة الورق الذي كُتب عليه المستند الأصلي، وفي بعض الأحيان يكون الضجيج ناتج عن أخطاء من جهاز الماسح الضوئي. إن عملية حذف الضجيج من أهم العمليات في معالجة الصور الحاسوبية وخوارزميات التعرف، وتأتي أهمية هذه العملية من حساسيتها ودقتها في الوقت نفسه، ويجب الانتباه في عملية حذف الضجيج من أية تأثيرات سلبية كحذف الأحرف، أو حذف أجزاء أساسية مهمة من الأحرف، كالنقاط التي تميز العديد من الأحرف العربية المتشابهة وتكون سبباً في انخفاض أداء ونسبة دقة برنامج التعرف [11][10].

2.1.3 مرحلة التقطيع (Segmentation):

يقصد بعملية التقطيع، تفريق النص المكتوب إلى حروف منفصلة بعضها عن بعض، ووضع كل حرف في مصفوفة بشكل منفرد تمهيداً لاستخراج السمات لكل حرف، وتعتبر هذه المرحلة من أصعب المراحل وأكثرها أهمية في تحديد نسبة التعرف وتُقسم هذه المرحلة إلى عدة خطوات:

1. تقسيم المستند إلى أسطر.
2. إيجاد سماكة الخط وحجم الخط.
3. تقسيم كل سطر إلى الكلمات المكونة له.
4. تقسيم كل كلمة مستقلة ضمن كل سطر إلى مقاطعها.
5. تقسيم كل مقطع من مقاطع الكلمة إلى الأحرف المكونة له.
6. تحديد حالات التقطيع الشاذة.

3.1.3 مرحلة إيجاد مركز الثقل اللوني (Determination Of Center Of Gravity):

يهدف إيجاد مركز الثقل إلى مركزية جميع الصور التي ستجري معالجتها لاحقاً وفق مرجعية حيزية ثابتة. ويستنتج مركز الثقل من فكرة قانون حساب مركز العزوم للقوى في الفيزياء حيث يُحدّد مركز الثقل (c_x, c_y) للصورة المُعْتَبَرة ذات القيم صفر وواحد (أي النقاط السوداء والبيضاء) كالآتي [12]:

$$c_x = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij}}{NB} \quad \dots\dots (5) \quad \text{يُحسب الإحداثي } x \text{ لمركز الثقل من العلاقة الآتية:}$$

$$c_y = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_{ij}}{NB} \quad \dots\dots (6) \quad \text{يُحسب الإحداثي } y \text{ لمركز الثقل من العلاقة الآتية:}$$

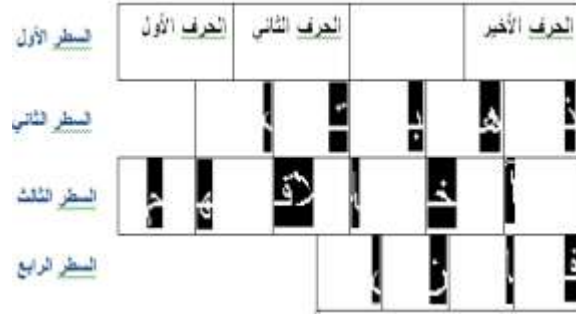
x_{ij} : هو البعد الأفقي للنقطة السوداء ذات الترتيب الأفقي i والعمودي j .

y_{ij} : هو البعد العمودي للنقطة السوداء ذات الترتيب الأفقي i والعمودي j .

NB : عدد النقاط السوداء في الصورة وذلك بفرض أن مصفوفة نقاط الصورة هي $N \times N$.

4.1.3 مرحلة التعرف:

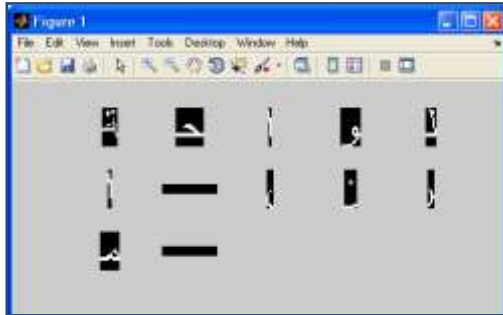
في هذه المرحلة نكون قد توصلنا إلى تقطيع الأحرف، والحصول على مصفوفة أحرف المستند كاملاً على شكل صور ثنائية البعد، وبأبعاد مختلفة، ويتم تخزينها ضمن مصفوفة خلايا مكونة من عدد من الأسطر يساوي إلى عدد أسطر المستند، ومن عدد من الأعمدة في كل سطر يساوي إلى عدد المقاطع الموجودة في ذلك السطر، حيث إن المقطع يمثل حرفين متصلين خاصين (أ، ب، ...). أو حرفاً أو جزءاً من حرف. وهو السبب الذي جعلنا نختار تخزين المقاطع ضمن مصفوفة خلايا لا يشترط فيها تطابق أنواع المعطيات في الخلايا ولا تساوي أبعادها، يبين الشكل (3) مصفوفة (cell_letter) الأحرف الناتجة من خوارزمية التقطيع.



