SETIT 2005
3rd International Conference: **S**ciences of **E**lectronic, **T**echnologies of **I**nformation and **T**elecommunications
March 27-31, 2005 – TUNISIA

Combinaison de classifieurs

Gasmi.I*, Merouani.H** et Souici-Meslati.L*

Equipe SRF, laboratoire LRI.
Département d'informatique, Faculté des sciences de l'ingénieur,
Université Badji Mokhtar B.P.12, 23000, Annaba, Algérie.

gasmi_ibtissem@yahoo.fr
souisi_labiba@hotmail.com
hayet_merouani@yahoo.fr

Résumé: La reconnaissance du montant littéral est l'une des tâches les plus ardues dans le traitement d'un chèque. Contrairement aux écritures latines et orientales, très peu de travaux se sont orientés vers l'arabe. C'est dans ce cadre que se place notre travail qui présente un système multi-classifieurs neuronaux pour la reconnaissance des montants littéraux arabes.
Les images scannérisées de montants sont d'abord segmentées en mots, puis subissent un prétraitement avant d'être soumises à l'étape d'extraction de caractéristiques structurelles et statistiques. Ces caractéristiques représentent l'entrée de notre système de reconnaissance constitué de trois classifieurs neuronaux : un perceptron multicouches à entrées structurelles, un perceptron multicouches à entrées statistiques et un classifieur neuro-symbolique à entrées structurelles. Ces trois réseaux ont nécessité une phase d'apprentissage qui a permis d'en déterminer les performances et de rendre ces classifieurs aptes à reconnaître de nouveaux échantillons. Leur résultats sont ensuite combinés en utilisant deux méthodes de combinaison sans apprentissage : la méthode de vote simple et celle de la somme pondérée.
Mots clés: Reconnaissance de mots arabes manuscrits, montant littéral, réseaux neuronaux, combinaison de classifieurs, classification.

1 Introduction

En plus des documents imprimés et des communications électroniques, l'écriture est l'un des moyens les plus courants de communication visuelle pour l'homme. Elle est très utilisée pour remplir des formulaires administratifs, par exemple, ce qui a amené les chercheurs à s'intéresser, de plus en plus, au problème de la reconnaissance automatique de l'écriture manuscrite (Ameur & al., 1994), (Sari & al., 2002), (Steinherz & al., 1999), (Suen, 1998).
Depuis quelques années, le domaine de la reconnaissance de l'écriture connaît une progression remarquable (Plamondon & al., 2000). Plusieurs méthodes ont été développées pour tenter de satisfaire les besoins des systèmes existants dans diverses applications telles que la lecture automatique des adresses postales et le traitement des chèques bancaires.
Les systèmes de reconnaissance de l'écriture traitent des images issues du monde physique par différents capteurs (scanner, caméra…). Selon le moyen et les conditions d'acquisition, l'image peut subir du bruit, le système doit donc le minimiser en la prétraitant puis en extraire les caractéristiques ou primitives qui peuvent être de différents types pour pouvoir construire le vecteur d'entrée du module de reconnaissance (Madhvanath & al., 2001).
Parmi les méthodes de classification les plus utilisées pour la reconnaissance, on trouve les méthodes connexionnistes aussi appelées réseaux de neurones ou réseaux neuromimétiques (Towell & al., 1994). Leur principe général est de trouver une fonction qui associe un ensemble de formes de départ à un ensemble de classes d'arrivée. Les performances d'un réseau dépendent de la variété des entrées qui lui sont présentées durant la phase d'apprentissage ainsi que de la pertinence et la qualité de ces entrées.
Il existe une grande variété de caractéristiques pouvant être extraites à partir d'une même image. Le fait de tenter de les présenter toutes en entrée d'un réseau risque fortement d'augmenter la taille du réseau et d'en compliquer et retarder l'apprentissage. Comme ces caractéristiques sont très importantes pour différencier les images à analyser, il serait intéressant de profiter de la variété des informations quelles apportent.
Une solution à ce problème consiste à utiliser plusieurs réseaux ayant des architectures différentes et entraîner chacun d'eux sur un ensemble de

caractéristiques homogènes (de même type). Récemment, dans le domaine de la reconnaissance, le concept de combinaison de plusieurs résultats issus de différents classifieurs est proposé comme une nouvelle direction de développement de système car, utilisés individuellement, ces derniers présentent des performances limitées (Giacinto, 1998), (Montoliu, 1995), (Souici & al., 2000), (Roli & al., 2001), (Ruta & al., 2000), (XU & al., 1992) , (Zouari & al., 2002). C'est dans le cadre de la combinaison de classifieurs que s'inscrit notre travail. Il consiste à utiliser trois réseaux neuronaux : le premier est un perceptron multicouches à entrées structurelles, le deuxième est un perceptron multicouches aussi mais avec des entrées statistiques, et le troisième est un réseau neuro-symbolique. L'objectif de notre système est de combiner les résultats de ces trois réseaux en vue de l'obtention d'un résultat final.

