Building an Intelligent System to Distinguish Russian Printed Letters using Artificial Neural Networks

Jamal S. Majeed
College of Computer Science and Mathematics
University of Mosul, Iraq

Sura R. Sherif
College of Engineering
University of Mosul, Iraq

Osama Y. Mohamed
Al-Hadba University College

Received on: 25/01/2011 **Accepted on: 16/05/2011**

ABSTRACT

In this research, an intelligent computer system is designed for recognizing printed Russian letters by extracting features of the letter by finding the Eigen values which then used for training and testing the artificial neural network used in this work namely, Elman NN. This network is used as a tool for decision making. Data is entered using a flatbed scanner which results in high extensity, fineness and homogeneous BMP extension images. The programs are implemented by Matlab language, the software include image enhancement techniques, image segmentation, resize the segmented image and features extraction dependent on Eigen values .These values are then used to train and test the Elman Neural Network. In this work the pass ratio of recognition up to 90 % .

Keywords: Intelligent system, Russian letters, artificial neural network, Elman NN.

بناء نظام ذكي لتمييز الحروف الروسية المطبوعة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

جمال صلاح الدين سيد مجيد **سرى رمزي شريف** **أسامة ياسين محمد**

كلية علوم الحاسوب والرياضيات، جامعة الموصل *كلية الهندسة، جامعة الموصل* *كلية الحدباء الجامعة*

تاريخ استلام البحث: 2011/01/25 **تاريخ قبول البحث: 2011/05/16**

الملخص

في هذا البحث تم بناء نظام حاسوبي ذكي لتمييز الحرف الروسي المطبوع وذلك باستخدام خواص هذا الحرف بالاعتماد على طريقة إيجاد القيم الذاتية (Eigen Value) حيث تم استخدام قيمها في تدريب وفحص شبكة أيلمان العصبية الاصطناعية Elman Neural Network كأداة في اتخاذ القرار. تم إدخال البيانات بواسطة جهاز الماسح الضوئي حيث الصورة التي ينتجها ذات كثافة عالية وواضحة ومتجانسة ذات امتداد (BMP) وتم كتابة البرمجيات لهذا النظام باستخدام لغة (Matlab7.7) والتي تشمل تقنيات تحسين الصورة وكذلك برمجيات التقطيع وإعادة تعديل الحجم للصور المقطعة واستخلاص الخواص منها بالاعتماد على القيم الذاتية لها والتدريب وفحص شبكة أيلمان العصبية. في هذا البحث تم التوصل إلى نسبة نجاح في التمييز تصل إلى 90 %.

الكلمات المفتاحية: نظام ذكي، الاحرف الروسية، الشبكة العصبية الاصطناعية، شبكة ابلمان.

1- المقدمة

إن أي نظام لتمييز الأنماط بصورة عامة يجب أن يقوم باستخلاص خصائص مفيدة من النمط المراد تمييزه ليتمكن من التمييز بنسبة عالية وفي هذا البحث فأن مادة النمط هي الحرف الروسي وان عدد الحروف الروسية هو 33 حرفا بالحجم الكبير تم استخلاص خواصها وفقاً لطرائق الاستخلاص ولطرائق تمثيل النمط في التطبيقات العملية، وأنه من غير الطبيعي أن تشمل المسالة مئات الخصائص والتي تكون ذات مغزى قد تضيف بعض الاختلافات. وأن بعض من هذه الخصائص الإضافية قد تؤدي في بعض الأحيان إلى البعد عن الحل الأمثل بالإضافة إلى زيادة وقت المعالجة ولهذا فأن انتقاء الخصائص المناسبة وإلغاء أو حذف بعض الخصائص

الغير ضرورية ستؤدي إلى تحسين أداء نظام تمييز الأنماط. أن الخصائص المنتقاة في التطبيقات العملية لتمييز الرموز تمثل على أنها تحسين الوظائف المتعددة المعايير كعدد الخصائص ودقة التصنيف.

أن الشبكة العصبية الاصطناعية تعرض أسلوباً لحل أنواع من المشاكل منها كيفية الحصول على التمييز بصورة أدق خاصة عندما تكون البيانات (الخصائص المستخلصة من الصورة) متقاربة جداً قد تعجز الطرائق التقليدية من الوصول للحل الصحيح فيها، لكونها أكثر فعالية لبحث شامل وسريع أي بأقل وقت للمعالجة حتى وان كانت المشكلة معقدة.

2- تمييز الرموز البصرية

تمييز الرموز البصرية ((Optical Character Recognition (OCR) هي عملية تحويل صورة النص (Text) إلى نص (Text) سواء كان بهيئة مطبوعة أو مكتوب بخط اليد والمؤلف من حروف، أو من أرقام أو من رموز. أن نظام تمييز الرموز البصرية يتألف من ثلاث وحدات أساسية وكما موضح أدناه [6].

الشكل (1). تمييز الرموز البصرية

i. وحدة الإدخال:- هي عبارة عن تحويل الصورة إلى شكل رقمي قابل للمعالجة من قبل الحاسوب باستخدام أحدى الأجهزة أو المعدات الملحقة بالحاسوب. ويمكن استخدام الماسح الضوئي لفحص وإدخال مختلف أنواع المعلومات المكتوبة والمطبوعة والمصورة والمرسومة والمخطوطة إلى ذاكرة الحاسوب. عن طريق تحويلها إلى إشارات رقمي (Digital Signals) ، قابلة للتخزين في ذاكرة الحاسوب.

ii. وحدة المعالجة:- تتضمن استخلاص خواص صورة الحرف وتمييز الحرف وتحويله إلى نص.

iii. وحدة الإخراج:- عبارة عن نقل نتيجة التمييز إلى التطبيق الذي يستخدمه مثلا إلى قاعدة المعطيات أو برنامج (Word Processor).

2-1 تقطيع الحرف الروسي

أن عملية تقطيع صورة الحرف من النص في اللغة الروسية يتم الحصول عليه من صورة النص بتحديد حدود الأسطر ثم الكلمات في كل سطر ثم المقاطع أي الحرف وان شكل الحروف الروسية لا يتغير بحسب موقعها من الكلمة لان من خصائص اللغة الروسية كونها منفصلة وليس مثل اللغة العربية متصلة مع بعضها البعض .

2-2 مراحل تمييز الرموز البصرية

أن تمييز الرموز البصرية ((Optical Character Recognition (OCR) يتألف من مرحلتين أساسيتين هما:-

المرحلة الأولى:- استخلاص خواص صورة الحرف حيث يتم وصف كل حرف بجملة من الخواص التي تشكل الإدخال لوحدة المعالجة.

المرحلة الثانية:- تمثل التصنيف حيث يتم التعرف على الحرف باستخدام عدة طرق من أهمها:

- طريقة التطابق مع النماذج المخزونة مسبقاً (Template Matching) حيث تكون خواص الحرف معتمدة على نقاط الصورة المكونة له (Pixel-Based).
- الطريقة البنيوية حيث يوصف الحرف بجملة من الخواص الهيكلية مثل الخط العمودي، الأفقي، الدائري.