الشكل (3) مصفوفة الأحرف المقطعة

بعد هذه المرحلة تبدأ عملية التعرف على جميع خلايا المصفوفة، ابتداءً من أول خلية وهي التي تمثل المقطع أو الحرف الأول في السطر الأول من النص وانتهاءً بأخر خلية والتي تمثل المقطع الأخير من السطر الأخير. ويتم ذلك بتطبيق خوارزمية هامينغ على جميع هذه الخلايا واحدة تلو الأخرى والتعرف عليها وتخزينها ضمن مصفوفة أحرف ليتسنى إظهارها فيما بعد بالشكل المناسب، حيث يتم إظهار جميع المقاطع ضمن واجهة واحدة مقسمة إلى عدد من النوافذ حسب عدد المقاطع كما هو مبين في الشكل (4)، ومن ثم يمكن أن نختصر عمل خوارزمية هامينغ بأنه دراسة لمدى تشابه كل خلية من المصفوفة العامة مع المراجع المخزنة مسبقاً وإيجاد أفضل تشابه بين الخلية المطلوب التعرف عليها وبين المرجع وهل هو الممثل لمحرف المقطع المدروس.

بالطبع يفترض هذا الأسلوب أنه سيتم التعرف على جميع المقاطع سواء التي تمثل حرفاً حقيقياً أم جزءاً من حرف، وذلك لأننا نوجد أقرب تشابه وبغض النظر عن قيمته، وقد تسببت هذه الطريقة بكثير من المشاكل فمثلاً في حالة قطع حرف السين إلى عدة مقاطع سيجري التعرف على جميع المقاطع المكونة لحرف السين وذلك لأننا نوجد أكثر مرجع مشابه للمقطع وبغض النظر عن القيمة المطلقة لمقدار التشابه بل يهمننا فقط القيمة النسبية الأكبر لمقدار التشابه عند ذلك سيتم وضع عدة أحرف مكان حرف السين بما فيها حرف السين نفسه، وحالة تقطيع حرف الواو والراء وأشباهاها إلى عدة مقاطع كما هو مبين بالشكل (4) والشكل (5) وهكذا لبقية الحالات.



من الواحة

الشكل (4) السطر الأول من الصورة الموجودة باليمين



الشكل (5) أجزاء الحرف المقطع

لذلك تم حل هذه المشكلة باقتراح معامل جديد أسميناه خطأ التعرف error recognition وهو يلعب دور معامل شرطي، فبعد إيجاد الحرف الأقرب للمقطع المدروس باختبار مدى التشابه فإنه يشترط لنتم عملية التعرف وإقرار

أن هذا المقطع يمثل المحرف الموافق للمرجع المحدد أن يكون مقدار التشابه أكبر من حد معين. ووجدنا أن تحديد هذه القيمة يجب أن يتم تجريبياً لذلك فقد قمنا بدراسة أثر تغير هذا المعامل على نسبة التعرف ورسمنا المخططات البيانية اللازمة وحددنا بدقة أفضل قيمة له وهذا ما سنوضحه لاحقاً في فقرة النتائج والمناقشة.

ولا بد من التذكير بأن من أحد شروط خوارزمية التعرف باستخدام شبكة هامينغ هو تساوي أبعاد المصفوفات المرجعية والمصفوفة المدروسة، وباعتبار أن كل مقطع يكون بأبعاد مختلفة كما هو مبين بالشكل (5) فإننا قمنا بدراسة أكبر بعد ممكن للمقاطع ووجدنا أنه لا يتجاوز (100*100) بكسل لذا قمنا بتغيير أبعاد المصفوفات المرجعية وذلك بنقلها كل منها إلى مصفوفة صفرية بأبعاد ثابتة (100*100) بكسل وبحيث يتطابق مركز الثقل اللوني للمرجع مع مركز المصفوفة الصفرية. ويتم إجراء هذه العملية على كل مقطع يطلب التعرف عليه وبذلك تكون جميع المصفوفات المعالجة ضمن خوارزمية هامينغ متساوية الأبعاد.

