



HAL
open science

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur

C. Djeddi, L. Souici-Meslati

► **To cite this version:**

C. Djeddi, L. Souici-Meslati. Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur. 9èmes Journées Francophones "Extraction et Gestion des Connaissances", Jan 2009, Strasbourg, France. pp.10. hal-00362157

HAL Id: hal-00362157

<https://hal.science/hal-00362157>

Submitted on 17 Feb 2009

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.

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur

DJEDDI Chawki*, SOUCI-MESLATI Labiba**

* Université Cheikh Larbi Tebessi, Route de Constantine, 12002, Tébessa, Algérie
djeddi_2008@yahoo.fr

** Laboratoire LRI, Université Badji Mokhtar, BP 12, 23000, Annaba, Algérie.
souici@lri-annaba.net

Résumé. La vérification de scripteur permet d'établir si deux documents ont été écrits par le même scripteur ou par deux scripteurs différents en comparant les caractéristiques extraites à partir des deux documents. La majorité des tâches de vérification de scripteur sont accomplies par des experts humains et, bien que souhaitable, leur automatisation est loin d'être facile. Dans cet article, nous proposons une approche de vérification de scripteur, à partir de mots arabes, en mode dépendant du texte. Dans notre système, des imagerie de taille $n \times n$ sont d'abord extraites à partir de l'image d'un mot manuscrit, puis $n \times 4$ caractéristiques statistiques sont déterminées à partir de chaque imagerie. La prise de décision est basée sur l'algorithme de Wagner Fisher, bien connu dans les méthodes structurelles de reconnaissance de formes. Les classifieurs individuels utilisés sont ensuite combinés afin d'améliorer les résultats. 81 scripteurs sont impliqués dans l'évaluation et les résultats atteints montrent l'efficacité de l'approche proposée.

1 Introduction

L'authentification d'une personne à partir de son écriture manuscrite représente un domaine important de la biométrie, surtout lorsque l'écriture représente l'unique trace exploitable laissée par les personnes. Dans cet article, nous nous intéressons au problème de la vérification de l'identité d'une personne en se basant sur son écriture arabe manuscrite.

Dans la vérification de scripteur, on est amené à se prononcer sur deux documents lus en entrée afin de déterminer si les deux documents ont été écrits par la même personne ou par deux personnes différentes (Heutte, 2003). Si n'importe quel texte peut être employé pour établir l'identité de l'auteur d'un document manuscrit, la tâche est dite indépendante du texte (Bulacu, 2007) et (Schlapbach, 2007). Autrement, si un auteur doit écrire un texte prédéfini particulier (tel que sa signature) pour vérifier son identité, la tâche est dite dépendante du texte (Bulacu, 2007) et (Schlapbach, 2007).

La vérification de scripteur peut être effectuée en temps réel (en ligne), où les informations temporelles et spatiales de l'écriture sont disponibles, ou en différé (hors-ligne), quand seulement une image de l'écriture est disponible (Gupta, 2008) et (Schlapbach, 2007).

La vérification du scripteur est une tâche très difficile. La première raison est que les écritures ne sont habituellement pas assez stables et présentent une vaste variabilité, ainsi, il est difficile d'obtenir des caractéristiques présentant un grand pouvoir discriminant des

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur.

différents types d'écritures. La deuxième raison est que le nombre de scripteurs à vérifier est souvent illimité sachant que chaque scripteur possède seulement un nombre réduit d'échantillons d'écriture de référence, un cas extrême se présente lorsqu'un seul échantillon d'écriture de référence par scripteur est disponible pour l'apprentissage.

Généralement, les applications de vérification du scripteur peuvent être classées en deux grandes catégories (Wang & al. 2004) : vérification à partir d'un ensemble fermé et vérification à partir d'un ensemble ouvert. Dans la vérification à partir d'un ensemble fermé, le nombre de scripteurs à vérifier est connu à l'avance, et chacun d'eux doit posséder un grand nombre d'échantillons d'apprentissage, à l'inverse de la vérification à partir d'un ensemble ouvert, où le nombre de scripteurs à vérifier est illimité et chaque scripteur possède peu d'échantillons d'apprentissage.