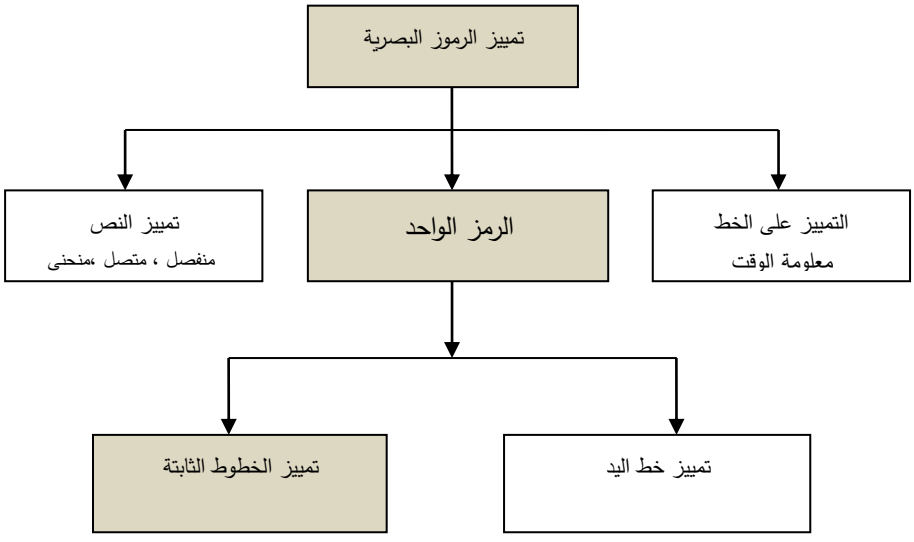
أن عملية التمييز تعتمد على الطرق الرياضية للحصول على اصغر خطأ للتصنيف ويتم اعتماد أحدى طرائق الذكاء ألاصطناعي في عملية التمييز ومنها الشبكات العصبية الاصطناعية، الخوارزمية الجينية، المنطق المضبب. وفي بعض الأحيان يمكن استخدام معلومات من النص المحيط مباشرة بالحرف Contextual (Processing) لتحسين نسبة التميز في حالة الاشتباه بنتيجة التعرف [6].

3-2 طريقة التطابق (Template Matching)

تخزن مجموعة من القوالب (متجه الخواص) أو النماذج (Prototype) في الحاسوب حيث يخصص نمط أو قالب واحد لكل حالة مخزونة في الحاسوب. إن عملية التمييز تتم عن طريق إدخال نمط غير معروف التصنيف تتم مقارنته مع القوالب المخزونة مسبقاً لكل حالة موجودة وبذلك يكون التصنيف على أساس اختيار قاعدة التطبيق أو عن طريق اختيار قاعدة معيار التشابه وبعبارة أخرى إذا كان النمط المدخل يطابق أحد القوالب الموجودة أكثر من غيره فان هذا النمط المدخل يصنف عادة على أساس القالب المشابه له لتسهيل عملية المطابقة (ضمن حد مقبول للعتبة يحدد وفق التطبيق). علماً أن القوالب تخزن بشكل مصفوفة ثنائية الأبعاد وكل صف من البيانات يمثل متجه خواص لحرف معين والبيانات المستعملة (الخواص) في طور التمييز يجب أن تكون من نفس نوع الخواص المستعملة في التدريب [6].

4-2 أنواع التمييز للرموز البصرية

أن تمييز الرموز البصرية (Optical Character Recognition (OCR)) يعتبر من أوسع التطبيقات لتمييز الأنماط البصرية كونه يمثل جزء من هذه الأنواع في تعامله مع العمليات البصرية للرمز لتمييز صورة الحرف ، ويتكون من أربعة أنواع رئيسية [6].



الشكل (2). أنواع التمييز البصري

في الشكل (2) الصناديق المضللة تم اختيارها كأنواع مستعملة في هذا البحث لأنها حروف روسية مطبوعة وليست بخط اليد.

- تمييز الرموز الثابتة (Fixed Font Recognition):- هو تمييز خط معين محدد وحيث يكون التمييز محدد بهذا الخط فقط (OCR-A,OCR-B).
- التمييز عند الزمن الحقيقي (On –Line recognition):- هو التمييز ألآني لكل رمز وتحويله من هيئة صورية إلى هيئة نصية باستخدام برمجيات تمييز الرموز الضوئية (OCR) المتعلقة بالتطبيق.
- تمييز خط اليد (Handwritten Character Recognition):- هو تمييز لكل رمز مرسوم باليد للحروف الأبجدية التي تكون غير متصلة مع بعضها .
- التمييز النصيٍ (Script Recognition):- هو التمييز للكتابة بخط اليد بدون أعاقة والتي من الممكن أن تكون متصلة أو منحنية.

5-2 تطبيقات التمييز البصري

أن أنظمة تمييز الرموز البصرية في التطبيقات يتم تقسيمها إلى قسمين أنظمة تمييز خاصة وأنظمة تمييز عامة

1- أنظمة التمييز(التعرف) الخاصة

أن أنظمة التمييز أو التعرف الخاصة تقوم بالتعرف على النصوص المحددة لاستخدامها في تطبيق معين ومن الأمثلة على أنظمة التعرف أو التمييز الخاصة .

- قراءة العناوين لتصنيف الرسائل حيث تتم قراءة الرمز البريدي وتصنيفه.
- قراءة الشيكات للتعرف على قيمة ورقم الحساب.
- قراءة بطاقات الطائرات حيث يتم التعرف على رقم البطاقة ويقارن مع قاعدة البيانات الخاصة بالحجز.
- قراءة جوازات السفر حيث يتم قراءة الاسم، تاريخ الولادة ورقم الجواز للمقارنة مع قاعدة البيانات الخاصة [7].

2- أنظمة التمييز (التعرف) العامة

يعتبر هذا النوع من الأنظمة أكثر شمولية وغالباً تستخدم في التطبيقات المكتبية وفي نظام قراءة آلية للمكفوفين بعد ربطها مع نظام لتركيب الكلام [4].

6-2 الحروف الروسية

أن الحروف الروسية يبلغ عددها 33 حرفا وتمثل بحالتين هما حالة الحروف الكبيرة وحالة الحروف الصغيرة وهي تشابه بذلك الحروف الانكليزية وكما مبين في الجدول (1).

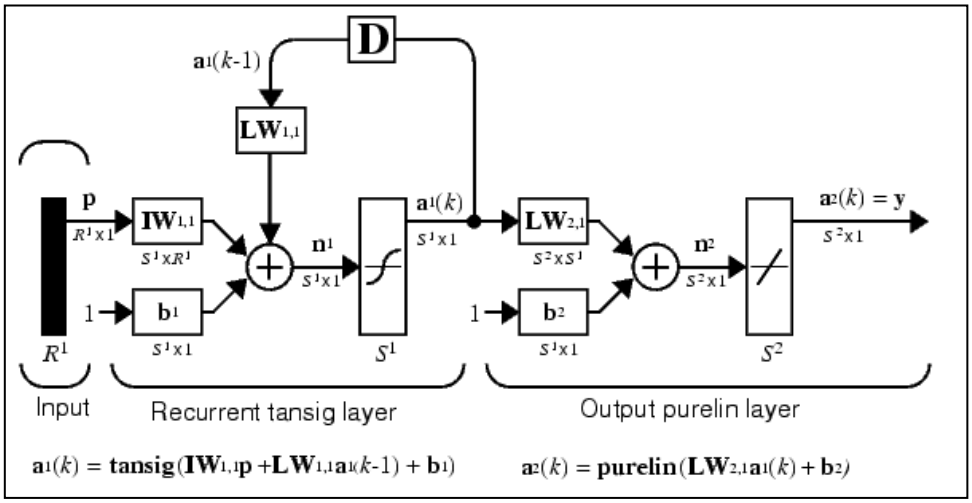
الجدول (1). الحروف الروسية

الحروف الكبيرة	ЁЙЦУКЕНГШЩЗХЪФЫВАПРОЛДЖЭЯЧСМИТЬБЮ
الحروف الصغيرة	ёйцукенгшщзхъфывапролджэячсмитьбю

1- شبكة أيلمان العصبية الاصطناعية Elman Neural Network

الشبكات العصبية هي تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدي بها الدماغ البشري مهمة معينة، وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوازي، ومكونة من وحدات معالجة بسيطة، هذه الوحدات ما هي إلا عناصر حسابية تسمى عصبونات أو عقد (Nodes، Neurons) والتي لها خاصية عصبية، من حيث أنها تقوم بتخزين المعرفة العملية والمعلومات التجريبية لتجعلها متاحة للمستخدم وذلك عن طريق ضبط الأوزان. ويتم ربط هذه العصبونات بواسطة بعض أنواع الربط والتي تحمل بيانات رقمية، ويتم تشفيرها بطرائق متنوعة. وبالرغم من أن الشبكة العصبية تستطيع حساب أي دالة حسابية، لكن عملياً تستخدم في التصنيف، وإيجاد قيم الدالة التقريبية، والتخطيط لا يجاد حل أمثل للمسائل. ممكن تمييز الشبكة العصبية الاصطناعية عن طريق استخدام العديد من الأسماء مثل الإتصالاتية، نظام الذكاء العصبي والمعالجة المتوازية الموزعة [15].