كما يوجد بعض الشروط أثناء تطبيق قوانين هامينغ كاعتبار أن المصفوفات عبارة عن أشعة وليست مصفوفات ثنائية البعد. لذلك فإنه وبعد تحويل مصفوفة المقطع إلى مصفوفة ثنائية القطبية يتم تحويلها أيضاً إلى شعاع أي مصفوفة أحادية البعد باستخدام إحدى الخوارزميتين الآتيتين:

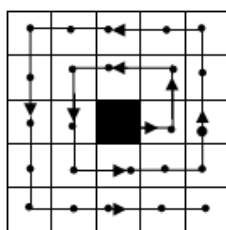
الخوارزمية الأولى:

هدف هذه الخوارزمية هو تحويل أعمدة المصفوفة بشكل متتابع إلى سطر واحد. وتتم هذه العملية بأخذ منقول العمود الأول ومن ثم أخذ منقول العمود الثاني ورفعه مع منقول العمود الأول على نفس السطر وهكذا لبقية أعمدة المصفوفة. يبين المثال الآتي مصفوفة ثنائية البعد والشعاع المقابل لهذه المصفوفة.

$$W = \begin{pmatrix} 4 & 6 & 7 \\ 3 & 1 & 5 \\ 1 & 8 & 9 \end{pmatrix} \quad w(:) = [4 \ 3 \ 1 \ 6 \ 1 \ 8 \ 7 \ 5 \ 9]$$

الخوارزمية الثانية:

تسمى هذه الخوارزمية بخوارزمية التقطيع الحزوني، حيث نبدأ من البكسل الموجود في مركز المصفوفة ونقوم بالدوران بعكس عقارب الساعة لتحويل المصفوفة إلى مصفوفة أحادية البعد بقيم ثنائية أحادية القطبية أيضاً كما هو موضح بالشكل (6).



الشكل (6) خوارزمية التقطيع الحزوني

فيما يلي يبين الشكل (7) المخطط التدفقي التفصيلي للخوارزمية المستخدمة في دراستنا و الذي قمنا بتحويله إلى برنامج سهل التعديل باستخدام بيئة Matlab ذات الإمكانيات الكبيرة:



الشكل(7)المخطط التدفقي التفصيلي للخوارزمية المستخدمة

النتائج والمناقشة:

بعد كتابة برنامج التعرف على الأحرف العربية كان لا بد من اختباره بالإضافة إلى تحديد قيم بعض المتغيرات تجريبياً والحصول على القيم المثلى التي تزيد من نسبة التعرف، مع مقارنة أداء البرنامج من أجل الأنواع المختلفة من الخطوط ذات الأحجام المختلفة. فمثلاً عند استخدام شبكة هامينغ للتعرف على الأحرف العربية يجب تحديد نسبة الفرق بين الأحرف المرجعية والأحرف التي تم اقتطاعها، حيث أنه يمكن القبول بفرق محدد بينهما لتحديد الحرف الأنسب من بين مجموعة الحروف المرجعية، ويجب دراسة هذا المحدد وتحديده، ونظراً للعدد الكبير لأنواع الخطوط العربية فقد اكتفينا بدراسة نوعين من الخطوط وبحجمين مختلفين لكل منهما وهما:

- Simplified Arabic with Font Size (20)
- Simplified Arabic with Font Size (24)
- Times New Roman with Font Size (20)
- Times New Roman with Font Size (24)

قمنا - بهدف زيادة دقة الدراسة- باختيار أربعة أنواع من الخطوط مع اختيار ثلاثة ملفات نصية مأخوذة كصور وبطول مختلف واختيار عشوائي لكل نوع من الأنواع السابقة فكان لدينا (12) صورة لملفات نصية طبقت عليهم الدراسة لتحديد القيمة الأنسب لفرق أو خطأ التعرف في شبكة هامينغ وقد قمنا بدايةً بتحديد هذه القيمة في حال كون الوثيقة نقية أي بضجيج صفري لنستنتج أن أفضل قيمة لخطأ التعرف هي 5 حيث تكون نسبة التعرف أعلى ما يمكن وذلك لجميع أنواع الخطوط المدروسة والملفات العديدة المختارة عشوائياً. ولزيادة دقة الدراسة فقد قمنا بإضافة ضجيج

عشوائي على الملفات السابقة وإعادة الدراسة عدة مرات وذلك بزيادة نسبة الضجيج من 1 وحتى 5 لنجد أنه حتى بوجود ضجيج ، فإن أفضل قيمة لفرق أو خطأ التعرف في شبكة هامينغ هي أيضاً (5). كما وجدنا تجريبياً أن نسبة التعرف تتناقص بزيادة الضجيج أو بمعنى آخر كلما كانت الوثيقة أقدم كانت نسبة التعرف أدنى وهذا شيء طبيعي.