La tâche de vérification à partir d'un ensemble ouvert est plus difficile que celle à partir d'un ensemble fermé. Cependant, beaucoup de problèmes réels de vérification du scripteur, particulièrement le cas de l'expertise légale, peuvent être classés dans la catégorie de la vérification à partir d'un ensemble ouvert.

Dans le cadre de nos travaux, après nous être intéressés à la reconnaissance de mots arabes manuscrits (Souici & al. 2006), nous nous intéressons actuellement à l'utilisation de l'écriture arabe manuscrite comme moyen de caractérisation de l'identité d'un individu. Nous avons commencé par l'identification d'une personne parmi un ensemble fini d'individus en proposant une approche locale d'identification en mode dépendant du texte (Djeddi & al. 2008) que nous avons améliorée et adaptée ultérieurement au mode indépendant du texte (Djeddi & al. 2008a). La variété des applications pratiques de vérification de scripteur, telles que le contrôle d'accès et la validation des transactions bancaires, nous a incités à développer une nouvelle approche pour la vérification de scripteurs à partir de leur écriture en arabe.

Durant la phase de classification de notre système, pour comparer deux mots manuscrits nous avons utilisé une distance d'édition entre chaînes en ayant recours à l'algorithme de Wagner-Fisher (Bensefia, 2004) qui est une mesure simple à implémenter, peu coûteuse en temps de calcul, elle n'exige pas que les deux chaînes à comparer aient la même longueur et donne des résultats satisfaisants (Bensefia, 2004).

Dans l'objectif d'accroître les performances de notre système de vérification, nous nous sommes orientés vers la fusion des résultats de différents classifieurs. Nous avons été motivés par le fait que la combinaison ou fusion de classifieurs (systèmes multiclassifieurs) connaît un intérêt croissant durant la dernière décennie dans le domaine de la reconnaissance de formes, en général, et celle de l'écriture en particulier (Zouari & al. 2002). De plus, nous en avons expérimentalement constaté l'apport pour la reconnaissance de mots arabes manuscrits (Farah & al. 2006).

Cet article est structuré de sorte à décrire les différentes parties de notre système de vérification de scripteur en commençant par la phase d'extraction de caractéristiques dans la section 2, suivie par le calcul de dissimilarité entre mots, dans la section 3, sur lequel se base le processus de vérification qui est brièvement décrit dans la même section. Les sections 4 et 5 abordent les expérimentations effectuées et en présentent les résultats sachant que nous avons effectué :

- La vérification de scripteur à partir d'une paire de mots : décrite dans la section 4, nous y avons considéré la vérification d'un scripteur sachant qu'on ne dispose, en entrée, que de deux mots écrits par le même scripteur ou par deux scripteurs différents.

- La vérification de scripteur à partir de deux ensembles de mots : décrite dans la section 5, nous y avons évalué la vérification d'un scripteur sachant qu'on dispose, en entrée, de deux documents, ou plus exactement, deux ensembles de mots écrits par le même scripteur ou par deux scripteurs différents.

Nous terminons notre article par une discussion des résultats obtenus ainsi qu'une conclusion et des perspectives d'extensions futures du travail effectué.

2 Extraction de caractéristiques

Chaque mot présenté au système doit être divisé en imagettes (carrés) de taille fixe $n \times n$. Nous procédons d'abord à la fragmentation d'un mot en un ensemble de blocs d'écritures disjoints. Cette opération est basée sur l'analyse des projections verticales et horizontales du mot, ce qui nous permet d'obtenir un partitionnement de l'image du mot en blocs d'écriture complètement déconnectés. Une fois que tous les blocs composants un mot manuscrit sont obtenus, nous utilisons une technique de découpage que nous avons proposée dans (Djeddi & al. 2008a) et qui nous a permis d'atteindre de bonnes performances pour l'identification des scripteurs. Cette technique consiste à normaliser tous les blocs d'écriture dont la largeur et la hauteur ne sont pas un multiple de n en ajoutant des lignes vides en haut et des colonnes vides à gauche. Une fois les blocs normalisés, nous procédons à un découpage en carrés (imagettes) de taille $n \times n$. L'image d'un bloc d'écriture est découpée en un ensemble de lignes de hauteur n , et, pour chaque ligne, nous effectuons une projection verticale pour extraire des sous lignes (les blocs disjoints composant une ligne), puis nous normalisons chaque sous ligne. Une fois la normalisation effectuée, nous procédons au découpage de chaque sous ligne en un ensemble de carrés (imagettes) de taille $n \times n$ sachant que cette taille est choisie empiriquement et, après plusieurs expérimentations, elle a été fixée à 13×13 . La méthode de découpage est illustrée par la figure 1.

