



HAL
open science

Reconnaissance des Mots Manuscrits Arabes par Combinaison d'une Approche Globale et une Approche Analytique

Abdallah Benouareth, Abdellatif Ennaji, Mokhtar Sellami

► **To cite this version:**

Abdallah Benouareth, Abdellatif Ennaji, Mokhtar Sellami. Reconnaissance des Mots Manuscrits Arabes par Combinaison d'une Approche Globale et une Approche Analytique. Sep 2006, pp.265-270. hal-00112053

HAL Id: hal-00112053

<https://hal.science/hal-00112053>

Submitted on 7 Nov 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Reconnaissance des Mots Manuscrits Arabes par Combinaison d'une Approche Globale et une Approche Analytique

Abdallah BENOURETH¹ – Abdellatif ENNAJI² – Mokhtar SELLAMI¹

¹Laboratoire de Recherche en Informatique
Institut d'Informatique- Université Badji Mokhtar - Annaba- BP, 12- 23000 Sidi Amar –Algérie
Tel & Fax (213) 38 87 29 04

²Laboratoire PSI -FRE 2645 Université de Rouen, INSA de ROUEN

Email : benouareth@lri-annaba.net, abdel.annaji@univ-rouen.fr,
sellami@lri-annaba.net

Résumé : Dans cet article nous proposons une approche combinée pour la reconnaissance hors-ligne des mots manuscrits arabes dans un vocabulaire limité. Cette approche est basée sur une combinaison séquentielle d'une approche globale avec une approche analytique. L'approche globale (utilisée afin de filtrer les entrées du lexique) modélise chaque mot par un HMM (Hidden Markov Model) discret de durée d'état explicite en utilisant des primitives globales telles que les jambages, les hampes, etc. L'approche locale (utilisée pour sélectionner le bon mot parmi ceux générés par l'approche globale) consiste à segmenter le mot en graphèmes, modélise à son tour chaque forme de caractère arabe par un HMM discret dans lequel les observations sont associées aux transitions, et associe à chaque mot du lexique un HMM par concaténation des modèles élémentaires de ses lettres.

Les résultats expérimentaux obtenus ont montré que l'approche proposée présente des aptitudes intéressantes permettant ainsi sa portabilité à la reconnaissance des mots arabes manuscrits dans un vocabulaire de taille importante.

Mots clés : Approche globale, lexique, liste des meilleurs mots candidats, segmentation, graphèmes, HMM, HMM de durée d'état explicite, algorithme de Viterbi.

1 Introduction

Les applications qui peuvent tirer profit des progrès réalisés dans le domaine de la reconnaissance automatique de l'écriture manuscrite (RAEM) sont nombreuses, telles que la lecture des chèques postaux ou bancaires, la lecture des adresses postales, la bureautique, etc. Bien que les investigations effectuées dans ce domaine soient nombreuses [PLA 00] et les derniers résultats obtenus du point de vue méthodologique et théorique très encourageants [KOE 05], les performances des systèmes prototypes développés en milieu académique sont loin d'égaliser les performances exigées par la qualité de service des systèmes opérationnels.

Selon la manière de percevoir un mot, nous distinguons deux approches communément utilisées pour

la reconnaissance des mots manuscrits : une approche locale ou analytique qui considère le mot comme une suite d'unités moins complexes que ce dernier (caractères ou graphèmes) et une approche globale ou holistique qui considère le mot comme une entité unique et indivisible.