درسنا العلاقة بين قيمة خطأ التعرف في شبكة هامينغ ونسبة الضجيج حيث قمنا باختيار أفضل قيمة خطأ تعرف (5) مع زيادة لنسبة الضجيج من 0 إلى 5 فوجدنا أن نسبة التعرف تتناقص بشكل غير خطي في جميع أنواع الخطوط ولعدة ملفات نصية مختلفة المحتوى والطول. كما وجدنا أفضل خط هو Simplified Arabic وبحجم 20 وكلما زاد حجم الخط كلما زادت إشكاليات التعرف.

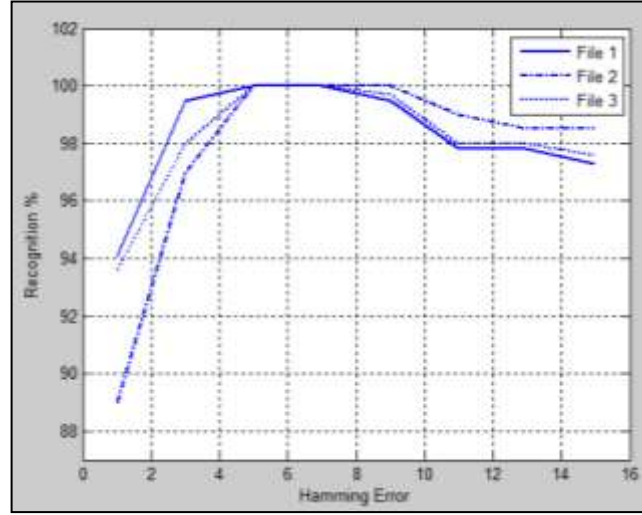
تم الحصول على 24 جدول و 24 مخطط بياني يوضح نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف بشبكة هامينغ مع نسبة الضجيج وهذه المخططات هي:

- 1- أربعة جداول وأربعة منحنيات توضح تغيرات نسبة التعرف بتغير خطأ التعرف من 1 إلى 15 بثبات نسبة الضجيج 0% من أجل الخطوط Simplified 20، Simplified 24، Times 20، Times 24.
 - 2- أربعة جداول وأربعة منحنيات توضح تغيرات نسبة التعرف بتغير خطأ التعرف من 1 إلى 15 بثبات نسبة الضجيج 1% من أجل الخطوط Simplified 20، Simplified 24، Times 20، Times 24.
 - 3- أربعة جداول وأربعة منحنيات توضح تغيرات نسبة التعرف بتغير خطأ التعرف من 1 إلى 15 بثبات نسبة الضجيج 2% من أجل الخطوط Simplified 20، Simplified 24، Times 20، Times 24.
 - أربعة جداول وأربعة منحنيات توضح تغيرات نسبة التعرف بتغير خطأ التعرف من 1 إلى 15 بثبات نسبة الضجيج 3% من أجل الخطوط Simplified 20، Simplified 24، Times 20، Times 24.
 - أربعة جداول وأربعة منحنيات توضح تغيرات نسبة التعرف بتغير خطأ التعرف من 1 إلى 15 بثبات نسبة الضجيج 4% من أجل الخطوط Simplified 20، Simplified 24، Times 20، Times 24.
 - 4- أربعة جداول وأربعة منحنيات توضح تغيرات نسبة التعرف بتغير خطأ التعرف من 1 إلى 15 بثبات نسبة الضجيج 5% من أجل الخطوط Simplified 20، Simplified 24، Times 20، Times 24.
- واكتفينا بعرض جداول ومنحنيات المجموعة الأولى بالإضافة إلى جدول ومنحني لكل مجموعة من المجموعات الباقية.

جدول (1) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (Simplified Arabic (20 مع نسبة ضجيج 0%

Simplified Arabic (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 0%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
295 حرف		200 حرف		186 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
93.6	19	89	22	94.1	11	1
98	6	97	6	99.5	1	3
100	0	100	0	100	0	5

