

Vers une Architecture Modulaire de Reconnaissance de Montants de Chèques Arabes

L. Souici, A. Aoun, M. Sellami

Laboratoire LRI, Institut d'Informatique,
Université Badji Mokhtar, BP 12, 23200, Annaba, Algérie

Tél : (213) 8 87 29 91

Fax : (213) 8 87 29 91 ou (213) 8 87 27 56

E-mail: Souici_Labiba@hotmail.com - E-mail: sellami@univ-annaba.net

Résumé: La reconnaissance humaine de l'écriture cursive est effectuée par un processus beaucoup plus complexe que ce qui peut être réalisé par des techniques classiques de reconnaissances de formes. Par conséquent, il semble important de chercher à concevoir des architectures hybrides en utilisant des concepts émanant de l'intelligence artificielle distribuée (IAD).

Cette hybridation pourrait être appliquée par exemple à une architecture multi-agents dédiée à la reconnaissance de montants littéraux arabes et numériques sur des chèques en appliquant les méthodes de reconnaissance globale et analytique, en utilisant différents types de classifieurs puis en fusionnant les informations extraites des deux champs du chèque (littéral et numérique) lors d'une analyse syntaxico-sémantique.

La contribution présentée dans cet article concerne principalement le module de reconnaissance globale des montants littéraux de chèques écrits en arabe en utilisant un classifieur structurel. L'analyse des caractéristiques de l'écriture arabe et spécialement celle des montants littéraux de chèques nous a conduit à procéder à une étape déterminante de notre travail: la décomposition du vocabulaire à reconnaître.

Les caractéristiques retenues pour un mot arabe sont les ascendants, les descendants et les noeuds au niveau de la composante connexe ou primaire, ainsi que les points diacritiques au niveau de la composante secondaire.

Un classifieur structurel est utilisé : la base d'apprentissage est construite sous forme de quatre sous-bases, chacune contenant les caractéristiques du corpus d'apprentissage du sous-vocabulaire correspondant.

Mots Clés: Reconnaissance de mots arabes manuscrits, Montant littéral, Approche globale, Extraction de caractéristiques, Classification structurelle, Système multi-agents.

1. Introduction

Depuis quelques années, le domaine de la reconnaissance de l'écriture manuscrite connaît un regain d'intérêt, mais la langue arabe [1] ne bénéficie pas de la part qu'elle mérite. Ce fait est surprenant car plus de 300 millions de personnes dans le monde l'utilisent comme langue officielle. Ce potentiel humain donne à la langue arabe, dans les pays du nord de l'Afrique et du Moyen Orient, une grande importance dans les différents domaines : administratif, économique, éducatif et social.

Les centres postaux et bancaires, par exemple, constituent des points sensibles dans l'économie de l'état et dans la vie quotidienne de la population. Chaque jour, des milliers de personnes se dirigent vers les guichets pour effectuer des opérations diverses. Ainsi, l'intégration de systèmes automatisés devient indispensable dans ces services souffrant d'encombrement et d'attente contraignante.

D'après des informations recueillies auprès de quelques centres bancaires et postaux, le nombre moyen de chèques manipulés est de plus d'un millier par jour. Ce chiffre est parmi les motivations de notre travail qui porte sur la reconnaissance de chèques. D'une manière générale, celle-ci a pour objectif de :

- Situer et reconnaître le montant littéral.
- Situer et reconnaître le montant numérique.
- Situer et reconnaître la clé, le nom et l'adresse du propriétaire du chèque.
- Situer et reconnaître l'émargement du propriétaire du chèque.
- Situer et reconnaître le nom du bénéficiaire du chèque.

Chacun de ces objectifs a suscité un grand intérêt de la part de grands laboratoires de recherche avec le soutien et le financement des banques et des postes, afin d'élaborer des systèmes fiables et

commercialisables. Plus particulièrement, un certain nombre de travaux ont été entrepris sur les montants littéraux en français [2], [3], [4], [5], [6], [7], mais pour l'Arabe, à notre connaissance, aucun système opérationnel n'existe.

Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons à la reconnaissance du montant littéral écrit en arabe sur des chèques ou mandats cartes Algériens.

2. Architecture générale du système

Dans ce qui suit, nous allons décrire le système réalisé **ROCA** (Reconnaissance Optique de Chèques Arabes) en détaillant respectivement chacune des étapes: Acquisition, Prétraitement, Segmentation du montant en mots, Extraction de primitives, Apprentissage et Reconnaissance. ROCA (voir Figure 1) est un prototype de reconnaissance de montants littéraux de chèques arabes manuscrits:

☞ Hors ligne : car la nature d'utilisation du système force le choix de ce mode différé [8], [9], [10]. L'utilisateur écrit son chèque et le présente au système afin d'effectuer la reconnaissance du montant littéral. Entre autres, l'opération de tri des chèques qui se fait chaque fin de la journée implique bien le mode hors ligne.

☞ Avec apprentissage : car la variation d'écriture des scripteurs impose en général une phase d'apprentissage dans les systèmes de reconnaissance du manuscrit.

☞ A vocabulaire limité: ce qui justifie l'utilisation d'une reconnaissance échelonnée car les mots peuvent être répartis en classes selon les paramètres choisis [11].