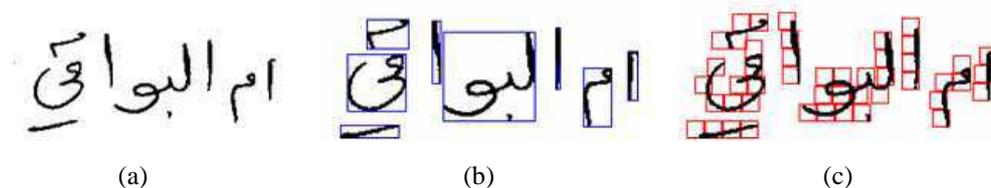


FIG. 1 - Méthode du découpage de l'écriture, (a) Image du mot "أم البواقي", (b) Les blocs d'écriture disjoints composants le mot "أم البواقي", (c) Résultat du découpage de l'image du mot "أم البواقي" en imagettes.

Une fois les imagettes obtenues, nous procédons à l'extraction d'un ensemble de caractéristiques statistiques à partir de chacune d'elles. Cet ensemble inclut : La projection horizontale: nombre de pixels noirs dans chaque ligne de l'imagette. La projection verticale: nombre de pixels noirs dans chaque colonne de l'imagette. Le profil supérieur: distance jusqu'au premier pixel noir à partir du haut de l'imagette, cette distance est déterminée pour toutes les colonnes. Le profil inférieur: distance jusqu'au premier pixel noir à partir du bas de l'imagette, cette distance est déterminée pour toutes les colonnes. Une fois que toutes les caractéristiques statistiques extraites d'une imagette sont calculées, leurs valeurs doivent être normalisées pour être comprises entre 0 à 1, cette normalisation se fait en divisant chaque

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur.

valeur par n, par conséquent, chaque imagerie sera représentée par un vecteur de caractéristiques de dimension $D=4 \times n$, où n est la taille de l'imagerie.

3 Dissimilarité entre mots et processus de vérification

Afin d'évaluer le degré de dissimilarité entre deux mots manuscrits, nous avons opté pour le calcul d'une distance d'édition entre ces derniers en ayant recours à l'algorithme de Wagner- Fisher (Bensefia, 2004). Soient les images de deux mots manuscrits X et Y : $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ et $Y = y_1, y_2, \dots, y_m$ où les x, y représentent, respectivement, les vecteurs de caractéristiques statistiques extraites des images des mots X et Y. Nous définissons la fonction de coût pour transformer un vecteur x en un vecteur y par une mesure de dissimilarité entre vecteurs. Ainsi, l'algorithme de calcul de distance entre deux images de mots manuscrits peut être formulé comme suit :

```
D (1, 1) := Dissim( $x_1, y_1$ )
Pour i :=2 à n Faire
D (i,1) := D (i-1,1) + Dissim ( $x_i, y_1$ )
Pour j =2 à m Faire
D (1, j) := D (1, j-1) + Dissim ( $x_1, y_j$ )
Pour i :=2 à n Faire
Pour j := 2 à m Faire
M1 := D (i-1, j-1) + Dissim ( $x_i, y_j$ )
M2 := D (i-1, j) + Dissim ( $x_i, y_j$ )
M3 := D (i, j-1) + Dissim ( $x_i, y_j$ )
D(i, j) := Min (M1, M2, M3)
Distance(X, Y) = D (n, m) / (n+m)
```

Dissim (x_i, y_j) est la distance euclidienne entre le vecteur x_i et le vecteur y_j . En faisant ce choix, les valeurs minimales du coût de transformation de X en Y traduisent une faible variabilité entre les deux chaînes, et nous conduit à privilégier le fait que les deux mots considérés sont issus de la même main. Inversement, de grandes valeurs du coût final de la transformation reflèteront une différence importante entre les écritures des deux mots analysés, issus probablement de deux mains différentes.