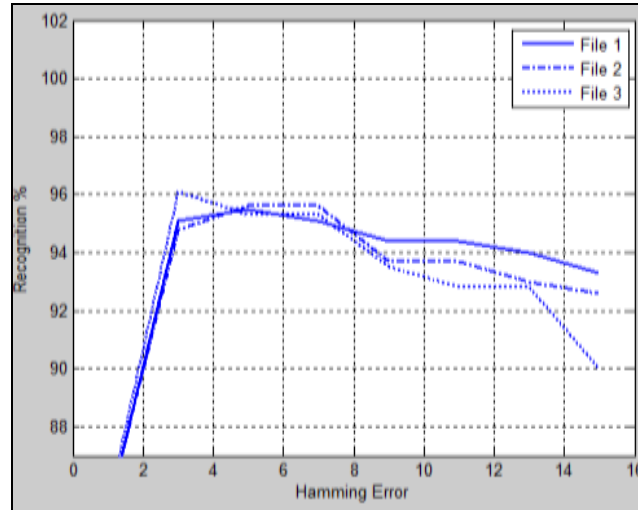
100	0	100	0	100	0	7
99.7	1	100	0	99.5	1	9
98	6	99	2	97.8	4	11
98	6	98.5	3	97.8	4	13
97.6	7	98.5	3	97.3	5	15



الشكل (8) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 0%

الجدول (2) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 0%

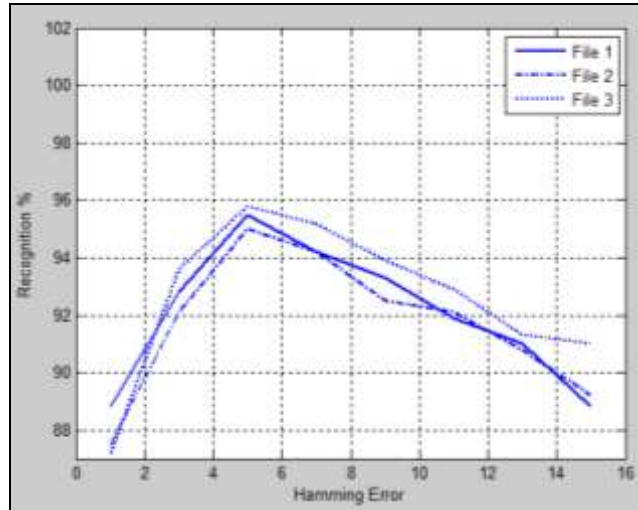
Simplified Arabic (Font Size 24)						
نسبة الضجيج 0%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
279 حرف		270 حرف		267 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
85.3	41	85.2	40	85	40	1
96.1	11	94.8	14	95.1	13	3
95.3	13	95.6	12	95.5	12	5
95.3	13	95.6	12	95.1	13	7
93.5	18	93.7	17	94.4	15	9
92.8	20	93.7	17	94.4	15	11
92.8	20	93	19	94	16	13
90	28	92.6	20	93.3	18	15



الشكل (9) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 0%

الجدول (3) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Times New Roman مع نسبة ضجيج 0%

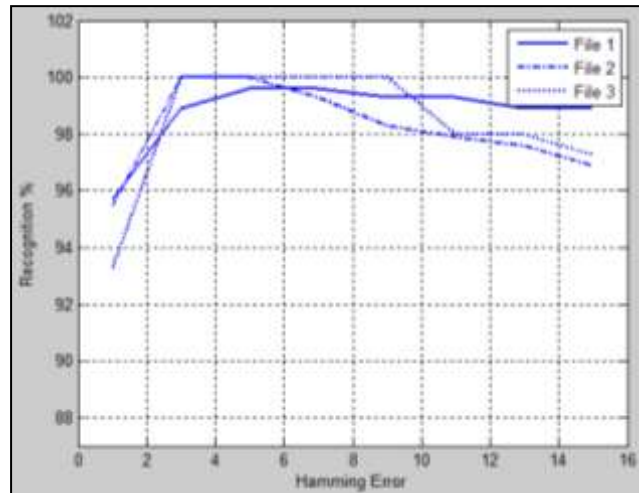
Times New Roman (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 0%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
312 حرف		240 حرف		223 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
87.2	40	87.5	30	88.8	25	1
93.6	20	92.1	19	92.8	16	3
95.8	13	95	12	95.5	10	5
95.2	15	94.2	14	94.2	13	7
93.9	19	92.5	18	93.3	15	9
92.9	22	92.1	19	91.9	18	11
91.3	27	90.8	22	91	20	13
91	28	89.2	26	88.8	25	15



الشكل (10) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط Times New Roman (20) مع نسبة ضجيج 0%

الجدول (4) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط Times New Roman (24) مع نسبة ضجيج 0%