أن شبكة أيلمان العصبية الاصطناعية (Elman) تتكون من طبقتين ويتم اعتماد تغذية الانتشار الخلفي في هذه الشبكة. أن الانتشار الخلفي يكون بالتغذية من إخراج الطبقة الأولى إلى إدخال الطبقة الأولى حيث أن الشبكة تمتلك Tansig neurons في الطبقة المخفية (المتكررة) وكذلك تمتلك Purelin neurons في طبقة الإخراج. أن الطبقة المخفية يجب أن يكون لديها خلايا عصبية بما فيه الكفاية وأن هذه الشبكة تختلف عن الشبكات التقليدية التي تمتلك طبقتان حيث تمتاز بوصولها إلى الحل الأمثل لأنها تعيد إخراج الطبقة المخفية إلى طبقة الإدخال مما يزيد من سرعة تدريب وضبط أوزان الشبكة ويكون لديها اتصال متكرر. والشكل (3) يوضح شبكة Elman [10].



الشكل (3). معمارية شبكة Elman

1-3 التدريب لشبكة Elman

أن شبكة Elman يمكن أن تدرب مع أحدى الدالتين Train أو Adapt:

عند استعمال الدالة Train لتدريب شبكة Elman فسيحدث ما يلي:

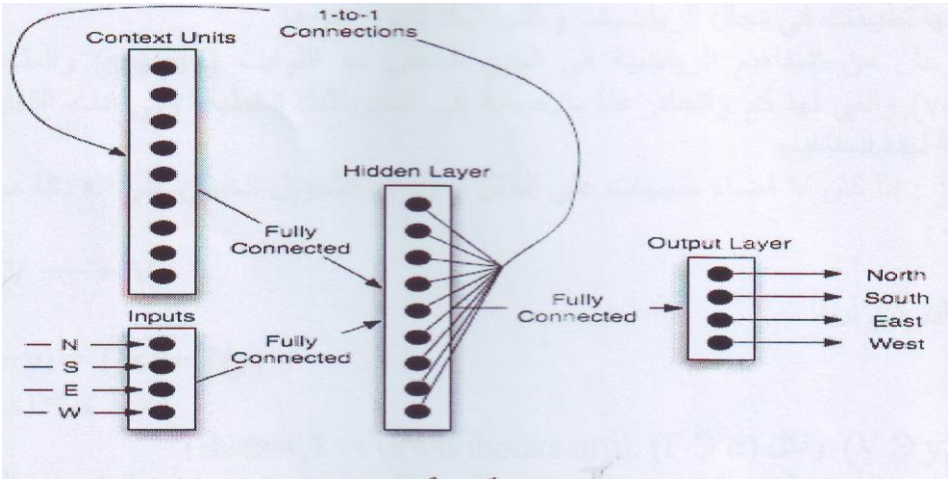
1. سلسلة الإدخال الكاملة تقدم إلى الشبكة ونواتجها تحسب وتقارن بسلسلة الهدف لتوليد سلسلة خطأ.
2. الخطأ هو Back propagated وذلك لإيجاد ميول الأخطاء لكل وزن وانحياز حيث هذه الميول في الحقيقة هي تقريبية.

3. ثم يستعمل هذا الميل التقريبي لتعديل الأوزان بدالة التدريب Back propagated المختارة والدالة يفضل أن تكون Traingdx [10].

وعندما يتم استعمال الدالة adapt لتدريب الشبكة Elman فسيحدث ما يلي :

1. سلسلة الإدخال الكاملة تقدم إلى الشبكة ونواتجها تحسب وتقارن بسلسلة الهدف لتوليد سلسلة الخطأ.
2. الخطأ هو Backpropagated وذلك لا يجاد ميول الأخطاء لكل وزن وانحياز حيث هذه الميول في الحقيقة هي تقريبية .
3. ثم يستعمل هذا الميل التقريبي لتعديل الأوزان بدالة التدريب Back propagated المختارة والدالة يفضل أن تكون learngdm.

Train (التدريب): يأخذ هذه الموجهات والأوزان الأولية وانحيازات الشبكة، ويعيد الأوزان والانحياز الجديد.
مخرجات الطبقة المخفية لشبكة Elman تكون ذاهبة إلى طبقة الإخراج سيؤخذ نسخة منها ويتم إعادة إدخالها مع المدخلات الجديدة في طبقة الإدخال والتي يكون إخراجها داخلا إلى الطبقة المخفية مرة أخرى وهذا سيؤدي إلى سرعة وصول الشبكة إلى الاستقرارية كما في الشكل (4).



الشكل (4). معمارية شبكة Elman

4- القيم الذاتية والمتجهات الذاتية والمعادلة المميزة

أن علم الرياضيات وضمن مادة الجبر الخطي تدرس بعض المفاهيم الرياضية مثل التحويلات الخطية والمتجهات والمصفوفات إضافة إلى القيم الذاتية والمتجهات الذاتية. والتحويلات الخطية لها تطبيقات في مجال الرياضيات وغيرها. هناك نوعان من المفاهيم الرياضية في الجبر الخطي هما الثوابت والمتجهات والتي لها كم واتجاه. هذا بالإضافة إلى التحويلات الخطية وفي أدناه التعاريف الرياضية لهذه المفاهيم [9].

تعريف 1: إذا كان V فضاء متجهات على الحقل F يعرف التحويل الخطي على أنه دالة من V إلى نفسه :

$$T : V \to V$$

يحقق الفقرتين أدناه

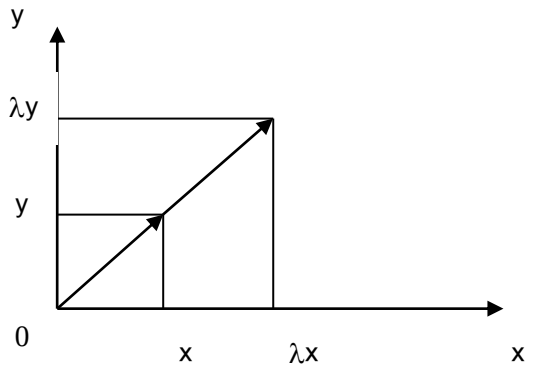
$$T(X+Y)=T(X)+T(Y)$$
$$T(\alpha X)=\alpha T(X)$$

لكل ($V \ni x, y$) ولكل ($F \ni \alpha$) [8] [11].

ومن المفاهيم الأساسية في الموضوع هو مفهوم القيم الذاتية Eigen Value والمتجهات الذاتية Eigen Vectors والتي تعرف بالشكل (5).

تعريف 2: يقال للمتجه غير الصفري ($x \ni V$) بأنه متجه ذاتي (Eigen Vectors) إذا وجد عدد ($\lambda \ni F$) بحيث أن $T(x)=\lambda x$ وتسمى λ القيمة الذاتية للمتجه x كما يقال عن x بأنه المتجه التابع إلى القيمة λ [14].

أن الوصف الهندسي لمعادلة القيمة الذاتية ($T(x)=\lambda x$) يعني بالضبط أن المتجه الذاتي عندما يقع تحت تأثير التحويل T فأنه يتغير كماً وقد يحافظ على اتجاهه (عندما يكون $\lambda > 0$) أو ينعكس اتجاهه بالاتجاه المعاكس والشكل (5) يوضح تغير في مقدار المتجه دون تغير في اتجاهه.