La suite de l'article se présente comme suit : dans la section 2 et 3 nous rappellerons la problématique de la combinaison ainsi que la définition d'un système multi –classifieurs respectivement. Dans la section 4 nous présenterons l'architecture de notre système, les sections suivantes (de 5 à 9) seront consacrées à la description des modules composant le système. La section 10 comprend les résultats que nous avons obtenus après avoir testé notre système. Enfin nous terminerons par une conclusion et quelques perspectives d'extensions futures.

2 problématique de la combinaison parallèle

Le problème de la combinaison parallèle de classifieurs peut se poser de la façon suivante : étant donné un ensemble de K classifieurs se prononçant chacun indépendamment sur une même forme à reconnaître, comment élaborer une réponse finale unique à partir des K résultats fournis (figure1). Ce problème de combinaison parallèle nécessite d'abord de rappeler ce qu'on entend généralement par *classifieur* dans le cadre de la combinaison.

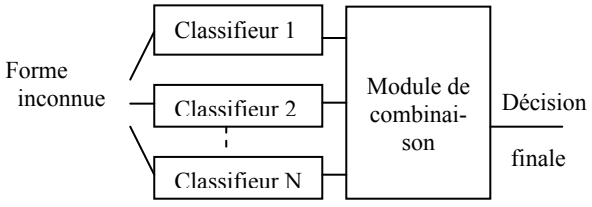


Figure 1. *Schéma de combinaison parallèle de classifieurs*

2.1 Définition et types de sorties d'un classifieur

Un classifieur est un outil de reconnaissance qui reçoit une entrée (forme, document, mot,..etc.), et fournit en sortie des informations concernant cette forme inconnue. C'est à dire, pour une entrée donnée (x), le classifieur (e) lui attribue une classe (C_i, tq i=1..m), parmi les (m) classes existantes.

Suivant le niveau d'information apporté par le classifieur, on peut distinguer quatre catégories de sorties (Laurent, 1999) :

- **Sortie de type classe**

C'est le type le plus général mais qui apporte le moins d'informations. Le classifieur ne donne que la proposition du type (la classe) de l'entrée à reconnaître sans aucune autre information

$e_j(x) = C_i$ (i ϵ {1..m}).

- **Sortie de type ensemble**

Le classifieur donne sa réponse sous forme d'un ensemble de classes candidates sans préciser ses préférences $e_j(x) = \{C_i / i <= m\}$.

- **Sortie de type rang**

Ce type de sortie reflète l'ordre de préférence des propositions fournies par le classifieur, cela se traduit par l'attribution d'un rang pour chaque classe ; Plus cette dernière est probable moins le rang est élevé.

La liste des propositions peut contenir toutes les classes possibles ou seulement les mieux classées. $e_j(x) = [r^j_1, r^j_2, \ldots, r^j_m]$ où r^j_i est le rang attribué à la classe (i) par le classifieur (j).

- **Sortie de type mesure**

Cette sortie est la plus riche en informations puisque le classifieur dans ce cas associe à chaque classe une mesure de confiance qui peut être, par exemple, une probabilité.
$e_j(x)=[M^j_1, M^j_2,\ldots,M^j_m]$ où M^j_i est la mesure attribuée à la classe (i) par le classifieur (j).

2.2 Mesures de performances d'un classifieur

Pour une entrée donnée, un classifieur peut générer les réponses suivantes :

- **Un rejet :** pour indiquer que le classifieur n'a pas pu identifier cette entrée.
- **Une reconnaissance :** dans ce cas, il identifie bien l'entrée, et il lui attribue sa classe appropriée.
- **Une substitution :** le classifieur attribue une autre classe à l'entrée.