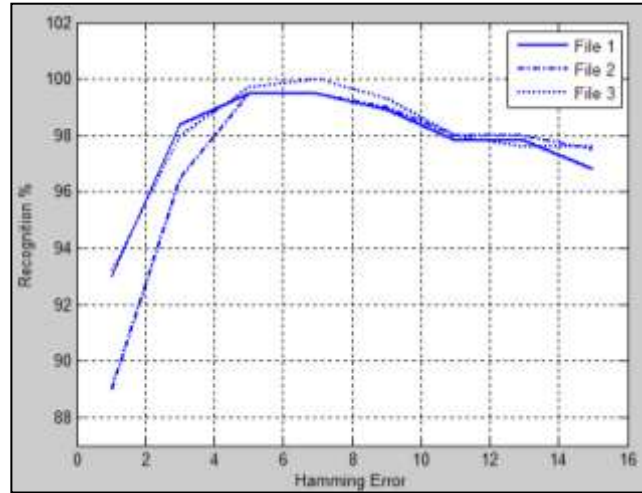
Times New Roman (Font Size 24)						
نسبة الضجيج 0%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
300 حرف		290 حرف		278 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
93.3	20	95.5	13	95.7	12	1
100	0	100	0	98.9	3	3
100	0	100	0	99.6	1	5
100	0	99.3	2	99.6	1	7
100	0	98.3	5	99.3	2	9
98	6	97.9	6	99.3	2	11
98	6	97.6	7	98.9	3	13
97.3	8	96.9	9	98.9	3	15



الشكل (11) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (24) Times New Roman مع نسبة ضجيج 0%

الجدول (5) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 1%

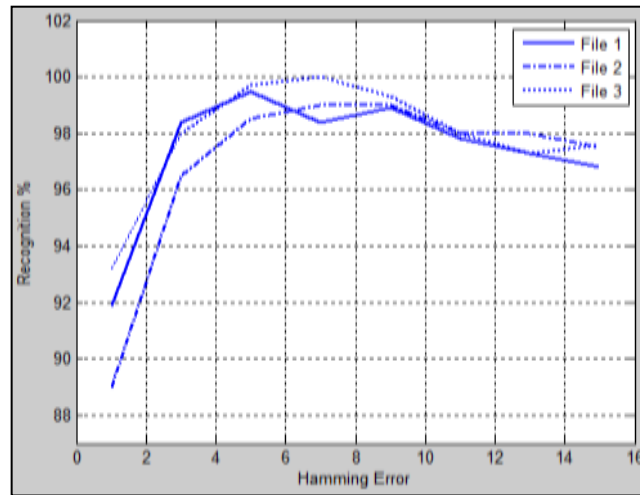
Simplified Arabic (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 1%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
295 حرف		200 حرف		186 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
93.2	20	89	22	93	13	1
98	6	96.5	7	98.4	3	3
99.7	1	99.5	1	99.5	1	5
100	0	99.5	1	99.5	1	7
99.3	2	99	2	98.9	2	9
98	6	98	4	97.8	4	11
97.6	7	98	4	97.8	4	13
97.6	7	97.5	5	96.8	6	15



الشكل (12) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 1%

الجدول (6) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 2%

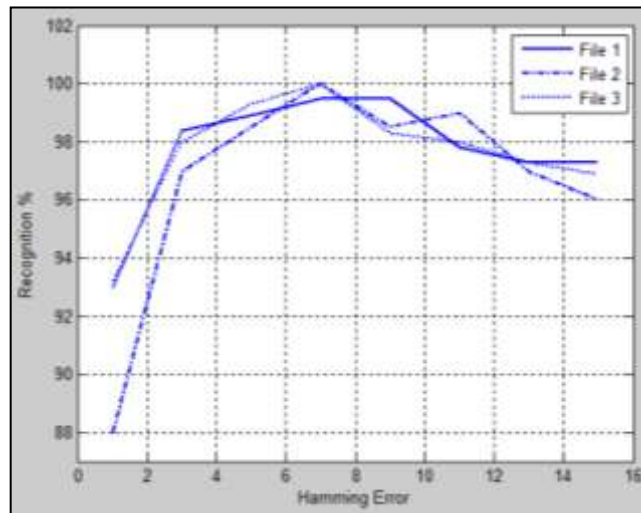
Simplified Arabic (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 2%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
295 حرف		200 حرف		186 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
93.2	20	89	22	91.9	15	1
98	6	96.5	7	98.4	3	3
99.7	1	98.5	3	99.5	1	5
100	0	99	2	98.4	3	7
99.3	2	99	2	98.9	2	9
98	6	98	4	97.8	4	11
97.3	8	98	4	97.3	5	13
97.6	7	97.5	5	96.8	6	15