☞ Omni scripteur : car la communauté des utilisateurs de chèques est non dénombrable [8].

☞ Zoné et guidé : car le format du chèque impose l'existence d'une zone et d'une ou plusieurs lignes qui guident l'écriture du scripteur [8].

☞ A approche globale : car les inconvénients de l'approche analytique (caractère par caractère), la difficulté de la segmentation ainsi que la limitation du vocabulaire à reconnaître sont les principales causes du choix de cette approche (mot entier) [7], [12], [13], [14].

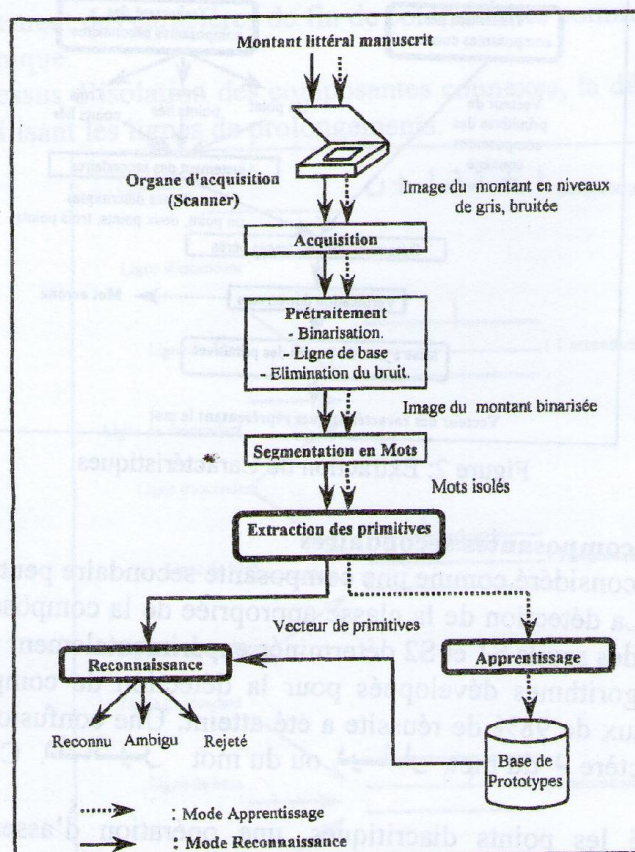


Figure 1 : Architecture globale du système **ROCA**

3. Acquisition

Le montant de chèque est écrit dans une zone de texte de dimensions 9.5 cm * 1 cm. L'écriture est guidée par une ligne au milieu de cette zone. Un scanner de résolution 600 dpi est utilisé pour effectuer l'acquisition du montant du chèque avec 255 niveaux de gris.

4. Prétraitement

L'une des opérations les plus délicates du prétraitement est l'élimination du fond (texture) du chèque, dans notre cas, le fond est négligé (écriture sur fond blanc). Après avoir acquis le montant du chèque, une opération de binarisation est effectuée pour transformer l'image du montant (niveaux de gris) en une image bi-modale. Pour éliminer le bruit dû à l'opération d'acquisition, une opération de lissage est effectuée sur l'image du chèque. Enfin, nous procédons à la détection de la ligne de base indiquée par la ligne d'écriture dans la zone du montant.

5. Segmentation et Extraction de Caractéristiques

La première étape de la segmentation consiste à décomposer le montant du chèque en mots par application de la méthode de projection verticale en supposant qu'un espace inter-mots est toujours 1,5 fois supérieur à l'espace inter composantes connexes. Le traitement qui suit est donc effectué sur des mots isolés, en utilisant un seuil S déterminé expérimentalement pour identifier:

☛ *Les composantes connexes*: sous mots composés d'un ensemble de caractères liés entre eux appelés Part of Arabic Word ou PAW [15].

☛ *Les composantes secondaires*: signes diacritiques présents dans certains caractères arabes [1]: comme le point dans le caractère ح , les trois points dans ث

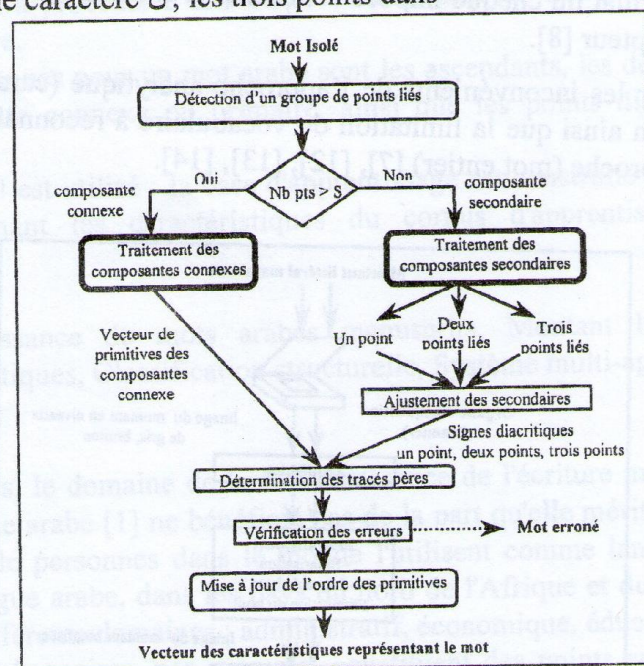


Figure 2: Extraction de Caractéristiques

5.1. Traitement des composantes secondaires

Un groupe de points considéré comme une composante secondaire peut être: un point, deux points liés ou trois points liés. La détection de la classe appropriée de la composante secondaire se fait selon la Figure 3 en utilisant des seuils $S1$ et $S2$ déterminés expérimentalement par l'expert du système.