La performance d'un classifieur peut être mesurée en calculant les trois taux suivant :

$$taux\ de\ rejet = \frac{Nombre\ de\ formes\ rejetées}{Nombre\ total\ de\ formes} \quad (1)$$

$$taux\ de\ reconnaissance = \frac{Nombre\ de\ formes\ reconnues}{Nombre\ total\ de\ formes} \quad (2)$$

$$taux\ de\ substitution = \frac{Nombre\ de\ formes\ males\ reconnues}{Nombre\ total\ de\ formes} \quad (3)$$

3 Construction d'un système multi-classifieurs

Un système multi-classifieurs (Multiple Classifier System : MCS) est constitué d'un ensemble de différents classifieurs et d'une fonction de décision pour combiner leurs sorties. La description d'un MCS suit les deux phases suivantes :

- Générer un ensemble de classifieurs complémentaires qui peuvent être combinés pour arriver à une solution optimale.
- Définir la fonction de combinaison pour donner une décision finale.

La difficulté de choix des classifieurs a poussé les chercheurs à développer des méthodes pour aider les concepteurs à effectuer ce choix. Parmi ces méthodes, celle de « test et sélection » (over produce and choose paradigm). L'idée principale de cette méthode est de produire un ensemble initial large de classifieurs candidats, puis sélectionner un sous-ensemble qui est jugé le plus valable pour aboutir à des performances optimales. Pour le faire, le procédé suit deux cycles :

- Construire l'ensemble de classifieurs de départ (over production).
- Choisir le sous ensemble le plus intéressant.

Le choix de la fonction de décision joue un rôle très important dans la conception d'un MCS. La fonction de décision peut être conçue comme étant une fonction de *combinaison*, par conséquent la sortie du MCS reflète la décision de tout l'ensemble en utilisant par exemple le vote majoritaire, la somme pondérée, etc.. ou bien comme étant une fonction de *sélection* dynamique d'un classifieur, dans ce cas il faut avoir au moins un classifieur dans l'ensemble qui pourra classer correctement une forme d'entrée.

Le mécanisme de sélection sera plus efficace lorsque les classifieurs sont '*spécialisés*', d'où la facilité de calcul des conditions de sélection affectant chaque forme d'entrée au classifieur le plus convenable. Par contre, le mécanisme de combinaison sera plus efficace lorsque les classifieurs manifestent des comportements différents.

4 Architecture du système

L'objectif principal de notre travail est de concevoir et réaliser une combinaison de classifieurs neuronaux (figure 2) pour la reconnaissance hors ligne des montants littéraux arabes, omniscripteur à vocabulaire limité.

L'idée principale est d'utiliser trois réseaux neuronaux dont deux sont des perceptrons multicouches classiques, chacun étant responsable d'apprendre les mots représentés par un ensemble de caractéristiques de deux types différents (structurelles et statistiques), et le troisième est un réseau neuro-symbolique utilisant comme entrée des caractéristiques structurelles.

La phase de combinaison consiste à prendre la décision finale en appliquant des fonctions de combinaison sur les résultats de classification donnés par chaque réseau.