L'approche locale permet théoriquement de reconnaître n'importe quel mot, puisque l'unité basique de la modélisation est le caractère ou sous-caractère (graphème). Toutefois, elle est handicapée par le problème de segmentation qui n'est pas toujours évident, et par la grande variabilité inhérente à la forme des segments. Quant à l'approche globale, bien que recommandée pour la reconnaissance de l'écriture manuscrite plus ou moins dégradée dans un vocabulaire limité, souffre généralement d'un problème de manque d'informations suffisamment discriminantes pour les mots, ce qui peut accentuer le risque de confusion lorsque la taille du lexique devient importante. Une coopération entre les deux approches précitées semble offrir des perspectives intéressantes que nous nous proposons d'exploiter dans ce travail. D'une part, nous utilisons en amont l'approche globale pour filtrer les mots du lexique par génération de la liste des N meilleurs mots candidats, et d'autre part nous exploitons une approche locale pour segmenter les mots en entités élémentaires (graphèmes) apportant ainsi un maximum d'informations discriminantes. Ainsi l'approche globale permettra de retenir que les mots fournissant les N meilleurs scores sur l'image en entrée en exploitant celle-ci à travers une séquence discrète de caractéristiques globales (jambages, hampes, boucles, points diacritiques, etc.) et en modélisant chaque mot du lexique par un HMM discret d'ordre 1 et de durée d'état explicite. Quant à l'approche locale, elle nous servira pour modéliser chaque forme de caractère arabe (en fonction de sa position dans le mot, un caractère arabe peut avoir jusqu'à 4 formes différentes) par un HMM discret à 4 états où les observations sont associées aux transitions. Le modèle de chaque mot du lexique de reconnaissance est construit par concaténation des HMMs de ses caractères.

Le reste de cet article est articulé comme suit : la deuxième section décrit schématiquement l'architecture du système développé pour la reconnaissance des mots manuscrits arabes dans un vocabulaire limité. Les prétraitements appliqués en vue de simplifier les étapes ultérieures du processus de reconnaissance sont énumérés dans la troisième section. La section 4 est dédiée à l'extraction des caractéristiques globales et à la description du mot. Les processus d'apprentissage et de classification de l'approche globale sont détaillés dans la cinquième section. La méthode de segmentation utilisée en aval de l'approche globale est abordée dans la section 6. La section 7 esquisse la procédure d'extraction des caractéristiques décrivant les segments générés par le processus de segmentation et leur transformation en séquence de codes. L'apprentissage des HMMs des

différentes formes de caractères, ainsi que la détermination du bon mot parmi la liste des meilleurs mots candidats générée par approche globale sont décrits dans la section 8. Dans la section 9 les résultats obtenus suite aux expérimentations effectuées sur deux bases de données de mots manuscrits arabes sont présentés et commentés. Enfin dans la section 10 nous tirerons notre conclusion et tracerons quelques perspectives pour la poursuite de ce travail.

2 Architecture du système

La figure 1 illustre le diagramme fonctionnel du système développé pour la reconnaissance des mots manuscrits arabes dans un vocabulaire limité.