Les résultats des algorithmes développés pour la détection de composantes secondaires sont très encourageants: un taux de 98% de réussite a été atteint. Une confusion est remarquée entre les trois points liés et le caractère د du mot دينار ou du mot دناتير. Ceci peut être résolu par un post traitement.

Après avoir détecté les points diacritiques, une opération d'assemblage est effectuée afin de déterminer les deux points ou les trois points qui ne sont pas liés en faisant une comparaison de distances entre les points détectés précédemment. Nous obtenons ainsi un vecteur de composantes secondaires.

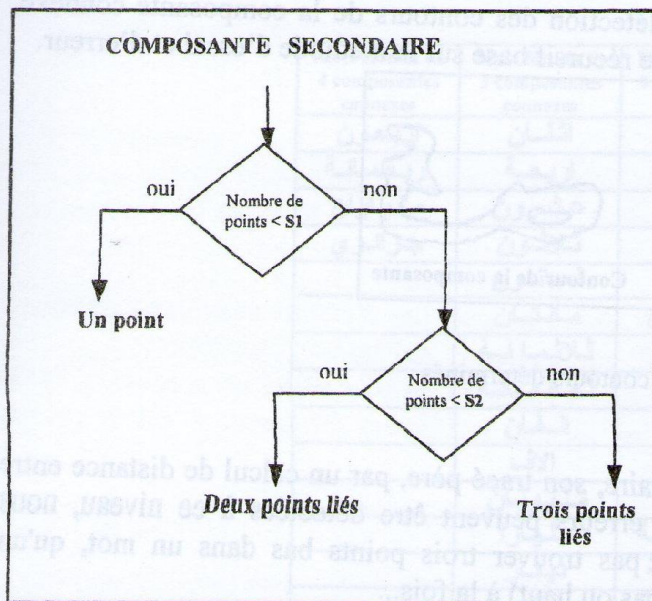


Figure 3: Détection des classes de composantes secondaires

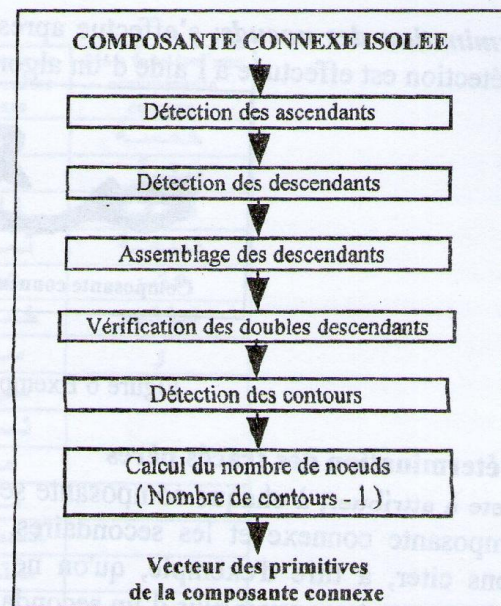


Figure 4: Traitement des composantes connexes

5.2. Traitement des composantes connexes

Le traitement de la composante connexe (principale ou primaire) se fait après l'avoir isolée du reste des composantes du mot.

❖ **Détection des ascendants et des descendants:** une ligne verticale est prolongée le long de la partie haute de la composante connexe, le nombre de transitions (blanc/noir) détermine le nombre d'ascendants. De même pour détecter les descendants, mais cette fois avec une ligne de prolongement bas. Un problème survient pour quelques composantes connexes comme le cas du mot: **اثنان** dans le caractère **ا** où deux descendants sont détectés alors qu'il n'y en a qu'un. La solution adoptée pour ce problème consiste à effectuer un assemblage de descendants deux par deux après leur détection, en tenant compte du fait qu'une composante connexe ne peut avoir qu'un et un seul descendant, car ces derniers proviennent uniquement des caractères de fin de composantes comme : **ل، ص، غ، ن، ق،** ...etc, et que cette fin est unique.

La figure 5 montre le processus d'isolation des composantes connexes, la détection des ascendants et celle des descendants en utilisant les lignes de prolongements.