Dans la tâche de vérification du scripteur, la distance Distance(X,Y) entre les images de deux mots manuscrits est calculée en utilisant l'algorithme présenté dans cette section.

Le processus de vérification à partir de deux mots peut être considéré comme un problème de classification à deux classes : Acceptation si les deux mots ont été écrits par le même scripteur. Rejet : si les deux mots ont été écrits par deux scripteurs différents. Ainsi, si Distance(X,Y) est inférieur ou égale à un seuil de décision prédéfini T qui est déterminé à partir de la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) (Schomaker, 2008), nous pouvons considérer que les deux mots ont été écrits par le même scripteur. Sinon, les deux écritures sont considérées comme ayant été produites par deux scripteurs différents. Deux types d'erreurs sont possibles: une erreur de fausse acceptation (FA) qui consiste à attribuer les deux écritures à un même scripteur alors qu'elles appartiennent à des scripteurs différents et une erreur de faux rejet (FR) qui consiste à attribuer les deux écritures à des scripteurs différents alors qu'elles appartiennent à un même scripteur. Les taux d'erreur associés sont FAR : False Acceptation Rate (Taux de fausse acceptation) et FRR : False Reject Rate (Taux de faux rejet). Il est à noter que T est déterminé en faisant varier le seuil de décision sur

l'indice de dissimilarité calculé entre deux mots ou entre deux ensembles de mots, et après le calcul des courbes ROC. La valeur du seuil de dissimilarité qui minimise les erreurs de fausses acceptation et celle de faux rejets sera prise en considération.

4 Vérification à partir d'un mot

Lors de nos expérimentations, nous avons utilisé la base d'images LRI_NWA de Noms manuscrits de Wilayas Algériennes qui a été construite au sein du laboratoire LRI (Annaba, Algérie) et qui a fait l'objet de travaux sur la reconnaissance de mots (Souici & al 2006) et sur l'identification des scripteurs (Djeddi & al. 2008) et (Djeddi & al. 2008a). Pour le vocabulaire considéré (48 noms de wilayas), un modèle de formulaire pré-imprimé constitué de trois pages (16 mots/page) a été conçu, chaque mot devant être recopié trois fois par chacun des 100 scripteurs impliqués dans la construction de cette base. Les documents ont été numérisés sur 256 niveaux de gris avec une résolution de 300 points par pouce.

Nous avons aléatoirement choisi les documents écrits par 81 scripteurs pour l'évaluation des performances de notre système. Nous avons découpé cet ensemble en deux parties, la première partie contient des documents issus de 26 scripteurs différents et elle a servi comme base d'apprentissage et la seconde partie qui a servi comme base de test contient les documents écrits par 55 scripteurs autres scripteurs différents.

Pour la base d'apprentissage et pour chacun des scripteurs de la base, nous avons retenu la première page d'écriture. Pour chaque mot, nous avons soumis à notre système 78 paires d'images, sachant que, dans chaque paire, les mots proviennent du même scripteur, et 1950 autres paires d'images, sachant que dans chaque paire, les mots proviennent de scripteurs différents. Pour chacun des scripteurs de la base de test, nous avons retenu la première page d'écriture. Pour chaque mot, nous avons soumis à notre système 165 paires d'images provenant du même scripteur, et 8910 autres paires d'images proviennent de scripteurs différents. Les tableaux 1 & 2 montrent les résultats de vérification à partir de 16 des 48 mots du vocabulaire considéré en utilisant la base de test et celle d'apprentissage.

Suite à ces expérimentations et pour les résultats enregistrés sur la base d'apprentissage, nous avons constaté que l'erreur de fausse acceptation et celle de faux rejet diffèrent d'un mot manuscrit à un autre suivant la longueur du mot. Par exemple, pour le mot "أم البواقي" nous sommes parvenus à une erreur de fausse acceptation (FAR) de l'ordre de 14,41% et à une erreur de faux rejet (FRR) de l'ordre de 15,38%. L'erreur FRR est de l'ordre de 33,33% et celle de FAR est de l'ordre de 32,61% pour le mot "بسكرة".