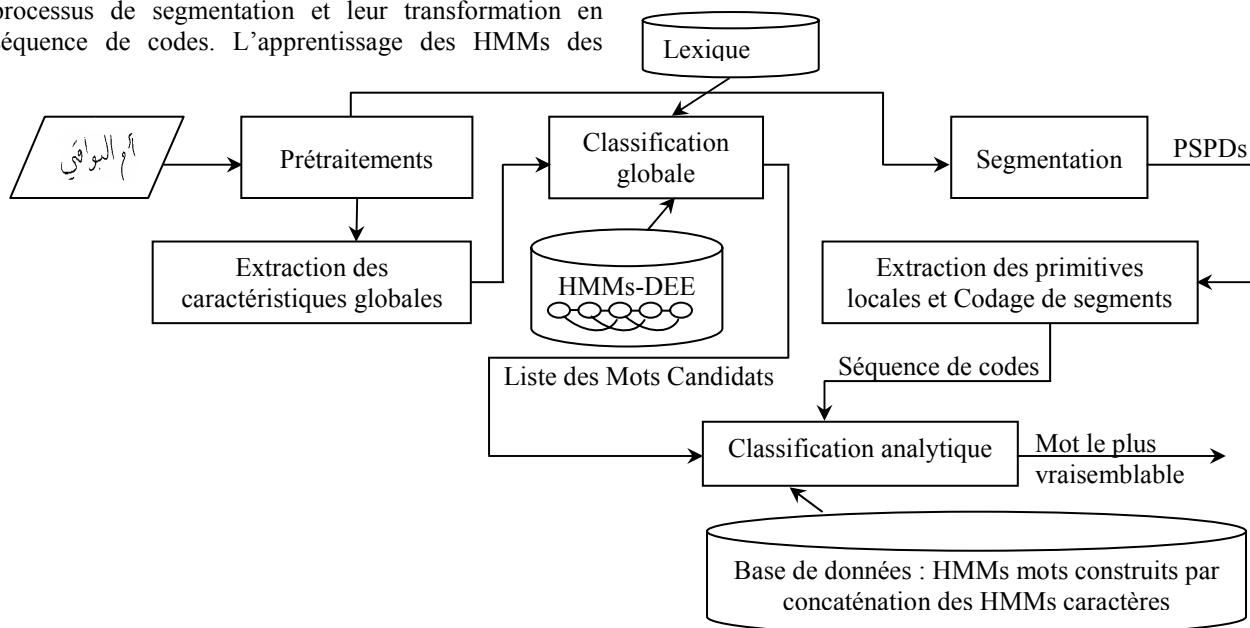


Fig. 1 – Méthodologie adoptée pour la reconnaissance des mots arabes manuscrits. *HMMs-DEE : HMMs de durée d'état explicite. *PSPDs : points de segmentation potentiels.

3 Prétraitements

Avant de procéder à la reconnaissance de mot, il est nécessaire d'effectuer une série de prétraitements sur l'image de celui-ci en vue d'éliminer (ou du moins réduire) le bruit qui l'encrasse, et simplifier la procédure d'extraction de caractéristiques et le processus de segmentation. Les prétraitements qui ont été appliqués sur les données brutes sont : 1) *Binarisation* [TSA 85]; 2) *Lissage* [AMI 96]; 3) *Traçage et étiquetage de contours* [BOZ 89]; 4) *Localisation de la ligne de base* [PEC 03]; 6) *Extraction de la zone médiane* [BOZ 89].

4 Extraction des caractéristiques globales et description du mot

Afin de mieux décrire l'allure globale du mot, nous avons utilisé deux types de caractéristiques qui sont bien décrites dans [AME 94, MIL 99]. Le premier type correspond à toutes les caractéristiques extraites à partir des composantes connexes principales appelées tracés dans [MIL 99] (entité connexe regroupant un ou plusieurs caractères sous forme d'une séquence), alors que le deuxième type est associé aux diacritiques (point, doubles points, etc.). Le tableau 1 regroupe toutes les caractéristiques extraites du mot avec une notation associée à chacune d'elles.

Primitive	Hampe	Jambage	Alif	Occlusion	Poche	Vallée	Espace	Ouverture Est	Ouverture West
Notation	Ha	Ja	Al	Oc	Po	Va	#	Oe	Ow
Primitive	Ouverture Nord	Ouverture Sud	Point Haut	Point Bas	Point double haut	Point double bas	Point triple	Hamza Haut	
Notation	On	Os	Ph	Pb	Pdh	Pdb	Pt	Hh	
Primitive	Hamza bas								
Notation	Hb								

TAB.1 – Notation adoptée pour les caractéristiques globales.

L'extraction des caractéristiques décrites ci-dessus est effectuée par balayage de l'image du mot de droite à gauche (c'est le sens de l'écriture arabe) et de haut en bas. Par conséquent, le mot est représenté par une séquence chronologique de caractéristiques. Le principe de description est : *le premier arrivé est le premier servi* (voir figure 2) [MIL 99]. Les caractéristiques, provenant des deux zones différentes d'informations (la zone des tracés et zone des diacritiques), sont ordonnées chronologiquement suivant l'axe des abscisses. L'ordre chronologique d'apparition des caractéristiques de la zone des tracés ne pose aucun problème. Mais la difficulté réside dans l'insertion des caractéristiques extraites des diacritiques dans la séquence d'observations. Cette difficulté d'hétérogénéité de l'information est surmontée par la comparaison des positions des centres de gravité des plus petits rectangles englobants les caractéristiques dans l'image du mot.