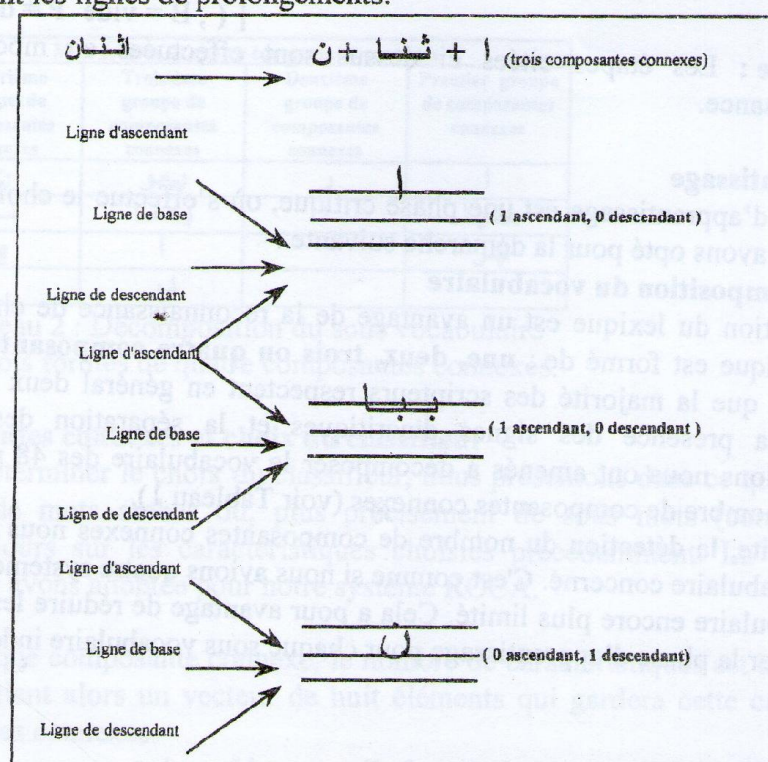


Figure 5: Exemple de détection des ascendants et des descendants

⚡ **Détermination des noeuds:** s'effectue après la détection des contours de la composante connexe, cette détection est effectuée à l'aide d'un algorithme récursif basé sur la méthode d'essai et d'erreur.

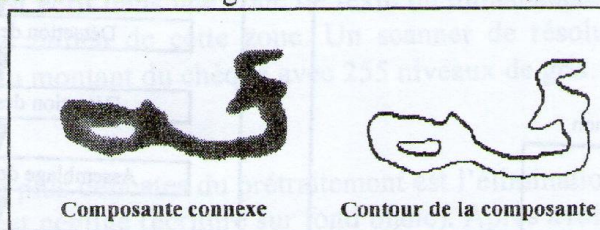


Figure 6 Exemple de contours déterminés

5.3. Détermination des tracés pères

Consiste à attribuer, à chaque composante secondaire, son tracé père, par un calcul de distance entre la composante connexe et les secondaires. Des erreurs peuvent être détectées à ce niveau, nous pouvons citer, à titre d'exemple, qu'on ne peut pas trouver trois points bas dans un mot, qu'un caractère ne peut pas avoir plus d'un secondaire (bas ou haut) à la fois...

Une mise à jour de l'ordre des caractéristiques est effectuée. Par la suite, le vecteur final est le seul représentant de la composante connexe. Chaque composant de ce vecteur contient trois éléments qui sont :

- Une caractéristique Haute notée **H**.
- Une caractéristique Principale notée **P**.
- Une caractéristique Basse notée **B**.

Chacune d'elles pouvant avoir les valeurs suivantes :

H : (un point, deux points, trois points, vide) .

P : (noeud, ascendant, descendant, vide) .

B : (un point, deux points, descendant, vide) .

L'exemple suivant montre l'opération décrite :

اثنان ← ا + ثنا + ن

[(B = vide , P = ascendant , H = vide)] = ا
 [(B = vide , P = vide , H = 3 points)] = ثنا
 [(B = vide , P = vide , H = 1 point)] = ن
 [(B = vide , P = ascendant , H = vide)] = ا
 [(B = vide , P = descendant , H = 1 point)] = ن

Remarque : Les étapes citées ci dessus sont effectuées en mode apprentissage et en mode reconnaissance.

6. Apprentissage

La phase d'apprentissage est une phase critique, où s'effectue le choix du classifieur à utiliser, pour cela nous avons opté pour la démarche suivante :

6.1. Décomposition du vocabulaire

La limitation du lexique est un avantage de la reconnaissance de chèques, chacun des 48 mots de notre lexique est formé de : **une, deux, trois ou quatre composantes connexes**. Nous avons aussi remarqué que la majorité des scripteurs respectent en général deux règles dans l'écriture des mots arabes: la présence des signes diacritiques et la séparation des composantes connexes. Ces constatations nous ont amenés à décomposer le vocabulaire des 48 mots en quatre sous ensembles, selon le nombre de composantes connexes (voir Tableau 1).

Par la suite, la détection du nombre de composantes connexes nous sert comme clé de référence au sous vocabulaire concerné. C'est comme si nous avions quatre systèmes **ROCA**, chacun travaillant sur un vocabulaire encore plus limité. Cela a pour avantage de réduire les confusions et les ambiguïtés et d'effectuer la phase d'apprentissage pour chaque sous vocabulaire indépendamment des autres.

Mots formés de 4 composantes connexes	Mots formés de 3 composantes connexes	Mots formés de 2 composantes connexes	Mots formés d'une composante connexe
أربعون	اثنان	احد	خمسة
اربعماية	اربعة	اثنا	سنة
ملياران	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	سبعماية	
		تسعمائة	
		الف	
		الفا	
		مليون	
		مليوننا	
		ملايين	
		مليار	
		ملايير	
		سنتيمات	

Tableau 1 : Décomposition du vocabulaire.