الشكل (5). تغير مقدار المتجه دون تغير اتجاهه

وبذلك فأن القيمة الذاتية تمثل كمية الامتداد أو الانكماش الذي يطرأ على المتجه x عندما يتحول بتأثير T فإذا كانت ($\lambda=1$) فأن المتجه يبقى دون تغيير كمه أو اتجاهه وإذا كانت ($\lambda=-1$) فأن المتجه يتغير اتجاهاً ويبقى مقداره دون تغيير. أما إذا كانت ($|\lambda|>1$) فأن المتجه ينكمش مقداراً وإذا ($|\lambda|<1$) فأنه يمتد مقداراً، أما الاتجاه فيتبع إشارة λ [5][11].

تعريف 3: يقال للتحويل المعرف بالشكل ($Ix=x$) لكل ($x \ni V$) بأنه تحويل الوحدة [9] [11].

تعريف 4: يقال للفضاء الذي يتكون من عدد من المتجهات الذاتية التابعة لنفس القيمة الذاتية بأنه فضاء ذاتي ,أي أن Y يسمى فضاء ذاتي للقيمة الذاتية ($\lambda \ni F$) إذا كان $Y=\{y\ V:T(y)=\lambda y, y\neq 0\}$.

ومن الجدير بالذكر بأن المتجهات في حقل الرياضيات يمكن أن تمثل عدد من المفاهيم الرياضية مثل الأزواج المرتبة، الدوال، الأنماط وغيرها [5] [15].

1-4 المعادلة المميزة

إذا كان ($T : V \to V$) تحويلاً خطياً وكان x متجها ذاتياً تابعاً للقيمة الذاتية ($\lambda \ni F$) ، أي أن ($Tx=\lambda x$) فأن هذه المعادلة تؤول إلى ($Tx - \lambda x=0$) وإذا مثلنا التحويل T بالمصفوفة A فأن المعادلة الأخيرة تمثل بالمعادلة

$$Ax-\lambda x=0$$

أو $$(A-\lambda I)x=0$$

والآن، لو كانت المصفوفة (A-λI) قابلة للانعكاس، أي أن $(A-\lambda I)^{-1}$ معرف، فأنه باختزالها من المعادلة الأخيرة نجد أن (X=0) وبذلك فأن حل المعادلة هو الحل الصفري. أما إذا كانت (A-λI) غير قابلة للانعكاس فأن det (A-λI)=0 وهذا يقودنا إلى التعريف التالي

تعريف 5: إذا كان ($T: V \to V$) تحويلاً خطياً وكانت M هي المصفوفة التي تمثل التحويل T فأن المعادلة det (A-λI) = 0 تسمى المعادلة المميزة للتحويل نلاحظ أنه بحل المعادلة المميزة فأن جذور هذه المعادلة ما هي إلا القيم الذاتية للتحويل T وبالتالي نجد المتجهات الذاتية التابعة لهذه القيم [11][15].

5- تمييز الأنماط في الشبكات العصبية الاصطناعية Patterns Recognition in Artificial Network

أن الشبكات العصبية الاصطناعية تستخدم في تمييز الأنماط. وتمييز الأنماط هي العملية التي تتم على البيانات للحصول على معلومات مرتبة لتصنيف هذه البيانات.

أن تمييز الأنماط يستخدم لعدة تطبيقات مثل تمييز الأرقام وتمييز الحروف المكتوبة يدوياً وتمييز الحروف المطبوعة [2][4]. أن الشبكات العصبية بأنواعها سواء أن كانت تعمل بإشراف أو بدون أشراف والمتكونة من طبقة واحدة والمتكونة من عدة طبقات استطاعت وبنجاح تطبيق مختلف التصانيف ومسائل التمييز. فليس من الضرورة معرفة النموذج الرياضي الأساسي أو المعادلة الرياضية الأساسية للتصنيف أو التمييز لتدريب واسترجاع المعلومات من الأنظمة العصبية الاصطناعية كما هو الحال في العمليات التقليدية. وإنما الأنظمة العصبية أو الشبكات العصبية تتطلب معرفة زوج التدريب أي الإدخالات والإخراج المطلوب ومعرفة معمارية الشبكة وخوارزمية الشبكة العصبية التي تستطيع أن تتكيف مع معاملات الشبكة أي (Parameters) للحصول على حل مقبول والحل نحصل عليه من خلال التجربة ومحاكاة الشبكة [12] .

6- استخلاص الصفات

إن استخلاص الصفات من المراحل المهمة في نظام تمييز الأنماط حيث تأخذ الصفات التي تحقق دقة عالية في التمييز وسرعة في المعالجة، وأن استخلاص الصفات يجب أن تحقق أهداف صحيحة وتشمل

أولاً: اختيار الصفات المستخلصة من النمط يجب أن تكون فعالة في مرحلة التصنيف.

ثانياً: تخفيض معقول يجب تحقيقه على البيانات المدخلة وان نظام التمييز يكون فيه تخفيضا في البيانات ويعطي دقة في التصنيف [6].

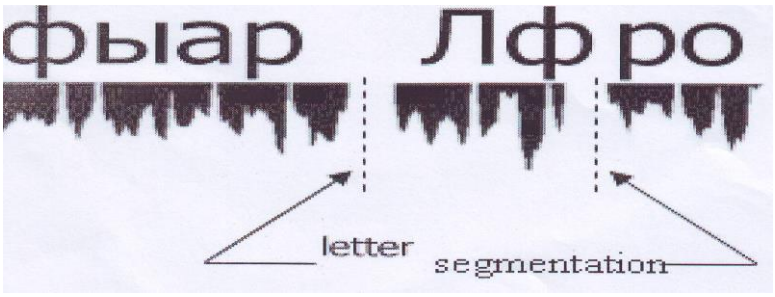
7- نظام تمييز الحروف الروسية باستخدام الشبكات العصبية

في هذه الفقرة سيتم شرح المراحل لتنفيذ نظام التمييز الصوري للحروف الروسية والشبكة العصبية الاصطناعية المستخدمة كأداة لتمييز وكيفية تحويل صورة الوثيقة إلى وثيقة نصية نستطيع التعامل معها والتغيير والتعديل عليها والصورة المستخدمة في هذا البحث وهي (Bit map image) من نوع 8 بت ومن ثم الانتقال إلى مراحل نظام تمييز الحروف والشبكة العصبية وثم مرحلة تنفيذ البرنامج والشكل (6) يوضح مثال لصورة الأحرف الروسية المستخدمة

1-7 المسح الأفقي

الشكل (6). مثال لصورة الأحرف الروسية المستخدمة

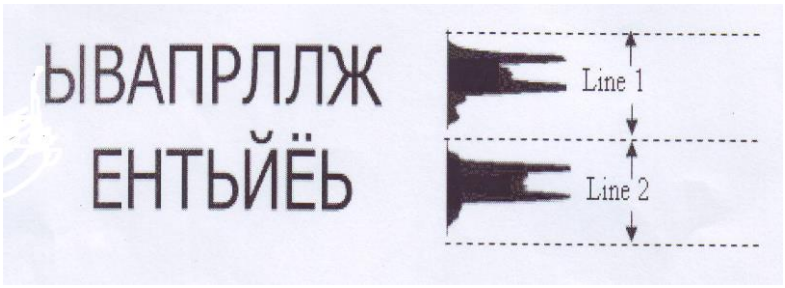
في هذه المرحلة يتم إدخال الصورة ذات الامتداد (.Bmp) من اي جهاز ماسح ضوئي وضمن كثافة نقطية فتتم عملية المسح الأفقي للصورة (من الأعلى إلى الأسفل) للتعرف على عدد الأسطر الموجودة في صورة الاختبار وقبل البدء بالمسح الأفقي يتم قلب محتويات الصورة اي عكس الألوان حيث تكون باللون الأبيض والخلفية باللون الأسود.