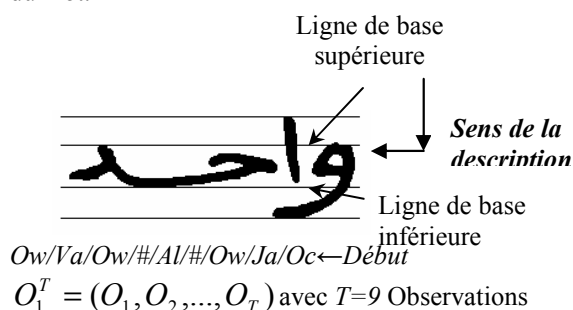


FIG. 2 – Exemple de représentation du mot sous forme d'une séquence de caractéristiques globales.

5 Apprentissage des modèles de mots et classification

Nous avons montré expérimentalement dans [BEN 06], que d'une part, la modélisation explicite de la durée d'état dans les HMMs peut améliorer substantiellement le pouvoir discriminant de ces modèles, et d'autre part, une distribution de type Gamma pour la durée d'état a donné le meilleur taux de reconnaissance sur la base de données de référence IFN/ENIT [PEC 02]. Par conséquent, nous avons modélisé chaque mot du lexique par un HMM discret de durée d'état explicite avec une distribution de type Gamma, en utilisant un codebook dont les entrées correspondent aux différentes caractéristiques globales possibles, voir tableau 1 (18 au total). Dans notre modélisation, la notion d'état est associée à une notion logique qui est le caractère. Ainsi, le nombre d'états par HMM est variable d'un mot à un autre. Par exemple le modèle associé au mot واحد contient 4 états, alors que le nombre d'états dans le modèle أم البوافي est 9. La topologie adoptée pour la modélisation globale des mots arabes manuscrits est de type droite-gauche avec saut seulement inter-états. Les sauts intra-états sont implicitement modélisés par la prise en compte de la durée d'observations par état dans le HMM. L'apprentissage des paramètres des modèles HMMs (A, B, I) correspondant aux différentes classes de mots est réalisé par l'algorithme de Baum-Welch [RAB 89] en appliquant les formules de Levinson [LEV

86] pour estimer les paramètres de distribution de probabilité de durée d'état (i.e., $p_i(d)$).

Le classifieur utilisé pour sélectionner la liste des meilleurs mots candidats correspondant aux N meilleurs scores sur la séquence d'observations est basé sur un critère de maximum de vraisemblance (ML : Maximum Likelihood). La vraisemblance de la séquence d'observations associée au mot en entrée est évaluée par rapport à tous les mots du lexique en utilisant une version logarithmique de l'algorithme de Viterbi [LEV 86]. A l'issue de cette étape, nous retenons seulement la liste des mots du lexique correspondant aux N meilleurs valeurs de vraisemblance. La valeur de N permet de définir le taux de réduction du lexique.

6 Segmentation

6.1 Processus de segmentation

Le but de cette étape est la partition de l'image d'un mot en une suite de segments (graphèmes) par l'identification des positions de points de segmentation. Ce processus procède en vérifiant les critères suivants : 1) le nombre maximum de segments par caractère est 3 (ex., س); 2) chaque segment contient au plus 2 caractères entiers (ex., لا). A cet effet, nous avons modifié l'algorithme de segmentation de Olivier et al. [OLI 96], pour qu'il s'accorde avec les deux critères de segmentation précités. Cet algorithme peut se résumer en deux étapes principales : A) extraction du signal utile (spatio-temporel) pour la segmentation par analyse du contour haut de chaque composante connexe ; B) détection des points de segmentation potentiels (PSPs) par localisation des minima locaux du contour haut de chaque composante connexe représentant un sous mots. Puis, sélection des points de segmentation potentiels décisifs PSPDs parmi les PSPs candidats. Ce choix est réalisé à base des critères suivants : 1) si une boucle est détectée au-dessous d'un PSP, ce candidat est éliminé ; 2) l'épaisseur de la composante connexe (CC) en ce point doit être inférieure à un seuil $\alpha \times$ (l'épaisseur de cette composante). L'épaisseur d'une CC est le maximum de son histogramme d'occurrence des projections partielles verticales des pixels noirs sur une ligne. α : étant un coefficient de proportionnalité fixé empiriquement par les auteurs de cet algorithme à 1,5 ; 3) s'il y a plusieurs PSPs dans la même zone de segmentation, on retient seulement le candidat le plus proche de la ligne de base.