Le même principe peut encore être appliqué à l'intérieur d'un sous-vocabulaire. Prenons l'exemple du sous vocabulaire des mots formés de quatre composantes connexes: cet ensemble peut être divisé en quatre sous-ensembles (voir Tableau 2).

Le processus est donc appliqué aux quatre sous vocabulaires, ce qui permet la réduction de la taille de la base d'apprentissage, et le gain du temps d'accès et de recherche.

Mots formés de quatre composantes connexes			
Quatrième groupe de composantes connexes	Troisième groupe de composantes connexes	Deuxième groupe de composantes connexes	Premier groupe de composantes connexes
ن	بعو	ر	ا
نة	بعما	ا	مليا
ي	ا		جز
	نر		

Tableau 2 : Décomposition du sous vocabulaire des mots formés de quatre composantes connexes.

6.2. Modélisation des composantes connexes et choix du classifieur

Plusieurs paramètres peuvent déterminer le choix du classifieur, nous présentons dans ce qui suit des propositions de modélisation de mots arabes ou, plus précisément de sous mots (composantes connexes) en nous basant toujours sur les caractéristiques choisies précédemment. La troisième représentation est celle que nous avons adoptée pour notre système ROCA.

Première proposition: pour chaque composante connexe, le nombre de caractéristiques est calculé en les regroupant par type. On obtient alors un vecteur de huit éléments qui gardera cette cardinalité pour toutes les autres composantes connexes.

Exemple: le vecteur associé à la composante سنتيم sera (1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1) de la gauche vers la droite tel que:

- Le nombre de un point haut = 1.
- Le nombre de un point bas = 0.
- Le nombre de deux points hauts = 1.
- Le nombre de deux points bas = 1.
- Le nombre de trois points hauts = 0.
- Le nombre de descendants = 0.
- Le nombre d'ascendants = 1.
- Le nombre de noeuds = 1.

Avantages : cette méthode est facile à implémenter, et ne demande pas d'efforts dans l'apprentissage. Pour cela, un réseau neuronal ayant huit neurones d'entrée pourrait être un bon classifieur.

Inconvénients : absence de la notion de l'ordre, ce qui implique un taux élevé de confusion. Deux mots peuvent avoir la même configuration alors qu'ils sont totalement différents. C'est le cas par exemple des deux mots :

سنة ayant le vecteur (0, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 1) et

تسمة ayant le vecteur (0, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 1).

Deuxième proposition : dans cette proposition, on fait intervenir la notion d'ordre en classant les huit caractéristiques décrites dans la première proposition suivant le sens d'écriture, de droite vers la gauche, et localement du haut vers le bas.

Exemple : سنتما aura comme vecteur dans cette proposition: (Ascendant, noeud, 2 points bas, 2 points hauts, 1 point haut).

Avantages : les performances du classifieur augmentent et le taux de confusion diminue.

Inconvénients : l'ordre n'est pas total, il est partiel, deux mots différents peuvent avoir le même vecteur. C'est le cas par exemple des deux mots suivants :

شتم (Descendant, noeud, 2 pts hauts, 3 pts hauts)

شق (Descendant, noeud, 2 pts hauts, 3 pts hauts).

Le problème va encore se poser si le choix du classifieur était neuronal, car le nombre de neurones d'entrées serait inconnu, ce qui nous a amené à envisager l'utilisation d'un classifieur structurel [11], [16].

Troisième proposition : dans cette proposition, qui a été finalement retenue, nous avons essayé de consolider l'ordre des caractéristiques pour le rendre total. En suivant le sens de l'écriture et en introduisant une caractéristique vide indiquant l'absence de traits, chaque élément du vecteur a trois composantes (Haute, Principale, Basse).

Exemple : Les deux mots précédents auront comme vecteurs respectifs:

شتم شق

Avec :

┌ est un descendant.
O est un noeud.
- est la caractéristique vide.

Avantages : avec cette nouvelle méthode, nous avons assuré qu'un vecteur de caractéristiques ne peut correspondre qu'à une et une seule composante connexe.

Inconvénients : un effort considérable a été fourni au niveau de l'extraction des caractéristiques et la détermination des points diacritiques.

6.3. Implémentation du classifieur

Le classifieur choisi est donc structurel [7] car chaque sous-mot (composante connexe) est représenté par sa structure (représentation structurelle sous forme de vecteur de caractéristiques). Une base de données est construite, les structures de mots y sont stockées après apprentissage.

L'accès se fait au départ d'après le nombre de composantes connexes, la sous base concernée est alors exploitée grâce à une deuxième clé qui est le rang de la composante connexe dans le mot (Figure 7).

7. Reconnaissance

Après avoir extrait le vecteur des caractéristiques, et vérifié l'ensemble des erreurs qui auraient pu être commises en écrivant le mot à identifier, nous effectuons une recherche dans la base selon le même enchaînement que celui de l'apprentissage puis nous testons la validité de la combinaison des composantes connexes obtenues (voir Figure 8).