الشكل (13) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 2% %

الجدول (7) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 3% %

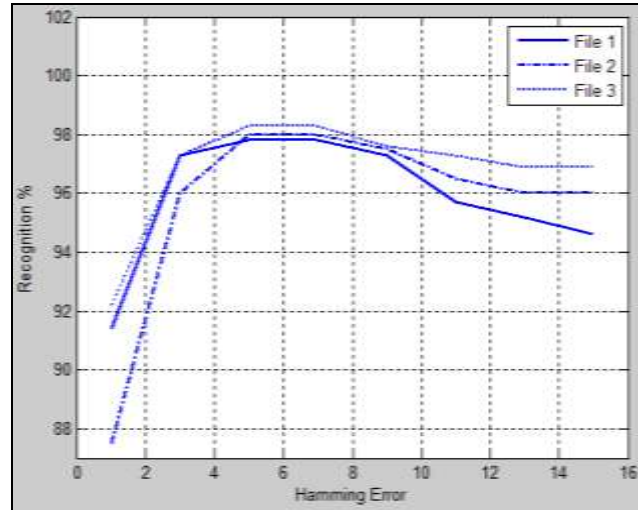
Simplified Arabic (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 3%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
295 حرف		200 حرف		186 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
93.2	20	88	24	93	13	1
98	6	97	6	98.4	3	3
99.3	2	98.5	3	98.9	2	5
100	0	100	0	99.5	1	7
98.3	5	98.5	3	99.5	1	9
98	6	99	2	97.8	4	11
97.3	8	97	6	97.3	5	13
96.9	9	96	8	97.3	5	15



الشكل (14) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 3%

الجدول (8) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 4%

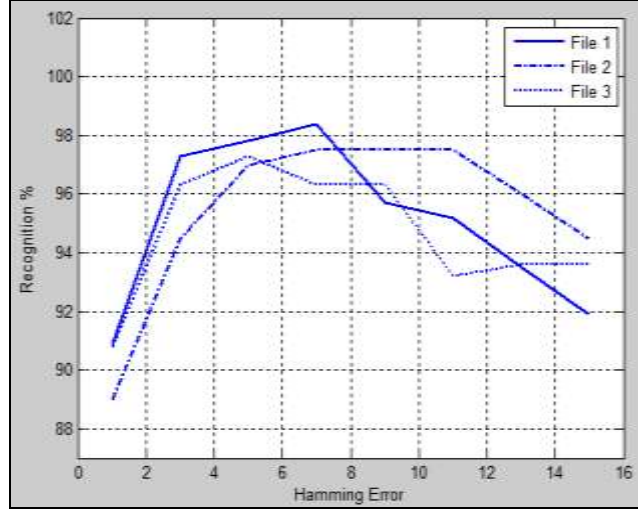
Simplified Arabic (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 4%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
295 حرف		200 حرف		186 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
92.2	23	87.5	25	91.4	16	1
97.3	8	96	8	97.3	5	3
98.3	5	98	4	97.8	4	5
98.3	5	98	4	97.8	4	7
97.6	7	97.5	5	97.3	5	9
97.3	8	96.5	7	95.7	8	11
96.9	9	96	8	95.2	9	13
96.9	9	96	8	94.6	10	15



الشكل (15) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 4 %

الجدول (9) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 5%

Simplified Arabic (Font Size 20)						
نسبة الضجيج 5%						
الملف الثالث		الملف الثاني		الملف الأول		نسبة الخطأ في الشبكة
295 حرف		200 حرف		186 حرف		
نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	نسبة التعرف %	عدد الأحرف المختلفة	
90.8	27	89	22	90.9	17	1
96.3	11	94.5	11	97.3	5	3
97.3	8	97	6	97.8	4	5
96.3	11	97.5	5	98.4	3	7
96.3	11	97.5	5	95.7	8	9
93.2	20	97.5	5	95.2	9	11
93.6	19	96	8	93.5	12	13
93.6	19	94.5	11	91.9	15	15



الشكل (16) نسبة التعرف بدلالة خطأ التعرف للخط (20) Simplified Arabic مع نسبة ضجيج 5%

الاستنتاجات و التوصيات:

بعد تنفيذ برنامج التعرف على الأحرف العربية الذي قمنا بكتابته أُجريت العديد من التجارب على صور لمستندات عربية مطبوعة باستخدام نظام Microsoft Word، مكتوبة بخطين Times New و Simplified Arabic وبحجمين مختلفين 20-24.