Les modifications apportées à cet algorithme sont au niveau de : 1) lissage de la chaîne de codes de la composante connexe, dans le but d'éliminer les minima locaux artificiels apparaissant dans le contour haut, par application de la méthode de lissage de la chaîne de codes décrite dans [KIM 97]; 2) ajout d'un quatrième critère pour le choix des PSPDs. Ce critère est relatif à la position de PSP candidat qui doit être à l'intérieur de la zone médiane du mot ; 3) le dernier PSPD dans chaque composante connexe est exclu, s'il n'est pas suivi par un ascendant ou un descendant.

Le quatrième critère ajouté permet de maintenir le premier critère du processus de segmentation en

graphèmes toujours vérifié, si on ne le considère pas, certains caractères (ex., **س**) seraient segmentés en plus de 3 graphèmes. En revanche, l'exclusion du dernier PSPD garantit que certains caractères à la fin d'une composante connexe restent non segmentés (ex. **ب**).



FIG. 3 – (a) Signal utile lissé de l'image du mot (تسعة) avec tous les PSPDs possibles; (b) résultat de la segmentation.

6.2 Extraction des graphèmes

Après localisation de tous les PSPDs à l'intérieur de chaque composante connexe, nous procédons à l'extraction de la séquence de tous les graphèmes. Nous distinguons deux types de graphèmes :

- 1) Les graphèmes principaux produits par la procédure de segmentation décrite ci-dessus.
- 2) Les graphèmes secondaires correspondant aux tracés secondaires.

L'extraction de chaque graphème principal se fait par la technique de suivi de contour. Les graphèmes secondaires ont été déjà extraits et identifiés lors de l'étape d'analyse globale et génération de la liste des mots candidats. Chaque graphème secondaire est associé à un graphème principal (son père). Cette association est déterminée à partir de la distance et de l'ordre d'occurrence du graphème secondaire par rapport à son père (avant ou après) qui est calculé en fonction de son centre de gravité.

7 Extraction des caractéristiques locales et codage de graphèmes

Les caractéristiques décrivant chaque graphème sont calculées à partir des chaînes codes de Freeman du graphème (de son contour externe et éventuellement de son/ses contour(s) interne(s)) [KIM 97]. Elles constituent un vecteur de taille 76. Les quatre premières décrivant globalement le graphème sont le ratio d'aspect et le ratio du trait du graphème, en plus du nombre de contours internes et externes dans le graphème. Les 72 autres caractéristiques décrivant localement le graphème, sont collectées en divisant le plus petit rectangle englobant le graphème en $9(3 \times 3)$ régions et en calculant la distribution de chaque code de Freeman (8 directions) à l'intérieur de chaque région, ensuite nous appliquons la formule suivante :

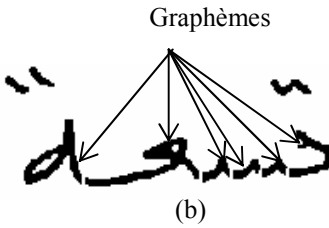
$$Cl_i = \frac{S_{ij}}{N_i \times S_j} \text{ pour } i = 1, \dots, 9 \text{ et } j = 0, \dots, 7. \quad (1)$$

Où S_{ij} = le nombre de composantes des chaînes de codes ayant la direction j dans la région i .

N_i = le nombre de composantes des chaînes de codes dans la région i et $S_j = \max_i \left(\frac{S_{ij}}{N_i} \right)$.

Le codage d'un graphème signifie l'affectation d'un code à ce dernier. Autrement dit, c'est la discrétisation

Ceci a pour effet de réduire le nombre des graphèmes générés par la procédure de segmentation. Un exemple de la segmentation du mot manuscrit (تسعة), est illustré par la figure 3.b.



de son vecteur de caractéristiques. Cette discrétisation est effectuée par quantification vectorielle avec une taille de codebook fixée empiriquement à 160, en utilisant la variante LBG [LIN 80] de l'algorithme de K-means.