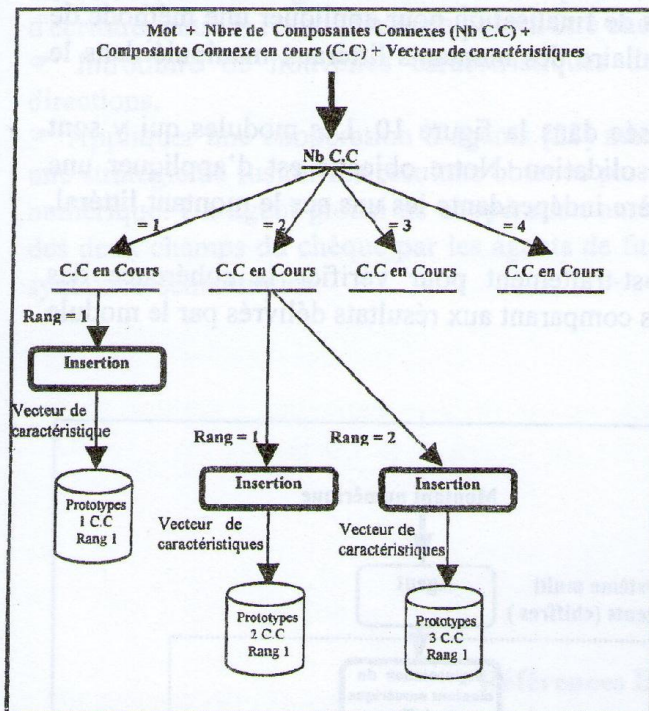


Figure 7: Accès à la base d'apprentissage

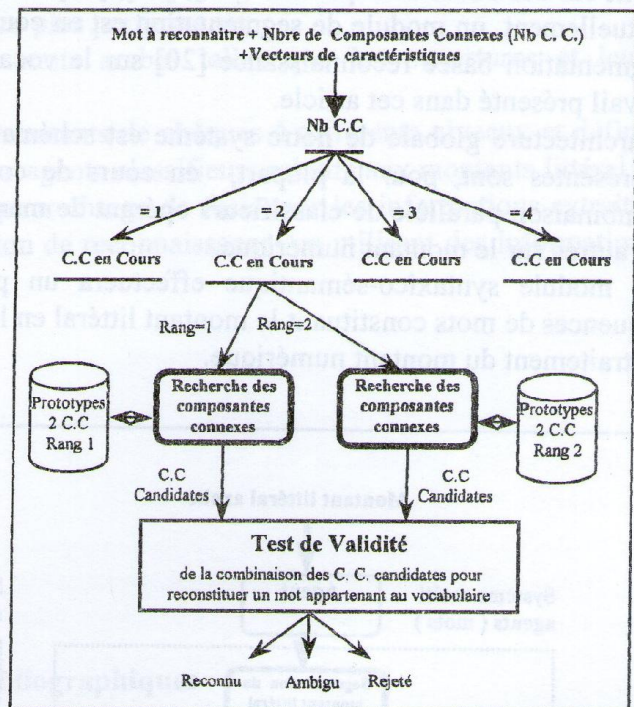


Figure 8: Schéma de la phase Reconnaissance

☞ La décomposition du vocabulaire limite le risque de confusion "intra sous vocabulaire"

☞ La nature de l'application nécessite beaucoup de précision, ce qui interdit une recherche par voisinage

Nous avons donc opté pour une recherche par égalité entre les vecteurs de caractéristiques des mots à identifier et les vecteurs de la base.

- Seuil inter mot = 70 .
- Seuil un point = 330 .
- Seuil deux points = 710 .
- Seuil trois points = 900 .
- Seuil secondaire minimum = 50 .

Lors de cette phase, nous activons la procédure de détection des erreurs dues à l'écriture des scripteurs, un pourcentage de 1.12% a été relevé. Ces erreurs proviennent de :

- La détection de 3 points diacritiques au-dessous d'une composante connexe, ce cas se présente lorsque les points formant le signe diacritique ont une surface dépassant le seuil déterminé.
- La détection d'un ascendant sur un noeud pour certains scripteurs qui écrivent le mot **الاف** sous sa première forme (voir Figure 9).

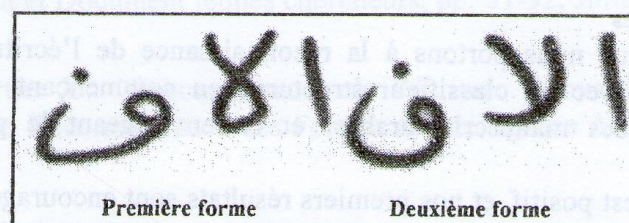


Figure 9 : Formes possibles du mot milles **الاف** .

Le taux de reconnaissance sur la base de test a atteint **83.55 %**, avec **4.76%** de mots ambigus, et **6.49 %** de mots non reconnus.

Un taux d'erreur de **5.12 %** est relevé, les causes sont similaires à celles citées dans la phase d'apprentissage.

8. Travaux en cours

Dans notre laboratoire, nous avons commencé par la manipulation de caractères arabes manuscrits écrits sur des documents précaisés [17], [18], [19] en utilisant un classifieur neuronal.

Actuellement, un module de segmentation est en cours de finalisation pour appliquer une méthode de segmentation basée reconnaissance [20] sur le vocabulaire des montants littéraux manipulé dans le travail présenté dans cet article.