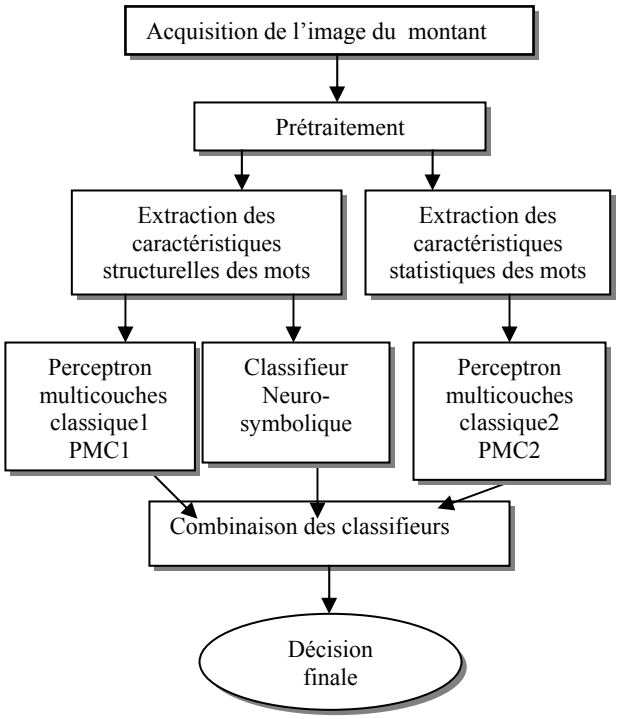


Figure 2. *Schéma général du système proposé*

Nous avons fait le choix d'utiliser deux réseaux connexionnistes de type perceptron multi-couches pour plusieurs raisons. Tout d'abord, ces réseaux ont de grandes capacités de classification et ont montré leurs aptitudes en reconnaissance d'écriture. De plus, par rapport à l'ensemble des systèmes connexionnistes, ils ont l'avantage d'être basés sur des principes simples et relativement maîtrisables. Contrairement aux réseaux récurrents par exemple, leur temps de convergence peut être relativement rapide. Il est également possible de détecter le moment où l'algorithme d'apprentissage n'est plus capable d'améliorer les performances, ce qui permet d'optimiser le temps d'apprentissage. Le choix d'utiliser un classifieur neuro-symbolique est justifié par le fait que la façon de créer ces réseaux permet de simplifier le processus de spécification et d'apprentissage. L'architecture initiale du réseau est obtenue de façon automatique et nous n'avons plus de soucis par rapport à la détermination du nombre de couches, de neurones et d'interconnexions du réseau. De plus, les règles donnent au réseau des connaissances de départ.

5 Construction de la base d'images

Pour entraîner et tester les réseaux, nous avons utilisé une base d'images acquises à l'aide d'un

scanner que nous avons segmentées (l'image contient un seul mot) et étiquetées. La phase d'étiquetage consiste à classer toutes les images, sachant que le vocabulaire des montants littéraux arabes contient 48 mots, donc nous avons 48 classes, chaque classe représente un ensemble d'images du même mot, écrits par différents scripteurs.

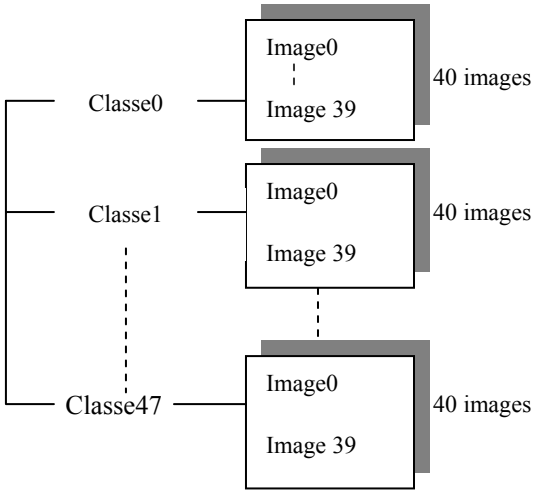


Figure 3. *Structure de la base d'images*

Mots formés de 4 composantes connexes	Mots formés de 3 composantes connexes	Mots formés de 2 composantes connexes	Mots formés d'une composante connexe
اربعون	اثنان	احد	خمسة
اربعمائة	اربعة	اثنا	ستة
مليار ان	عشرون	ثلاثة	سبعة
جزائري	ثلاثون	ثمانية	تسعة
	ثمانون	عشرة	عشر
	مائتان	خمسون	سنتيم
	ثلاثمائة	ستون	و
	ثمانمائة	سبعون	
	الفان	تسعون	
	الاف	مائة	
	مليونان	مائتا	
	مليارا	خمسمائة	
	دينار	ستمائة	
	دنانير	سبعمائة	
		تسعمائة	
		الف	
		الفا	
		مليون	
		مليونا	
		ملايين	
		مليار	
		ملايير	
		سنتيمات	

Tableau 1. *Les 48 mots du vocabulaire des montants littéraux arabes (Souici* & al.*, 2000)*

6 Prétraitement

Certaines variations qui apparaissent sur les mots risquent de dégrader les performances de la reconnaissance. Ces variations dépendent en général aussi bien du scripteur que de l'environnement de l'écriture. La phase de prétraitement a comme objectif de préparer les données pour la reconnaissance c'est à dire sélectionner l'information utile à l'application. Les images acquises subissent deux opérations: la binarisation et le lissage.

a) Image initiale

b) Image après binarisation

c) Image après Lissage

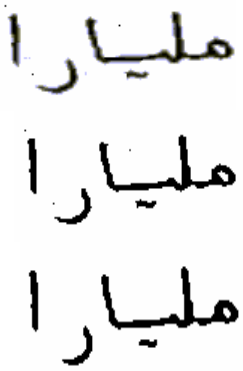


Figure 4. Prétraitement de l'image

La détection de la ligne de base nous permet de préciser les positions des diacritiques.