الشكل (7). شكل الحرف الروسي بعد عملية المسح الأفقي

2-7 المسح العمودي

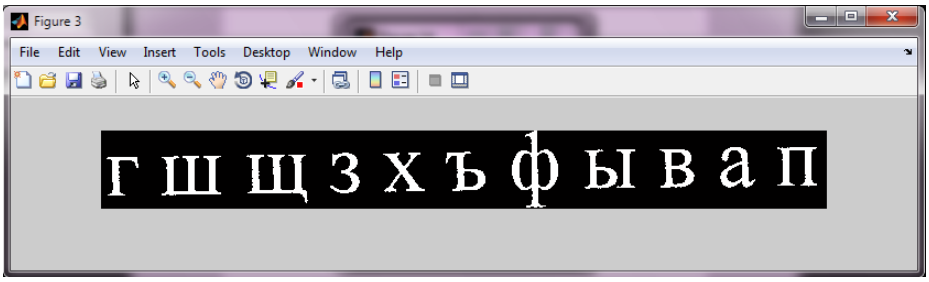
بعد عملية المسح الأفقي تأتي عملية المسح العمودي والتي تعني تقسيم الأسطر إلى حروف ليتسنى استخلاص خواص كل حرف على حدا وهي تشابه عملية المسح الأفقي.



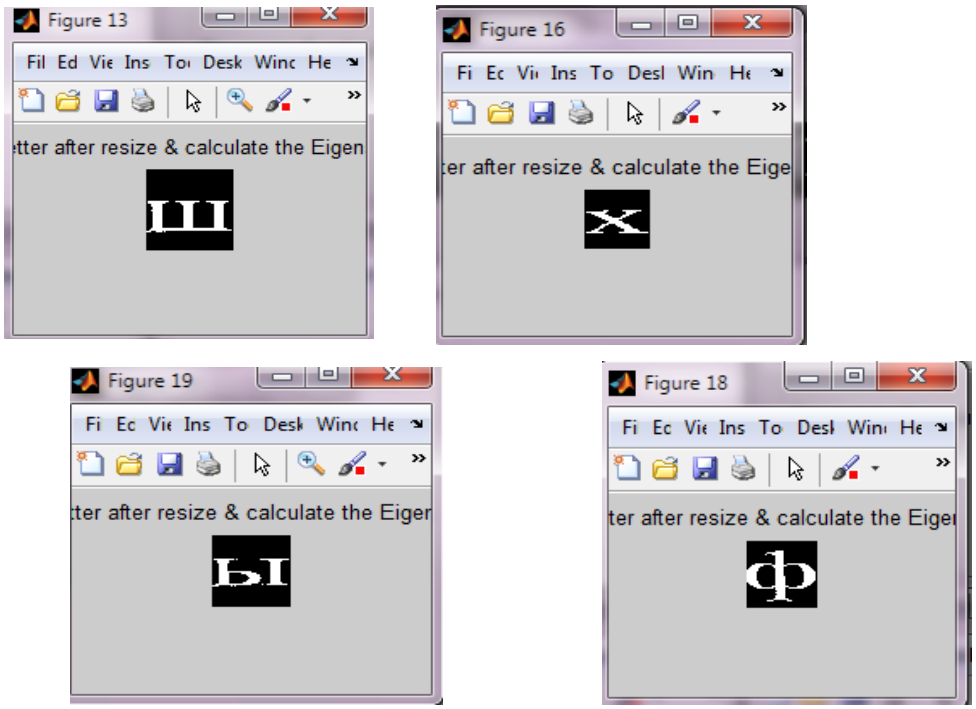
الشكل (8). شكل الحرف الروسي بعد عملية المسح العمودي

3-7 حساب القيم الذاتية لصورة الأحرف الروسية

بعد اقتطاع صورة الحرف الروسي بالاعتماد على المسح الأفقي والمسح العمودي نقوم بتغير صورة الحرف لتكون ضمن مصفوفة مربعة الأبعاد لحساب القيم الذاتية لكل حرف حيث لا يمكن حساب القيم الذاتية لمصفوفة مستطيلة. وبما أنه القيم الذاتية تحتوي على أعداد حقيقية وأعداد مركبة فعمدنا إلى تحرير العدد المركب من قيمة الجذر الخيالي للعدد−1 والاحتفاظ فقط بالقيم الحقيقية الناتجة منه بعد إهمال القيمة i والحصول على اثنا عشر قيمة تكون هي الإدخالات للشبكة العصبية أيلمان لغرض التمييز. الشكل (10) يوضح ذلك كما أن القيم الذاتية لجميع الأحرف الروسية موجودة في الملحق (1).



الشكل (9). صورة الحرف الروسي



الشكل (10). شكل الحرف الروسي بعد عمليتي المسح الأفقي والمسح العمودي

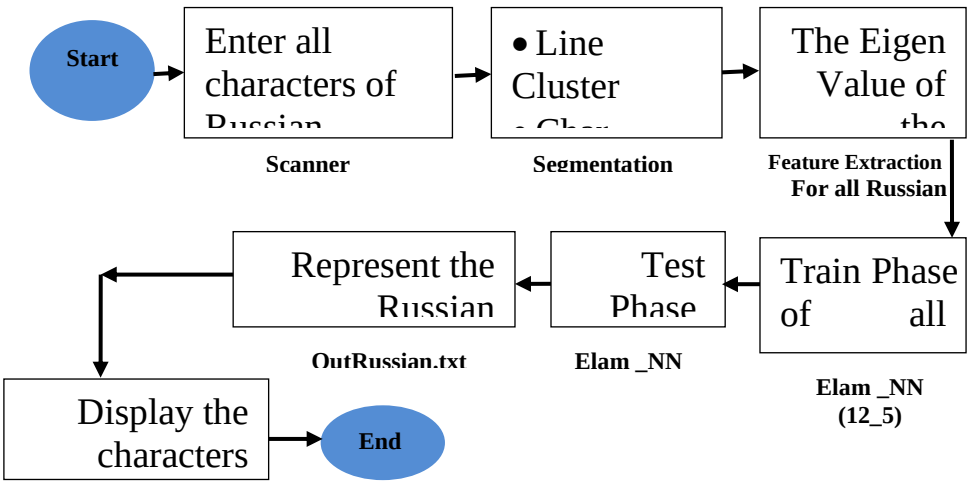
4-7 هيكلية العمل

يعتمد نظام تمييز حروف اللغة الروسية على مجموعة البيانات المزودة لطبقة الإدخال والتي تم استخلاصها من صورة الحرف فيتم تدريب هذه الشبكة على البيانات ومن ثم اختبار الشبكة وعلى هذا الأساس فان الجانب العملي في البحث يبدأ بتحضير بيانات الإدخال ومعالجتها ثم اختبار الخوارزمية المستخدمة في التدريب لتحديد قيم الأوزان فتخزن ومن ثم يتم الاختبار حيث يقسم العمل إلى ثلاث مراحل منها:

المرحلة الأولى: تتضمن عملية استخلاص خواص الصورة للحرف.

المرحلة الثانية: الاعتماد على الصفات المستخلصة وعدد المخرجات وتحديد معمارية الشبكة العصبية أيلمان Elman.

المرحلة الثالثة: في هذه المرحلة يتم تكوين ملف نصي يحتوي على النصوص التي تم تميزها والشكل (11) يمثل المخطط الصندوقي للجزء العملي.



الشكل (11). المخطط الصندوقي للجزء العملي

5-7 إعداد إدخال البيانات

أن البيانات المدخلة على النظام تمثل القيم الذاتية (Eigen Value) لصورة الحرف، والتي تم الحصول عليها من خلال دراسة وتحليل الصورة بعد تقسيمها كما تم ذكره في المسح الأفقي والمسح العمودي وهي أثنا عشر قيم ذاتية (Eigen Value) لكل حرف حيث يتم استخدامها لتدريب الشبكة والتي سيتم توضيحها في الفقرة التالية.