L'architecture globale de notre système est schématisée dans la figure 10. Les modules qui y sont représentés sont, pour la plupart, en cours de consolidation. Notre objectif est d'appliquer une combinaison parallèle de classifieurs opérant de manière indépendante les uns sur le montant littéral, les autres sur le montant numérique.

Un module syntaxico-sémantique effectuera un post-traitement pour vérifier la cohérence des séquences de mots constituant le montant littéral en les comparant aux résultats délivrés par le module de traitement du montant numérique.

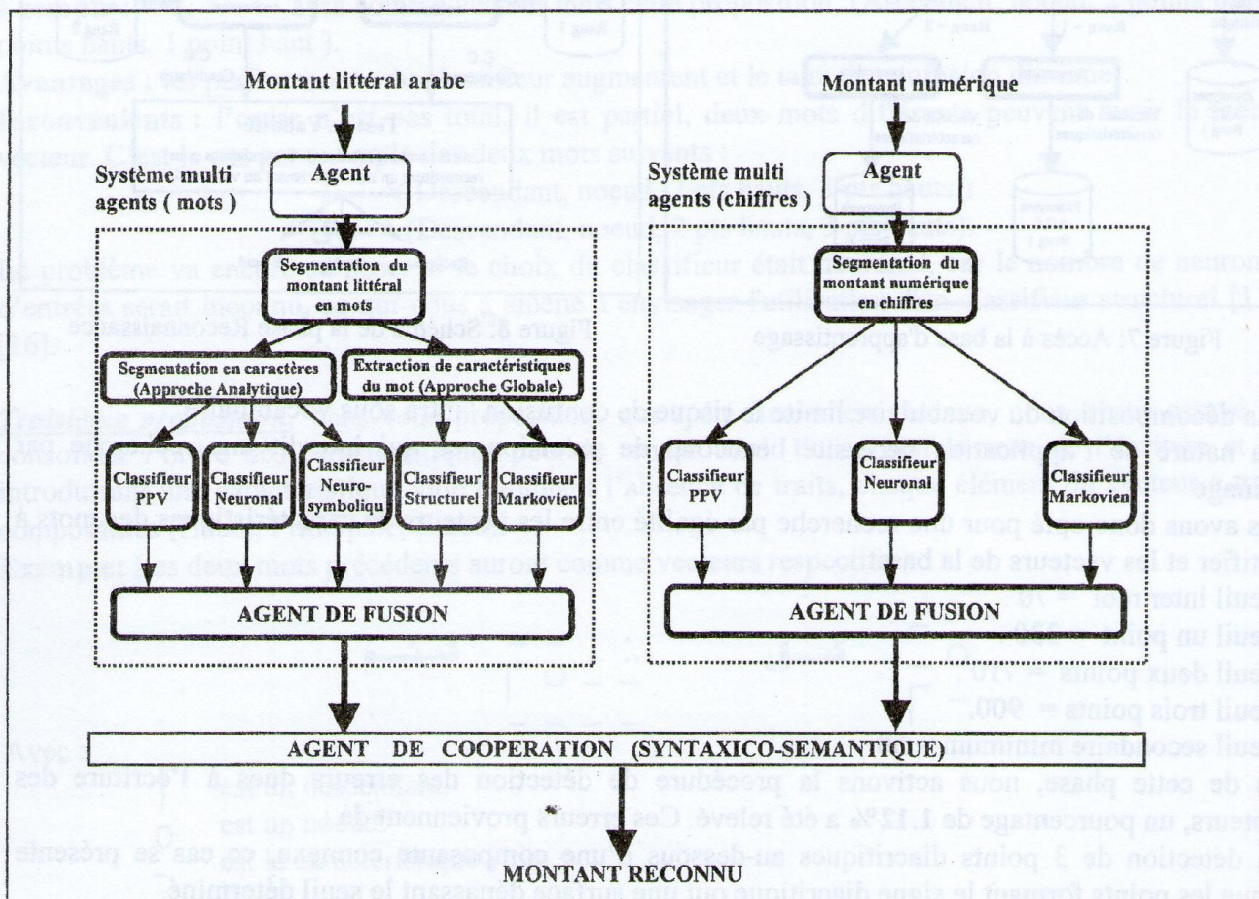


Figure 10 : Architecture générale du système projeté

9. Conclusion et Perspectives

Dans le cadre de l'intérêt que nous portons à la reconnaissance de l'écriture, nous avons tenté d'utiliser l'approche globale avec un classifieur structurel, en commençant par un lexique réduit (montants littéraux de chèques manuscrits arabes) et en envisageant le passage à un lexique dynamique [21].

Le bilan de cette expérience est positif, et nos premiers résultats sont encourageants, car la qualité de la base d'apprentissage est très réaliste en incluant des erreurs provoquées et des différences significatives de styles d'écriture.

Cependant, l'objectif principal pour une application de traitement automatique de chèques est d'arriver à un degré élevé de précision, ceci ne sera possible, à notre avis, qu'en mettant en coopération plusieurs modules de reconnaissance des montants littéraux et numériques.

Nous envisageons plusieurs possibilités d'évolution pour le prototype présenté et pour le système projeté dans son intégralité:

- ☛ Elargir la base d'apprentissage du prototype de reconnaissance de montants littéraux de chèques en introduisant un plus grand nombre de scripteurs, pour inclure encore plus de variations dans les styles d'écriture, ainsi la reconnaissance pourra être encore plus performante.