La projection verticale est utilisée pour pouvoir segmenter, lors du test du système dans sa globalité, les images de montants en mots, en se basant sur l'heuristique : « L'espace inter-mots est 3/2 fois supérieur à l'espace inter- sous mots » (Ameur & al., 1994).

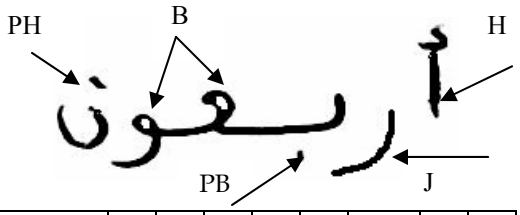
7 Extraction de caractéristiques

Cette phase doit être effectuée avec le plus grand soin, car les traitements ultérieurs ne vont plus manipuler l'image d'origine mais plutôt les résultats fournis par ce module. Dans notre système nous avons retenu les caractéristiques suivantes :

7.1 Caractéristiques structurelles

Ces caractéristiques sont extraites à partir du suivi du contour de l'image :

- Nombre de composantes connexes primaires (CC).
- Nombre de un points hauts (PH).
- Nombre de un points bas (PB).
- Nombre de deux points hauts (DPH).
- Nombre de deux points bas (DPB).
- Nombre de trois points hauts (TPH).
- Nombre de boucles (B).
- Nombre de hampes (H).
- Nombre de jambages (J).



Caractéristiques / CC	B	H	J	PH	PB	TPH	DPH	DPB
CC1	0	1	0	0	0	0	0	0
CC2	0	0	1	0	0	0	0	0
CC3	2	0	1	0	1	0	0	0
CC4	0	0	0	1	0	0	0	0

Tableau 2. *les caractéristiques structurelles du mot* اربعون

7.2 Caractéristiques statistiques

Ces caractéristiques représentent une information globale sur la distribution de pixels noirs du mot à l'intérieur du cadre de l'image. Pour obtenir ce type de caractéristiques, on procède de la façon suivante :

- Subdiviser l'image du mot en zones.
- Calculer la densité de pixels noirs dans chaque zone.

Parmi les différentes décompositions possibles, nous avons retenu les deux suivantes

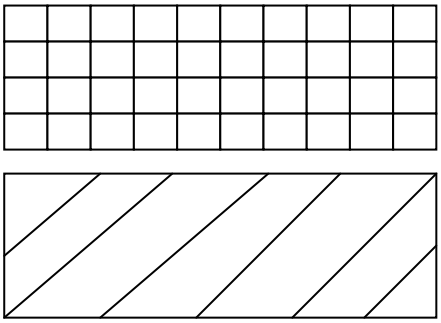


Figure 5. *Caractéristiques statistiques* (Azizi & al, 2002).

8 Classification

Les trois réseaux neuronaux utilisés par la phase de reconnaissance sont :

- Un perceptron multicouches classique à entrées structurelles (PMC1).
- Un perceptron multicouches classique à entrées statistiques (PMC2).
- Un classifieur neuro-symbolique à entrées structurelles.

Les deux réseaux PMC1 et PMC2 possèdent deux architectures différentes, selon les caractéristiques utilisées en entrée.

propriétés	PMC1	PMC2
Nombre de couches	3	3
Nombre de neurones de la couche d'entrée	48	47
Nombre de neurones de la couche cachée	20	18
Nombre de neurones de la couche de sortie	48	48

Tableau 3. *L'architecture du PMC1 et PMC2*

Les poids et les seuils initiaux ont été choisis de façon aléatoire pour le PMC1 et le PMC2.

Chaque réseau possède trois couches, une d'entrée, une de sortie, et une cachée (intermédiaire) :

- Le nombre de neurones de la couche d'entrée dépend du nombre de caractéristiques utilisées :

❖Les caractéristiques utilisées dans le PMC1 sont illustrées dans le tableau 4. Ces caractéristiques sont relevées pour chaque composante connexe. Elles sont au nombre de 12 par composante (Tableau 5) et comme il existe au maximum 4 composantes connexes, par mot du vocabulaire, on aboutit à 48 entrées binaires (4*12).