6-7 الحروف الروسية وترشيح البيانات

أن نظام التمييز الصوري للحروف الروسية يستطيع ترشيح البيانات الداخلة على الشبكة إذا كانت من ضمن الحروف الروسية أو أنها ليس من الحروف الروسية إذا كانت الحزمة الداخلة إليه هي بيانات مدرب عليها أو بيانات غير مدرب عليها أي غير معرف بالنسبة للنظام ويكون الإخراج (Target) بالنظام الثنائي بحيث يقابل كل حرف روسي رقم بالنظام الثنائي وكما موضح في الجدول (2).

الجدول (2). تمثيل الحروف بالنظام الثنائي

Russian letter	b6	b5	b4	b3	bF2	b1	*letter number*
Ё	0	0	0	0	0	1	1
Й	0	0	0	0	1	0	2
Ц	0	0	0	0	1	1	3
У	0	0	0	1	0	0	4
К	0	0	0	1	0	1	5
Е	0	0	0	1	1	0	6
Н	0	0	0	1	1	1	7
Г	0	0	1	0	0	0	8
Ш	0	0	1	0	0	1	9
Щ	0	0	1	0	1	0	10
З	0	0	1	0	1	1	11
Х	0	0	1	1	0	0	12
Ъ	0	0	1	1	0	1	13
Ф	0	0	1	1	1	0	14
Ы	0	0	1	1	1	1	15
В	0	1	0	0	0	0	16
А	0	1	0	0	0	1	17
П	0	1	0	0	1	0	18
Р	0	1	0	0	1	1	19

О	0	1	0	1	0	0	20
Л	0	1	0	1	0	1	21
Д	0	1	0	1	1	0	22
Ж	0	1	0	1	1	1	23
Э	0	1	1	0	0	0	24
Я	0	1	1	0	0	1	25
Ч	0	1	1	0	1	0	26
С	0	1	1	0	1	1	27
М	0	1	1	1	0	0	28
И	0	1	1	1	0	1	29
Т	0	1	1	1	1	0	30
Ь	0	1	1	1	1	1	31
Б	1	0	0	0	0	0	32
Ю	1	0	0	0	0	1	33

7-7 هيكلية الشبكة العصبية المستخدمة في النظام

أن هيكلية الشبكة يجب أن تتلاءم مع هيئة المسالة المراد حلها وفي هذا العمل فتحتاج الشبكة إلى أثنا عشر عقدة التي تمثل متجه الإدخال والتي تمثل الصفات الناتجة من القيم الذاتية (Eigen Value) وستة عقد تمثل متجه الإخراج التي تكون كافية لتمثيل حالات الحروف المفحوصة حيث يتم أعداد وتهيئة الإدخال بما يلائم الشبكة المستخدمة أي شبكة Elman.

8-7 التمييز

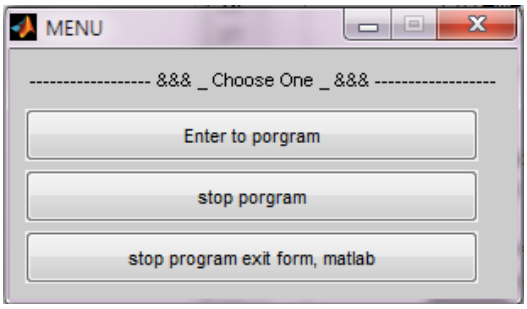
بعد أن تم تدريب الشبكة أصبحت جاهزة للعمل كأداة في نظام التمييز الضوئي للحروف الروسية يكون عملها مشابه لمرحلة التدريب ويدعى هنا بمرحلة الفحص (الاسترجاع) وكذلك هيكلية الشبكة المستخدمة في مرحلة التدريب لا يجرى عليها اي تغير ولكن الفرق أن البيانات المستخدمة في مرحلة التدريب في هذه المرحلة لا تستعمل في هذه المرحلة بدلا من ذلك تستعمل الأوزان المخزونة بعد استقرار الشبكة والحصول على الأوزان المثالية. وتعتبر بأنها أوزان ابتدائية وثابتة في الشبكة في هذه الحالة تستطيع الشبكة تحليل الإدخال لكي تميز الحرف من خلال صفاته المستخلصة وفيما إذا كان الحرف المدخل في مرحلة الاسترجاع من الحروف الروسية بنفس الخطوات التي أجريت في مرحلة التدريب.

9-7 تنفيذ النظام

أن تنفيذ هذا النظام يكون أولا باستخلاص الصفات من صورة الحرف بعد مرحلتي المسح الأفقي والمسح العمودي حيث يتم تدريب الشبكة العصبية Elman باستخدام خوارزمية التعلم وهي خوارزمية levenberg (marquardt training)، يتضمن النظام على عدد من الواجهات التنفيذ وهي

1. الواجهة الرئيسية: تتألف من ثلاث مراحل هي

- المرحلة الأولى: الدخول إلى البرنامج حيث تفتح وتعمل على انتقال إلى واجهة تنفيذ البرنامج وكما موضح في الشكل (12).

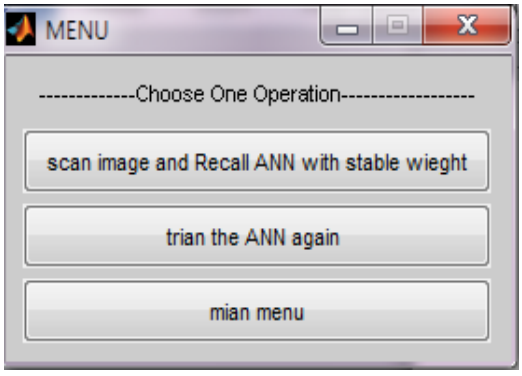


الشكل (12). واجهة تنفيذ البرنامج الرئيسية

- المرحلة الثانية: الخروج من البرنامج مع البقاء ضمن لغة ماتلاب (Matalb).
- المرحلة الثالثة: الخروج من البرنامج إغلاق النظام.

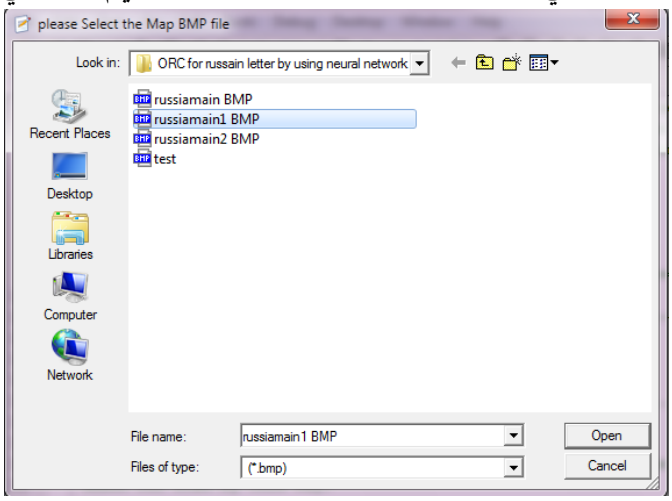
2. واجهة تنفيذ برنامج التمييز

أن الواجهة الثانية أيضاً تتكون من ثلاث مراحل الأولى فحص الصورة وتدريب الشبكة العصبية والاختيار الثاني يمثل اختيار الشبكة والاختيار الثالث يمثل العودة إلى الواجهة الرئيسية وكما مبين



الشكل (13). واجهة البرنامج الثانوية

المرحلة الأولى:- عملية مسح الصورة واستخلاص الصفات واستدعاء الشبكة العصبية في مرحلة الإرجاع حيث يستدعى صورة الوثيقة من صيغة (Bmp.) وكما مبين في الشكل التالي حيث يتم تقسيم الأسطر إلى حروف وإيجاد القيم الذاتية لكل حرف ومن ثم استرجاع للشبكة العصبية المدربة مع الأوزان المستقرة وتصنيفها لإخراج الشبكة لكي تميز الشبكة العصبية الحروف الروسية ويتم خزنها في ملف نصي.