Les expériences montrent que les résultats enregistrés par notre approche avec des mots longs sont meilleurs que ceux enregistrés avec des mots courts. Ceci est un phénomène que nous pouvons aussi constater lors d'une vérification effectuée par un humain, par exemple, sur un même mot très court écrit deux fois par un même scripteur. Il est souvent très difficile d'affirmer que ces deux mots ont été écrits par une même main car on ne dispose pas d'assez d'information pour le faire.

Pour les résultats enregistrés sur la base de test, nous avons constaté une amélioration des FAR et FRR pour les mots 'باتنة', 'بجاية', 'بسكرة', 'بشار', 'الجزائر' et 'تمنراست'. Par contre pour le reste des mots, nous avons constaté une dégradation d'une ou des deux erreurs. Les résultats de la vérification à partir de mots manuscrits, toutefois, ne sont pas aussi bons et nécessitent d'être améliorés, ce qui fera l'objet de nos futurs travaux. Une possibilité pourrait être d'avoir un seuil T de vérification qui dépend du scripteur, au lieu d'utiliser un seuil

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur.

global pour l'ensemble de scripteurs. Une autre possibilité c'est de combiner les caractéristiques locales utilisées avec d'autres types de caractéristiques.

Mot	أدرار	الشلف	الأغواط	أم البواقي	باتنة	بجاية	بسكرة	بشار
FRR	23.0769	30.7692	21.7948	15.3846	29.4871	23.0769	33.3333	29.4871
FAR	22.5128	26.3076	20.8205	14.4102	27.6410	23.4871	32.6153	29.2820
T	0.940339	1.01349	1.04664	1.03758	1.01625	1.08136	1.15901	0.977499
Mot	البلدية	البويرة	تمنراست	تيسة	تلمسان	تيارت	تيزي وزو	الجزائر
FRR	25.6410	19.2307	29.4871	28.2051	24.3589	30.7692	26.9230	28.2051
FAR	25.2820	18.7692	28.7179	28.0000	24.9743	27.1282	23.9487	27.2307
T	1.05251	1.05253	1.07106	1.1036	1.0455	1.03297	1.13809	1.03949

TAB. 1 – Résultats de vérification de scripteur à partir de 16 mots sur la base d'apprentissage.

Mot	أدرار	الشلف	الأغواط	أم البواقي	باتنة	بجاية	بسكرة	بشار
FRR	33.3333	13.9393	29.0909	17.5757	18.7878	11.5151	29.6969	20.6060
FAR	13.6363	38.8439	12.0089	11.6835	23.2435	24.5903	25.6902	29.7306
T	0.940339	1.01349	1.04664	1.03758	1.01625	1.08136	1.15901	0.977499
Mot	البلدية	البويرة	تمنراست	تيسة	تلمسان	تيارت	تيزي وزو	الجزائر
FRR	24.2424	36.3636	24.8484	20.0000	29.0909	33.9393	30.9090	23.0303
FAR	26.9023	8.8664	20.8305	32.8058	19.5622	17.2615	13.7373	17.0594
T	1.05251	1.05253	1.07106	1.1036	1.0455	1.03297	1.13809	1.03949

TAB. 2 – Résultats de vérification de scripteur à partir de 16 mots sur la base de test.