8 Apprentissage des modèles de lettres et reconnaissance

Les mots du lexique ont en commun les lettres de l'alphabet ou plutôt leurs différentes réalisations manuscrites (nous avons distingué la forme des caractères suivant leur position dans le mot). Les lettres sont aussi des candidates raisonnables pour partager des éléments entre les modèles de Markov des mots. Le concept d'état lié constitue une solution pour le partage des modèles lettres. Le modèle de chaque mot est construit (implicitement) en concaténant les modèles élémentaires de ses lettres. En d'autres termes, les états des différentes copies des modèles de lettres impliqués dans la concaténation sont liés.

Les variantes des formes des graphèmes et les imperfections de la méthode de segmentation et d'extraction des primitives ont pour conséquence l'absence, l'insertion ou la substitution des graphèmes. La représentation de ces phénomènes est faite en associant un modèle de Markov caché (HMM) de topologie droite-gauche de quatre états similaire à celui décrit dans [ELY 99], dans lequel les observations sont associées aux transitions, à chaque forme possible de chaque lettre de l'alphabet arabe. Dans ce modèle de lettre les transitions intra-états représentent le phénomène d'association éventuelle d'un graphème secondaire à un graphème principal. Le nombre d'HMMs par lettre est variable d'une lettre à une autre. Par exemple, certaines lettres (i.e., **غ**, **ع**) sont modélisées par 4 HMMs, chacun d'eux modélise une forme particulière de la lettre en fonction de sa position dans le mot (au début, isolée, au milieu, ou à la fin). D'autres ne nécessitent qu'un seul HMM (ex., **ا**). La concaténation des modèles de lettres formant le modèle de mot se fait en considérant le dernier état du caractère courant comme étant le premier état du caractère suivant. Les paramètres de HMM de lettre sont déterminés à partir des échantillons des mots (i.e., apprentissage embarqué) en utilisant l'algorithme de Baum-Welch [RAB 89].

Le classifieur utilisé pour sélectionner le meilleur

candidat (le bon mot) parmi la liste des N meilleurs mots candidats (L) générée par le niveau global d'analyse est un module de maximum de vraisemblance (ML : Maximum Likelihood). Ce classifieur prend le mot à reconnaître comme étant une séquence d'observations (codes) $O_1^T = (O_1, O_2 \dots O_T)$ produite par analyse locale de son image, pour chaque modèle de mot i dans la liste des meilleurs mots candidats L , ce classifieur premièrement calcule la probabilité $P(O_1^T / \lambda_i)$ qui correspond à la probabilité d'obtenir la séquence O_1^T par le modèle λ_i . Ces probabilités sont évaluées par l'algorithme de Viterbi [FOR 73]. Ensuite, le mot entrant est désigné par le mot K du lexique pour lequel le modèle λ_k maximise la probabilité d'émission de O_1^T .

9 Résultats et discussions

Pour valider l'approche proposée, nous avons effectué des expérimentations sur deux bases de données de mots manuscrits, l'une relative à un lexique (BDL_1) de taille 48 formé par les noms des wilayas algériennes, l'autre (BDL_2) est aussi de taille 48 mais concerne les montants littéraux de chèques postaux. Chaque base contient 14400 échantillons de mots manuscrits qui sont écrits par 100 scripteurs (étudiants universitaires et personnels administratifs). Ces bases de données ont été élaborées par notre équipe de recherche.

L'apprentissage des modèles de mots pour l'approche globale a été effectué séparément sur la moitié des échantillons de chaque base. Alors que l'apprentissage des modèles de lettres pour l'approche locale a été réalisé sur l'ensemble des échantillons formé de 50% de BDL_1 et 50% de BDL_2 . Les résultats obtenus avec l'approche globale sont indiqués dans le tableau 2, en fonction de la taille N de la liste des

meilleurs mots candidats. Ces résultats montrent bien que l'approche globale peut réduire le lexique de reconnaissance d'un facteur de 52,08%. Ce facteur (Fr) est défini par (2) :

$$Fr = (1 - \frac{N}{TL}) \times 100, \quad (2)$$

où TL : est la taille du lexique.