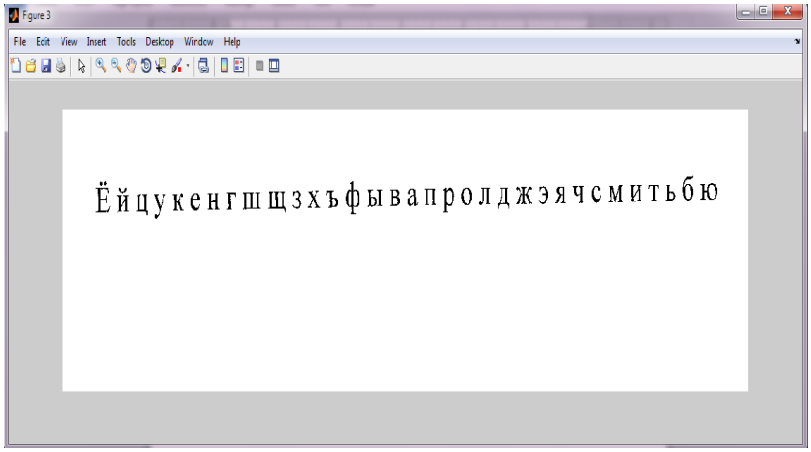
الشكل (14). اختيار صورة للحرف الروسي

المرحلة الثانية:– تدريب الشبكة العصبية مرة ثانية وتم اعتماد نسبة الخطأ 0.097 وعدد الدورات 1000، وذلك لغرض لو أن الشبكة العصبية يتم فيها تدريب النوع الجديد من الرموز مع ملاحظة التطوير المستقبلي.

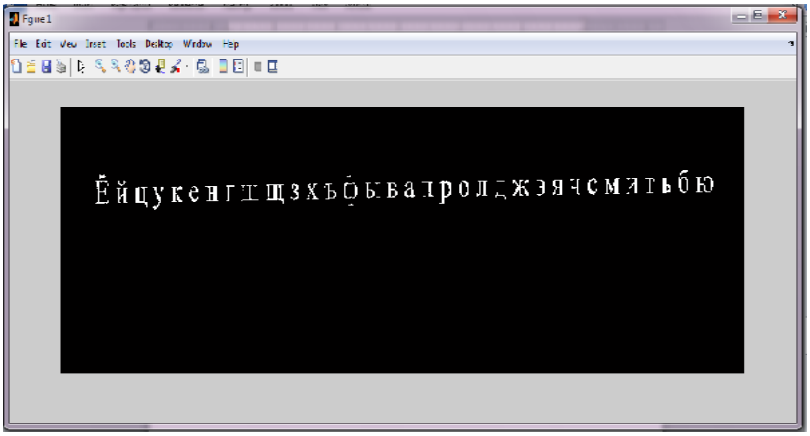
المرحلة الثالثة:– العودة إلى الواجهة الرئيسية للبرنامج.

8- النتائج

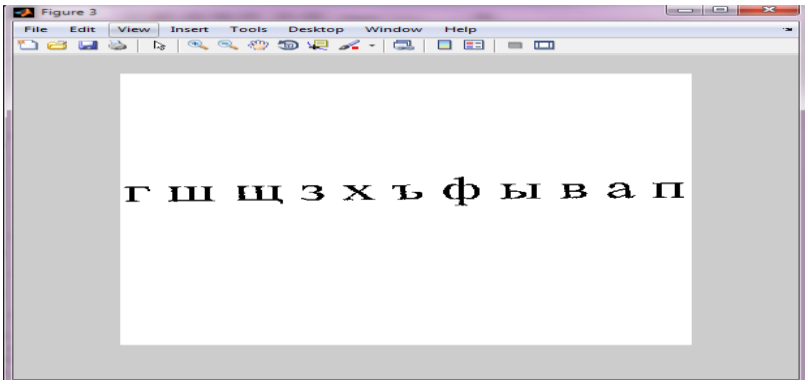
أن تنفيذ الواجهات المذكورة في كل من الأشكال (12) ،(13) و(14) كانت النتائج كالآتي



الشكل (15). اختبار الحرف الروسي



الشكل (16). صورة الحرف



الشكل (17). **OutRussian.txt** ملف صوري لجزء من الأحرف الروسية في ملف نصي

وبعد تنفيذ النظام بالكامل على الصورة السابقة في الشكل (12) وخزن النتائج في ملف خارجي **OutRussian.txt** وكانت نتائج التنفيذ هي

First space in image=1
Virtcal size of font=600
Space between line=0
Number of line in Image=1

9- الاستنتاجات

أن النظام الحاسوبي الذي تم بناؤه باللغة البرمجية ماتلاب (Matlab) ويقوم بقراءة الملف الصوري لحرف اللغة الروسية ومن ثم تقطيع الحرف الروسي للحصول على حرف منفرد واستخلاص خواص الحرف الروسي بالاعتماد على القيم المجهزة للحرف(Eigen Value) والتي تنتج قيم حقيقية وقيم خيالية فيتم معالجة القيم الخيالية وذلك باستدعاء الدالة (image) في لغة ماتلاب (Matlab) أو قسمة العدد الخيالي على الجذر التربيعي للعدد(-1) وهو الجذر الخيالي i.

أن بناء شبكة أيلمان لتمييز الحرف الروسي في مرحلتي التدريب والفحص وبذلك نحصل على ملف نصي يحوي ما يعادل الحرف الروسي ولكن بحروف وأرقام انكليزية للنص المراد تمييزه أي عمل له تمييز الحروف الضوئية ((Optical Character Recognition (OCR)).

أن النتائج التي تم الحصول عليها من خلال تنفيذ النظام كانت كفوءة وكان التمييز باستخدام الشبكة العصبية أيلمان Elman حقق نجاح بنسبة تمييز وصلت إلى 90 % لهيئتي الحرف الروسي (الكبيرة والصغيرة) تمتاز بوصولها إلى الحل الأمثل لأنها تعيد إخراج الطبقة المخفية إلى طبقة الإدخال مما يزيد من سرعة تدريب وضبط أوزان الشبكة. أن التشابه الكبير للحرف الروسي بالهيئتين (الكبيرة والصغيرة) لن يمكننا من الحصول على نسبة التمييز البالغة 95 % والتي حققها كل من الباحثون (جمال صلاح، طارق طه) في تمييز الحروف العبرية باستخدام الشبكات العصبية إيلمان وذلك لعدم احتمالية أوجه التشابه بالنسبة الحروف العبرية. أما الباحثون (جمال صلاح الدين، أسيل وليد) في بحث تمييز الحروف اللاتينية باستخدام الشبكات العصبية (شبكة الانتشار العكسي) حصلوا على نسبة تمييز 82.75 %.

المصادر

[1] Urada, J.M., "**Introduction to artificial neural systems**", JAICO publishing House, Mumbai, (1994).

[2] Kosko B., "**Artificial neural network and fuzzy system**", A Hall, inc. Englewood Gliffs, N.J., (1991).

[3] J. can – Louis , L. " **Problem solving and artificial intelligence"**, BPCC wheaston Ltd., Exeter, London .(1990).

[4] Majeed.Jamal Salahadeen,AlNeamy, "**Pattern Recognition Approach for Arabic Letter Processing** " M.Sc. computer Science,Computer and Mathematic Science, University of Mosul, Iraq.(1997).

[5] JohnVince, " **Mathematics for Computer Graphics**"**,** MTech, PhD, DSc, FBCS, CEng, Media School, University of Bournemouth, Talbot Campus, Fern Barrow, pool Bh12 5BB,Uk, Library of Congress control Number, (2005).