Code	Signification	Code	Signification
xCC	Nombre de Composantes Connexes (x=1..4)	xPH	Nombre de « un Point Haut » (x=1)
		xPB	Nombre de « un Point Bas » (x=1)
xB	Nombre de Boucles (x=1, 2)	xDPH	Nombre de « Deux Points Hauts » (x=1, 2)
xJ	Nombre de jambages (x=1)	xDPB	Nombre de « Deux Points Bas » (x=1, 2)
xH	Nombre de hampes (x=1, 2)	xTPH	Nombre de « Trois Points Hauts » (x=1)

Tableau 4. *Caractéristiques présentes dans les composantes connexes*

Numéro	Code
1	1B
2	2B
3	1J
4	1H
5	2H
6	1PH
7	1PB
8	1DPH
9	1DPB
10	1TPH
11	2DPH
12	2DPB

Tableau 5. *Neurones d'entrée du PMC1 pour une CC*

❖Les caractéristiques utilisées dans le PMC2 sont les 47 caractéristiques statistiques qui représentent la densité de points noirs dans chaque région (voir figure 5).

- Le nombre de neurones intermédiaires pour les deux réseaux est calculé initialement par la règle heuristique suivante :

$$NBC = 2 * \sqrt{NBE + NBS} \quad (4)$$

où
NBC : Nombre de neurones cachés.
NBE : Nombre de neurones d'entrée.
NBS : Nombre de neurones de sortie.

Ce nombre est ensuite affiné expérimentalement (Jodouin, 1994) :

- Les neurones de sortie représentent les 48 mots de vocabulaire des montants littéraux arabes Illustrés dans le tableau 1.

Le classifieur neuro-symbolique est développé selon la structure suivante (Souici & al, 2002a), (Towell & al., 1994) :

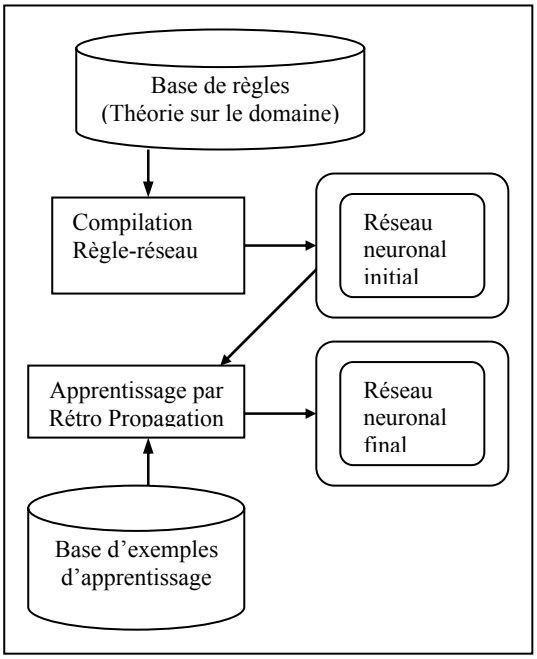


Figure 6. *Schéma de l'intégration neuro-symbolique utilisée (*Towell & al. *,* 1994)

Le temps de convergence d'un réseau dépend de l'espace initial de représentation des poids et de l'espace final après convergence. En effet, plus les poids initiaux sont proches de leur valeur finale plus la convergence est rapide. D'après notre expérience nous avons constaté que le temps de convergence du classifieur neuro-symbolique (80 itérations) était plus rapide que celui du PMC1 (150 itérations).

9 Combinaison de classifieurs

Les méthodes de combinaison que nous avons adoptées pour notre système sont au nombre de deux : la méthode du vote à majorité simple et celle de la somme pondérée.

9.1 Combinaison par majorité simple

Cette méthode consiste à choisir la classe la plus proposée par les classifieurs (2 sur 3 ou 3 sur 3). Un résultat de rejet est généré si toutes les classes ont le même nombre de vote (chaque classifieur donne un résultat différent des deux autres).

9.2 Combinaison par somme pondérée

Chacun des trois classifieurs présentés précédemment donne en résultat une valeur y_{ki} correspondante à la classe de sortie (k = 1..3 correspond au numéro du classifieur, i = 1..48 correspond au numéro de la classe (mot)).

Pour prendre en considération l'importance que peut avoir un classifieur par rapport aux autres, nous utilisons une pondération afin de représenter cette notion d'importance. Ce degré d'importance est connu a priori en phase d'apprentissage et en phase de test, pour cela on considère que :

- Soient y_{1i}, y_{2i}, y_{3i}, les sorties associées à la classe i pour un mot donné en entrée.
- Soient conf1, conf2, conf3, les degrés de confiance de chacun des réseaux déterminés par le taux de reconnaissance pendant la phase de test.