أعطت الخوارزمية نتائج مميزة وهنا يكون التعرف Off-line أي يقوم البرنامج بالعمل على صور تحوي النصوص بهدف التعرف البصري على الكتابة العربية وتوصلنا إلى النتائج الآتية:

1. يمكن دائماً الاعتماد على الفراغات بين الكلمات لتقطيع السطر إلى كلماته ولكن لا يمكن دائماً الاعتماد على الفراغ بين مقاطع الكلمة لتقطيع الكلمة إلى مقاطعها بل يجب الاستعانة بأساليب أخرى.
2. تتناقص نسبة التعرف بازدياد حجم الخط وذلك بسبب ظهور مشاكل تتركز في عملية التقطيع من مقاطع الكلمة إلى الحروف المكونة لها.
3. استخدمت العلاقة التقريبية التجريبية الآتية بين حجم الخط وارتفاع السطر بالكسل لتحديد حجم الخط واختصار زمن المعالجة:

$$\text{ارتفاع السطر} \approx 1.55 * \text{حجم الخط}$$

4. أثبتت طريقة التقطيع من المقاطع المتصلة في الكلمات إلى الأحرف اعتماداً على سماكة الخط جدوى وفعالية عاليتين.
5. القيمة المثلى لخطأ التعرف في شبكة هامينغ تساوي إلى (5) وذلك لجميع أنواع الخطوط المدروسة ولصور ملفات نصية متباينة.
6. تتناقص نسبة التعرف بشكل غير خطي في جميع أنواع الخطوط بثبات قيمة خطأ التعرف وتغير نسبة الضجيج من 0 إلى 5.
7. عند إضافة ضجيج عشوائي على الصور النصية بنسبة تقع ضمن المجال [1,5] فإن أفضل قيمة لخطأ التعرف في شبكة هامينغ تساوي أيضاً (5).
8. إن أفضل خط في نسبة التعرف كان من نوع Simplified Arabic وبحجم 20 لذا ننصح باستخدامه في كتابة الوثائق والمطبوعات المستقبلية.

9. إن تصميم نظام عام للتعرف على أحرف اللغة العربية وبدقة وموثوقية عاليتين يتطلب تضافر جهود العديد من الباحثين المتفرغين للعمل على هذا المشروع.

10. لوحظ أنه رغم العدد الكبير من أنواع الخطوط وأحجامها فإنه عملياً يستخدم عدد محدود من هذه الخطوط في كتابة الوثائق والمستندات الرسمية.

الخطوة المستقبلية لتطوير نظام التعرف على الأحرف العربية هي الوصول إلى القدرة العالية على تمييز الكلمات المكتوبة بخط اليد وباللغة العربية، وذلك بإجراء مسح للنص وتحليله، ثم الوصول إلى نص الكتروني قابل للتعديل.

المراجع:

[1] NAZIM NAWAZ, S.; SARFRAZ, M.; ZIDOURI, A.B.C. and Al-Khatib, W. *An Approach Off-Line Arabic Character Recognition Using Neural Networks*. 10th International Conference On Electronics, Circuits and Systems, ICECS Sharjah, UAE, 2003.

[2] GONZALEZ, R.; WOODS, R. ; EDDINS, S. *Digital Image Processing Using Matlab*. Prentice Hall, 2004.

[3] VOLKER, M., HAIKAL, E.A. *Guide to OCR for Arabic Scripts*. XX, 590 p. 327 illus., 143 illus, 2012.

[4] BRIJESH, V. *A Contour Code Feature Based Segmentation For Handwriting Recognition*. Proceedings of the Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2003).

[5] الكرمو، أحمد. *الشبكات العصبونية الصناعية بين النظرية والتطبيق*. المركز العربي للتعريب والترجمة والنشر - دمشق - سوريا - 2001.

[6] Fausett, I. *Fundamentals Of Neural Network: Architectures, Algorithms and Applications*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs", NJ-1994.

[7] عيسى، زكي. *علام. الشبكات العصبونية البنوية الهندسية، الخوارزميات، التطبيقات*. دار شعاع للنشر والعلوم - حلب سوريا - 2000.

[8] [[8] HUMPHREYS, R.; ZUMACH, W. *Automated star/galaxy discrimination with neural networks*. The Astromical Journal, 103 (1) , 318(331), (1992).

[9] [[9] YAO, X. *Evolving artificial neural networks*. Proceedings of the IEEE, 87(9), 1423(1447), (1999).

[10][10] OTSU, N. *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 1979, PP. 62-66.

[11][11] SOILLE, P. *Morphological Image Analysis: Principles And Applications*. Springer-Verlag, 1999, PP. 173-174.

[12] ZURADA, Jacek M. *Introduction to Artificial Neural Systems*. Jaico Publishing House, Mumbi, (1996).