[6] Sanjeev Kunte .R and Sudhaker Samuel.R.D., "**Asimple and efficient optical character recognition system for basic symbols in printed Kannada text**", Department of Electronics and Communication, S J college of engineering, (2006). http://www.academic.research

[7] Christopher M.B, " **Neural networks for Pattern Recognition**", Department of Computer Science and Applied Mathematics, Aston Universty, (1995). http://www.academic.research

[8] Beezer, R A., "**A first course in linear algebra**", free online book under GNU license, University of Puget sound ,(2006) http://www.linear.ups.edu

[9] Roman steven, "**Advanced linear algebra (3rd ed.)**", Newyork, Ny:Springer science+Business media, LLC, ISBN 978-0-387-72828-8, (2008).

[10] Matlab/R2007b/Help/Historical Networks (Neural Network Toolbox).

[11] eignvalues and eigenvectors http://www.en.wikipedia.org/wiki/eignvalues and eigenvectors.

[12] خليل، بيداء إبراهيم، ''**مقارنة بين الشبكات العصبية "**، رسالة ماجستير، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، قسم علوم الحاسبات، العراق، (2002).

[13] م. علام زكي عيسى، ''**الشبكات العصبية – البنية الهندسية – الخوارزميات –التطبيقات"**، دار الشعاع للنشر، سوريا – حلب – الطبعة الأولى، (2002).

[14] السبتي، د.جوزيف ضايف، ''**الجبر الخطي"**، جامعة البصرة، دار الحكمة، (1988)، ص 212.

[15] سيد مجيد، جمال صلاح الدين، طه، طارق حازم ومحمد، أسامة ياسين، ''**تمييز الحروف العربية باستخدام الشبكات العصبية "**، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، كلية الحدباء الجامعة، مجلة بحوث مستقبلية، العدد 29-30، ص 143-175، (2010) .

[16] سيد مجيد، جمال صلاح الدين، علي، أسيل وليد وسيد مجيد، عمار صلاح الدين، ''**تمييز الحروف اللاتينية باستخدام الشبكات العصبية"**، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات، المجلد 4، العدد 2، (2007).

ملحق (1). القيم الذاتية لجميع الأحرف الروسية

Number	Letter	Eignv1	Eignv2	Eignv3	Eignv4	Eignv5	Eignv6	Eignv7	Eignv8	Eignv9	Eignv10	Eignv11	Eignv12
1.	Ё	5.53435	1	-1.59913	1.04E-08	0.689446	-0.24873	0	5.53435	0.942572	0	1.04E-08	0
2.	Й	2	-2E-09	-1.7E-06	0	3.47E-06	5.27E-17	0	2	3E-06	-3E-06	0	0
3.	Ц	2	1.57E-16	3.15E-06	-1E-17	-1.6E-06	-1.3E-16	0	2	0	2.73E-06	-1E-17	0
4.	У	1.618034	-0.24725	1	-1.7E-06	0.618034	2.52E-17	0	1.618034	0	0	-1.7E-06	-1.2E-08
5.	К	1	1	1.06E-16	-0.58684	-1.4E-17	-1.4E-17	0	1	8.92E-09	-8.9E-09	-0.58684	-2.8E-18
6.	Е	2	-0.10278	-8.9E-10	-7E-16	-5.9E-17	-5.9E-17	0	2	0	0	-7E-16	-7.1E-10
7.	Н	1	3.44E-06	-3.7E-17	-9.3E-17	1.19E-16	3.66E-17	-1.2E-08	1	7.14E-09	-7.1E-09	-9.3E-17	0
8.	Г	2.01E-09	-1.24346	-8E-10	-7.7E-17	3.51E-17	-3.1E-18	0	2.01E-09	0	0	-7.7E-17	2.21E-17
9.	Ш	2	1	1.57E-16	1.72E-17	1.12E-16	-9.1E-17	0	2	4.6E-09	0	1.72E-17	0
10.	Щ	4.494493	1	-0.24725	4.6E-06	-1E-08	-7.5E-17	0	4.494493	0.401701	0	4.6E-06	2.98E-09
11.	З	1	-0.27341	0	-9.5E-09	0	0	0	1	0	0	-9.5E-09	0
12.	Х	2.205569	1.11E-16	-0.10278	1.86E-17	-1E-17	1.89E-16	0	2.205569	0.665457	-9.5E-09	1.86E-17	0
13.	Ъ	1	-0.61803	-1.7E-06	2.68E-09	-1.3E-09	1.31E-09	0	1	-3E-06	2.98E-06	2.68E-09	0
14.	Ф	3.727308	-1	1.102994	-3.5E-05	6.7E-09	6.7E-09	0	3.727308	0	0	-3.5E-05	-2.1E-09
15.	Ы	1	-1.1E-17	-7E-16	-1.9E-09	1.44E-16	1.44E-16	-1.6E-08	1	2.02E-08	-2E-08	-1.9E-09	1.42E-09
16.	В	1	7.39E-09	2.92E-16	-6.3E-05	3.09E-17	3.09E-17	-1.4E-08	1	0	0	-6.3E-05	7.2E-18
17.	А	2.546818	-0.42273	-0.27341	2.82E-17	-7.7E-17	1.96E-17	0	2.546818	0.563821	2.21E-17	2.82E-17	1.43E-17
18.	П	1	-0.41964	-5.5E-17	2.66E-17	-5.9E-18	-5.9E-18	0	1	0	0	2.66E-17	-1.4E-17
19.	Р	1.618034	6.31E-05	-9.2E-06	-3E-06	4.6E-06	4.3E-18	0	1.618034	0	7.97E-06	-3E-06	-1.5E-17
20.	О	1	-3.8E-17	9.55E-09	8.68E-17	5.63E-11	-5.6E-11	0	1	0	0	8.68E-17	0
21.	Л	-1.1E-17	2.04E-06	-6.8E-17	-1.1E-17	-1.5E-17	-5.7E-18	9.36E-09	-1.1E-17	0	0	-1.1E-17	-1.8E-18
22.	Д	1	1	-7.4E-09	-0.00011	-2.7E-09	-1.9E-09	0	1	0	0	-0.00011	0
23.	Ж	2.845466	4.69E-15	-0.42273	-1.2E-16	-3.5E-05	3.54E-05	0	2.845466	1.107719	3.54E-05	-1.2E-16	3.54E-05
24.	Э	1.839287	-2.2E-16	-0.41964	0.999997	1.89E-09	4.32E-16	0	1.839287	0.606291	0	0.999997	0
25.	Я	6.31E-05	-1.1E-08	-6.3E-05	1.04E-08	1.04E-17	1.04E-17	-6.3E-05	6.31E-05	6.31E-05	-6.3E-05	1.04E-08	1.08E-17
26.	Ч	-3.8E-17	-1.30278	-3.9E-17	0	1.53E-17	2.34E-18	-1.5E-08	-3.8E-17	0	0	0	0
27.	С	2.04E-06	1.000002	-4.1E-06	-1E-17	2.66E-17	-6.8E-18	-3.5E-06	2.04E-06	0	1.08E-09	-1E-17	2.63E-17
28.	М	-1	1	-3E-06	-1.7E-06	5.97E-06	-1.7E-09	0	-1	5.17E-06	-5.2E-06	-1.7E-06	0
29.	И	1	-2E-09	-4.4E-15	-0.58684	-2.6E-17	1.45E-17	0	1	0	0	-0.58684	0
30.	Т	2	1.57E-16	-1.1E-17	-7E-16	-1.3E-17	3.87E-18	0	2	-2.7E-17	2.71E-17	-7E-16	0
31.	Ь	0.000106	-0.24725	-1.1E-08	-9.3E-17	2.83E-17	-1.5E-17	0	0.000106	0.000106	0	-9.3E-17	0
32.	Б	2.302776	1	-1	-7.7E-17	-1.2E-16	-9.9E-17	0	2.302776	0	-1.5E-09	-7.7E-17	0
33.	Ю	2	-0.10278	1.000002	1.72E-17	3.05E-16	-1.5E-17	0	2	2.93E-06	0	1.72E-17	3.52E-17