L'approche locale a été premièrement évaluée indépendamment du résultat de l'approche globale pour montrer l'apport de la combinaison utilisée, en utilisant tous les modèles de mots du lexique pendant la phase de reconnaissance. Les résultats obtenus suite à cette évaluation sont donnés dans le tableau 3. Le deuxième test de l'approche locale a été effectué en fonction de la taille de la liste des meilleurs mots candidats générée par l'approche globale. Les scores en rang 1 de reconnaissance de ce test sont montrés dans le tableau 4.

Ces résultats montrent que l'approche combinée peut améliorer le taux de reconnaissance en rang 1 de l'approche globale d'un facteur de 8,49%, et d'un facteur de 13,69% pour l'approche locale. Notons que le taux de reconnaissance de l'approche combinée en rang 10 avec $N=23$ est 100%. Nous signalons ici que la majorité des erreurs de reconnaissance est attribuée principalement à une mauvaise détection des caractéristiques pour l'approche globale, et aux erreurs de segmentation pour l'approche locale. A titre indicatif, l'extraction des hampes et des jambages est fortement conditionnée par la détermination fiable des zones d'écriture du mot. Or, la méthode utilisée pour la détermination de ces zones échoue si le mot est trop incliné, par conséquent, nous risquons d'obtenir un (des) hampe(s) (jambage(s)) en plus ou en moins dans la séquence d'observations. Une méthode plus robuste pour l'extraction des primitives utilisées pourrait encore améliorer le taux de reconnaissance.

Base de données	N= 1	N= 2	N= 5	N= 10	N= 23
BDL_1	88,36%	92,77%	95,45%	98,78%	100%
BDL_2	89,65%	93,01%	96,23%	99,05%	100%

TAB. 2 – Taux de reconnaissance de l'approche globale obtenus sur la moitié des deux bases BDL_1 et BDL_2 , en fonction de la taille de liste à générer des meilleurs mots candidats.

Base de données	Rang 1	Rang 2	Rang 5	Rang 10	Rang 25
BDL_1	84,45%	89,77%	93,05%	97,60%	100%
BDL_2	85,13%	90,47%	94,56%	98,16%	100%

TAB. 3 – Taux de reconnaissance de l'approche locale obtenus sur la moitié des deux bases BDL_1 et BDL_2 , indépendamment de l'approche globale.

Base de données	N=2	N=5	N= 10	N=23
BDL_1	90,50%	91,67 %	92,73%	95,87%
BDL_2	91,33%	92,07 %	93,11%	96,79%

TAB. 4 – Taux de reconnaissance en rang 1 de l'approche combinée obtenus sur la moitié des deux bases BDL_1 et BDL_2 , en fonction de la taille de la liste des meilleurs mots candidats.

10 Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons proposé une solution au problème de la reconnaissance automatique de l'écriture arabe manuscrite dans un vocabulaire limité. La solution apportée est basée sur une combinaison séquentielle d'une approche globale avec une approche

locale. L'approche globale est utilisée en amont afin d'élaguer le lexique de reconnaissance en générant la liste des N meilleurs mots candidats qui s'appartiennent au mieux avec l'image du mot en entrée. Tandis que l'approche locale est utilisée en aval pour sélectionner le bon mot parmi la liste des meilleurs mots candidats

généralisée par l'approche globale. Les deux approches utilisent respectivement des HMMs avec et sans durée d'état explicite pour la modélisation des mots arabes manuscrits. Les résultats expérimentaux obtenus ont montré que l'approche combinée a nettement amélioré le taux de reconnaissance de chacune des deux approches (globale et locale). La première perspective que nous envisageons pour la poursuite de ce travail est la portabilité de l'approche proposée à d'autres bases de données concernant des lexiques de taille plus importante, et plus spécifiquement à la base de données de référence IFN/ENIT [PEC 02]. Vue que, le bon mot est toujours dans les 10 premières réponses données par l'approche combinée, l'utilisation des classificateurs discriminatifs de type SVMs (Support Vector Machines) pour trancher entre ces réponses semble aussi une voie prometteuse à explorer.