- ☛ Introduire de nouvelles caractéristiques des mots arabes telles que les ouvertures et leurs directions.

- ☛ Appliquer une coopération d'agents [22] aux montants de chèques à différents niveaux et définir une stratégie de fusion des résultats obtenus par les agents classifieurs relatifs aux montants littéral et numérique. Un agent global de coopération aura pour charge de fusionner les informations extraites des deux champs du chèque par les agents de fusion de reconnaissance, en utilisant des informations syntaxico-sémantiques.

Références Bibliographiques

- [1] Al Badr B., Mahmoud S. A.: "Survey and bibliography of arabic optical text recognition", Signal processing, Vol 41, pp: 49-77, 1995.
- [2] Lemarié B., Gilloux M., Leroux M.: "Coopération neuro-markovienne pour la reconnaissance des montants littéraux des chèques", SRTP / RD, Transition N°: 7, pp: 26-35, 2ème semestre 1994.
- [3] Lemarie B., Gilloux M., Leroux M : "Un modèle neuro-markovien contextuel pour la reconnaissance de l'écriture manuscrite", Actes RFIA'96, 10ème congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Session 6.1: Reconnaissance del'écriture hors-ligne, pp: 645-650, Janvier 1996
- [4] Leroux M., Salome J. C., Badard J.: "Stratégie de contrôle pour la reconnaissance du montant littéral des chèques postaux", Actes RFIA'91, 8ème congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol 2, pp: 695-706, Novembre 1991
- [5] Ollivier D. : "Reconnaissance de l'écriture manuscrite par un système modulaire", Actes JED'96, Premières Journées Ecrit et Document jeunes chercheurs, pp: 31-32, Juillet 1996
- [6] Paquet T., Lecourtier Y.: "Reconnaissance de l'écriture manuscrite sur des chèques", Actes RFIA'91, 8 ème congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol 2, pp: 687-693, Novembre 1991
- [7] Paquet T., Lecourtier Y.: "Recognition of handwritten sentences using a restricted lexicon", Pattern Recognition, Vol 26, N°: 3, pp: 391-407, March 1993

- [8] Lorette G, Lecourtier Y. : "Reconnaissance et interprétation de textes manuscrits hors-ligne: un problème d'analyse de scène?", Bigre N° 80, CNED'92, Colloque national sur l'écrit et le document, Nancy, pp: 109-135, Juil 92.
- [9] Bozinovic R. M., Srihari R. N.: "Off-line cursive script word recognition", IEEE Transactions on PAMI, Vol 11, N°: 1, pp: 68-83, January 1989
- [10] Simon J. C. : "Off-line cursive word recognition", Proc of IEEE, Vol 80, N°: 7, pp: 1150-1161, July 1992
- [11] Belaid A., Belaid Y. : "Reconnaissance des formes: Méthodes et applications", InterEditions, 1992
- [12] 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, Juillet 1994
- [13] Parisse C.: "Reconnaissance hors-ligne de mots manuscrits sans contrainte d'écriture ni de vocabulaire", Actes CNED'92, 2ème Colloque National sur l'Ecrit et le Document, pp: 136-143, Juillet 1992
- [14] Parisse C.: "Global word shape processing in off-line recognition of handwriting", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol 18, N°: 4, pp: 460-464, April 1996
- [15] Ben Amara N.: "Application des PHMMs pour la reconnaissance de l'écriture arabe imprimée", JST'97-Francil, Avignon, France, pp: 389-392, Avril 1997.
- [16] Zahour A., Taconet B., Faure A.: "Une méthode de reconnaissance structurale de l'arabe écrit", Actes RFIA'87, 7 ème congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Tome 3, pp: 1521-1530, 1987
- [17] Sellami M., Souici L., Zemirli Z.: "Système hybride pour la reconnaissance de l'arabe manuscrit", Colloque: le monde arabe et la société de l'information, Tunis, Mai 1997.
- [18] Souici L., Zemirli Z., Sellami M.: "Système connexionniste pour la reconnaissance de l'arabe manuscrit", JST'97-Francil, Avignon, France, pp: 383-388, Avril 1997.
- [19] Sellami M., Souici L., Sari T., Zemirli Z.: "Contribution à la reconnaissance de mots arabes manuscrits", CARI'98, Colloque Africain de recherche en Informatique, Dakar, Sénégal, Oct. 1998.
- [20] Casey R. G., Lecolinet E.: "A survey of methods and strategies in character segmentation", IEEE transactions on PAMI, Vol 18, N°:7, pp: 690-706, July 1996
- [21] Gilloux M., Bertille J. M., Leroux M.: "Reconnaissance de mots manuscrits dans un vocabulaire dynamique", Actes RFIA'94, 9ème congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol 1: Reconnaissance de formes, pp: 443-449, Janvier 1994
- [22] Montoliu L., Weinfeld M.: "Reconnaissance de l'écriture cursive par architecture multi-agents", Actes CNED'94, 3ème Colloque National sur l'Ecrit et le Document, pp: 355-363, Juillet 1994