La méthode de somme pondérée est ensuite appliquée

$$Yi = \frac{Y_{1i}*conf1 + Y_{2i}*conf2 + Y_{3i}*conf3}{Conf1 + conf2 + conf3} \quad (5)$$

Cette formule est appliquée pour les 48 sorties obtenues par chaque classifieur. Ces résultats seront par la suite reclassés pour donner le résultat final qui peut être :

- Reconnaissance : le système génère un résultat de reconnaissance s'il y a une sortie y_i maximale et supérieure à un seuil S prédéterminé.
- Rejet : le système génère un rejet dans le cas où aucune sortie y_i n'est supérieure au seuil prédéterminé.
- Ambiguïté : le système génère un cas d'ambiguïté s'il existe deux ou plusieurs sorties égales qui sont supérieures au seuil prédéterminé.

10 Résultats Expérimentaux

Plusieurs choix sont possibles concernant la fonction de performance. La performance utilisée est souvent l'erreur quadratique moyenne calculée lors de l'apprentissage. Nous avons préféré prendre l'erreur

de reconnaissance calculée à partir des données de test.

Après avoir testé nos classifieurs sur une base de 1200 mots (les 48 mots écrits par 25 scripteurs), nous avons obtenu respectivement les taux de reconnaissance et de substitution (mauvaise reconnaissance) suivants :

- Pour le perceptron multicouches à entrées structurelles (PMC1) : 93 % et 7 %
- Pour le perceptron multicouches à entrées statistiques (PMC2) : 83,5 % et 16,5 %
- Pour le réseau neurosymbolique à entrées structurelles (PMC1) : 85,5 % et 14,5 %.

Les performances obtenus après la combinaison des trois classifieurs sont :

- Pour le vote simple 95,41% de reconnaissance et 4,59% de rejet
- Pour la somme pondérée 90,84% de reconnaissance et 9,16% de rejet.

D'après nos testes, nous avons remarqué que notre système fait des confusions entre les mots ألف ألفا et مليون, مليونا Lorsque la dernière hampe de ألفا et de مليونا n'est pas bien écrite. Ainsi qu'entre ستة et تســـعة lorsque l'une des deux boucles de ce dernier n'est pas bien écrite.

Au niveau du module d'extraction de caractéristiques nous avons remarqué les confusions suivantes: détection de Hamza (ء) comme deux ou trois points hauts; Confusion entre les types de diacritiques (un point haut, un point bas, deux points hauts, deux points bas, trois points hauts) à cause de la variation de leur taille; Bouchage des petites boucles; Détection de plusieurs composantes inexistantes, à cause de coupure d'écriture.

Nous avons constaté à partir des résultats obtenus, que la combinaison des classifieurs peut donner de bons résultats.

Conclusion et perspectives

La combinaison de classifieurs est un outil efficace pour avoir une grande performance sans augmenter la complexité des techniques de classification existantes. Elle est convenable pour les applications nécessitant une grande exactitude de classification.

Nous avons présenté dans ce papier notre travail qui se situe dans le cadre de la reconnaissance des montants littéraux arabes.

Les images scannérisées de montants sont d'abord segmentées en mots, puis subissent un prétraitement avant d'être soumises à l'étape d'extraction de caractéristiques.

Cette dernière englobe deux sous modules : Le premier détermine les caractéristiques structurelles (nombre de composantes connexes, ascendants, descendants, boucles, diacritiques) du mot en entrée alors que le second détermine les caractéristiques statistiques (distribution de pixels noirs après découpage en zones) de ce mot.

La sortie de l'étape d'extraction de caractéristiques représente l'entrée de notre système de reconnaissance constitué de trois classifieurs neuronaux : un perceptron multicouches à entrée structurelles, un perceptron multicouches à entrée statistique et un classifieur neuro-symbolique à entée structurelles. Ces trois réseaux ont nécessité une phase d'apprentissage qui a permis d'en déterminer les performances et de rendre ces classifieurs aptes à reconnaître de nouveaux échantillons. Les résultats des classifieurs sont combinés en utilisant deux méthodes de combinaison sans apprentissage : la méthode de vote simple et celle de la somme pondérée.

Cette modeste expérience peut être complété par :

- L'ajout de classifieurs de types différents, utilisant d'autres paradigmes que les réseaux neuronaux.
- L'utilisation d'autres méthodes de combinaison de classifieurs, notamment des méthodes avec apprentissage.
- L'utilisation d'une méthode de conception automatique d'un systéme multi-classifieurs pour la reconnaissance des montants littéraux arabes.