11 Références

- [AME 94] AMEUR A., ROMEO-PAKKER K., MILED H., CHERIE M., "Approche Globale pour la Reconnaissance de Mots Manuscrits Arabes", Actes CNED'94, 3ème colloque National sur l'Ecrit et le Document, , Juillet, 1994, pp : 151-156.
- [AMI 96] AMIN A., AL-SADOUN H., FISCHER S., "Hand-Printed Arabic Character Recognition System Using an Artificial Network", Pattern Recognition, Vol 29, N° 4, 1996, pp: 663-675.
- [BEN 06] BENOUARETH A., ENNAJI A., SELLAMI M., "Utilisation des HMMs de Durée d'Etat Explicite pour la Reconnaissance des Mots Arabes Manuscrits", Actes RFIA 2006 Tours, France, 25-27 Janvier, 2006, p 37.
- [BOZ 89] BOZINOVIC R. M., SRIHARI S. N., "Off-line Cursive Script Word Recognition", IEEE Transactions on PAMI, Vol 11, N° 1, January, 1989, pp: 68-83.
- [ELY 99] EL-YACOUBI M.A., GILLOUX M., SABOURIN R., SUEN C.Y., "An HMM-Based Approach for Off-line Unconstrained Handwritten Word Modeling and Recognition". IEEE Transaction on PAMI, Vol 21, N° 8, August, 1999, pp:752-760.
- [FOR 73] FORNEY G. D., "The Viterbi Algorithm", Proceeding of the IEEE, Vol. 61, N° 3, March, 1973, pp 268-278.
- [KIM 97] KIM G., GOVINDARAJU V., "A Lexicon Driven Approach to Handwritten Word Recognition for Real-Time Applications", IEEE Transactions on PAMI, Vol 19, N°4, April, 1997, pp: 366-379.
- [KOE 05] KOERICH A. L., SABOURIN R., SUEN C. Y., "Recognition and Verification of Unconstrained Handwritten Words", IEEE Transactions on PAMI, Vol 27, N° 10, October, 2005, pp: 1509-1522.
- [LEV 86] LEVINSON S.E., "Continuously Variable Duration Hidden Markov Models for Automatic Speech Recognition". Computer, Speech & Language, Vol 1, N° 1, 1986, pp: 29-45.
- [LIN 80] LINDE Y., BUZO A., GRAY R. M., "An Algorithm for Vector Quantizer Design", IEEE Transaction on Computer, N° 36, 1980, pp : 85-95.
- [MIL 99] MILED H., "Stratégies de Résolution en Reconnaissance de l'Ecriture Semi-cursive : Application aux Mots Manuscrits Arabes", Thèse de doctorat, Université de Rouen, 1999.
- [OLI 96] OLIVIER C., MILED H., ROMEO K., Lecourtier Y., "Segmentation and Coding of Arabic Handwritten Words", ICPR'96, Vienne, Autriche, 1996, pp: 264-268.
- [PEC 02] PECHWITZ M., MADDOURI S., MAERGNER V., ELLOUZE N., AMIRI H., "IFN/ENIT -Database for Handwritten Arabic Words", Actes CIFED'02 Hammamet, Tunisia, October 21-23, 2002, pp : 129-136.
- [PEC 03] PECHWITZ M., MAERGNER V., "HMM Based Approach for Handwritten Arabic Word Recognition Using the IFN/ENIT- Database", ICDAR (Proceedings of the Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition), 2003, pp : 890-894.
- [PLA 00] PLAMONDON R., SRIHARI S. N., "On-Line and Off-Line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey", IEEE Transactions on PAMI, Vol 22, N° 1, January, 2000, pp: 63-84.
- [RAB 89] RABINER L. R., "A Tutorial on Hidden Markov Models and Select Applications in Speech Recognition", Proceeding of IEEE, Vol 77, N° 2, February 1989, pp: 257-286.
- [TSA 85] TSAI W. H., "Moment -Preserving Thresholding: a New Approach", Computer. Vision Graphics Image Processing, Vol 29, 1985, pp: 377-393.