Références

(Ameur & al., 1994) Ameur A., Romeo-Pakker K., Miled H., Cheriet M., ''*Approche globale pour la reconnaissance de mots manuscrits Arabes*''. Actes CNED'94, 3ème Colloque National sur l'Ecrit et le Document, pp: 151-156, (1994).

(Azizi & al., 2002) Azizi N., Sari T., Souici L., Sellami M., ''*Un système multi-classifeurs neuronaux à combinaison floue pour la reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite*''. MCSEAI'2002, septième conférence magrébine en Informatique, Annaba, Agérie (2002).

(Giacinto, 1998) Giacinto G., ''Design of multiple classifieurs systèms''. thèse de Doctorat, Université de deglistudi Disalerno, Italie (1998).

(Jodouin, 1994) Jodouin J.F., ''*Les réseaux neuromimétiques : modèle et applications*''. Hermès (1994).

(Laurent, 1999) Laurent M., ''Combinaison de classifieurs pour la reconnaissance de formulaires structurés''. DESS/DEA, Université de Rouen (1999).

(Madhvanath & al., 2001) Madhvanath S., Govindaraju V., ''*The role of Holistic paradigms in handwritten word recognition*''. IEEE transation on patern analysis and machine intelligence, Vol 23, N:^{0}2, pp: 149-164, (2001).

(Montoliu, 1995) Montoliu L., ''Architecture multi-agents et réseaux connexionnistes : Application à la lecture de chèques manuscrits''. Thèse de Doctorat, Laboratoire LIX, Ecole polytechnique, Palaiseau, France (1995).

(Plamondon & al., 2000) Plamondon R., Srihari S. N., ''*On-Line and off-line handwriting recognition : A comprehensive survey*''. IEEE on pattern analysis and machine intelligence, Vol 22, N:^{0}1, pp: 63-78, (2000).

(Roli & al., 2001) Roli F., Giacinto G., Vernazza G., ''*Methods for designing multiple classifieur systems*''. MCS'2001, 2nd Iternational Workshop on multiple classifieur systems, pp: 78-87, cambridge, UK, (2001).

(Ruta & al., 2000) Ruta D., Gabrys B., ''*An overview of classifieur fusion methods*''. Computing and information systems, Vol 7, pp: 1-10, (2000).

(Sari & al., 2002) Sari T., Souici L., Sellami M., ''*Off-line Handwritten Arabic Character Segmentation and Recognition System: ACSA-RECAM*''. IWFHR'2002, 8th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, Niagara-on-the-Lake, Ontario, Canada (2002).

(Souici & al., 2000) Souici L., Aoun A., Sellami M., ''*Vers une architecture multi-classifieurs pour la reconnaissance de montants de chèques arabes*''. Maghrebian Conference on Software Engineering and Artificial Intelligence, MCSEAI'2000, Fès, Morocco (2000).

(Souici & al., 2002a) Souici-Meslati L., Sellami M., ''*Reconnaissance de montants littéraux arabes par une approche hybride neuro-symbolique*''. RFIA'2002, 11ème Congrès francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Angers, France (2002).

(Steinherz & al., 1999) Steinherz T., Rivlin E., Intrator N., ''*Off-line cursive script recognition: a survey*''. IJDAR, International Journal on Document Analysis and recognition, Vol: 2, pp : 90-110, (1999).

(Suen, 1998) Suen C. Y., ''*Réflections sur la reconnaissance d'écriture cursive*''. CIFED'98, premier Congrès International Francophone sur l'Ecrit et le document, pp : 1-8, Canada (1998).

(Towell & al., 1994) Towell G. G., Shavlic J. W. ''*Knowledge-based artificial neural networks*''. Artificial Intelligence, Vol 70, pp: 119-165, (1994).

(XU & al., 1992) Xu l., Krzyzak A., Suen C. Y., ''*Methods of combining multiple classifieurs and their application to handwriting recognition*''. IEEE transactions on systems, man and cybernetics, vol 22, N:^{0} 3, pp: 418-435, (1992).

(Zouari & al., 2002) Zouari H., Heutte L., Lecourtier Y., Alimi A., ''*Un panorama des méthodes de combinaison de classifieurs en reconnaissance de forme*s''. RFIA2002, 11th congrès francophone de AFRIF-AFIA de reconnaissance des formes et Intelligence Artificielle, pp : 499-508, Angers(2002).