5 Vérification à partir d'un ensemble de mots

Après avoir expérimenté positivement la fusion ou combinaison de classifieurs dans le domaine de la reconnaissance de mots (Farah & al 2006), nous avons envisagé son utilisation dans le cadre de la vérification de scripteur à partir de textes arabes manuscrits. Les images de mots peuvent correspondre à l'écriture d'un même individu sur un seul document à des moments différents ou sont extraits à partir de différents documents manuscrits et contiennent ainsi probablement des informations différentes et complémentaires qu'il serait intéressant d'exploiter. Pour cela, nous proposons de fusionner les décisions de sortie des différents classifieurs individuels de mots pour améliorer les résultats de vérification par rapport à ceux obtenus par chacun de ces classifieurs (de manière individuelle) en s'inspirant de techniques similaires à celles décrites dans (Kittler & al. 1998) et (Wang & al. 2004). Dans nos expérimentations, nous avons choisi n mots (n de 2 à 16) pour faire une vérification par combinaison des vérifications effectuées mot par mot. Plusieurs techniques de fusion sont proposées dans la littérature, nous pouvons citer la fusion basée sur la somme, le produit, le calcul du maximum, le calcul du minimum, le vote, la fusion par réseau de neurones (Zouari & al. 2002). Dans notre cas, nous avons choisi deux techniques de fusion, la première consiste à sommer les différents scores obtenus par chaque méthode. Ces scores sont pondérés par des coefficients, spécifiant ainsi le poids de chaque méthode dans la fusion. Si les scores simples (obtenus par chaque Classifieur seul) sont notés par S_j , alors le score de la fusion noté S_f où: $S_f = \sum_{j=1}^N C_j S_j$, C_j représente le coefficient de pondération pour le Classifieur j (degré de pertinence d'un Classifieur j par rapport aux autres dans la fusion) et N représente le nombre de classifieurs (dans notre cas N=16) sachant que $\sum_j C_j = 1$ et $C_j \in]0, 1[$. La seconde technique utilisée pour la fusion consiste à utiliser la méthode

de vote simple (majorité simple), cette méthode consiste à interpréter chaque sortie d'un Classifieur comme un vote pour l'une des deux classes possibles (acceptation/rejet). La classe ayant un nombre de votes supérieur à l'autre est retenue comme décision finale. Cette méthode est plus simple à mettre en œuvre que la précédente puisque les votes des classifieurs ne sont pas pondérés et chaque classe reçoit autant de votes qu'il y a de Classifieurs à combiner. Dans les tableaux 3, 4, 5 et 6, nous présentons les résultats des deux techniques de fusion utilisées.

Pour la technique de somme pondérée et d'après les résultats enregistrés sur la base d'apprentissage, nous avons remarqué qu'avec l'augmentation du nombre de mots utilisés, le taux de fausse acceptation (FAR) et celui de faux rejet (FRR) diminuent d'abord rapidement, puis lentement lorsque le nombre de mots considérés dépasse 3. Aussi, nous avons remarqué que les taux de fausse acceptation (FAR) et de faux rejet (FRR) ne diminuent en dessous de 5% que quand le nombre de mots combinés est égal à 16. Pour les résultats enregistrés sur la base de test, nous avons remarqué une amélioration très significative des deux erreurs FAR et FRR, nous avons remarqué aussi qu'avec l'augmentation du nombre de mots utilisés, le taux de fausse acceptation (FAR) et celui de faux rejet (FRR) diminuent d'abord rapidement, puis lentement lorsque le nombre de mots considérés dépasse 5. Aussi, nous avons remarqué que, quand le nombre de mots combinés est supérieur à 12, les taux de fausse acceptation (FAR) et de faux rejet (FRR) diminuent en dessous de 5%, ce qui montre que l'approche proposée est très efficace. Nous avons aussi remarqué que la technique de somme pondérée donne de meilleures performances que la technique de vote simple malgré l'utilisation des seuils locaux pour chacun des classifieurs de mots utilisés, à l'inverse de la technique de somme pondérée qui utilise un seuil global. Pour la technique de somme pondérée, les deux taux FAR et FRR diminuent simultanément, alors que pour la technique de vote simple, nous avons remarqué que, parfois le FAR et le FRR diminuent simultanément, parfois l'un augmente et l'autre diminue ou l'inverse. Les figures 2.a & 2.b montrent des exemples de textes faussement rejetés et faussement acceptés.

Mots	02 mots	03 mots	04 mots	05 mots	06 mots	07 mots	08 mots
FRR	20.5128	14.1025	7.6923	7.6923	8.9743	7.6923	7.6923
FAR	19.0769	12.2564	6.8717	7.1282	8.0512	7.1794	7.1282
T	0.979729	0.995889	1.00544	1.00879	1.02724	1.04261	1.03467
09 mots	10 mots	11 mots	12 mots	13 mots	14 mots	15 mots	16 mots
8.9743	7.6923	7.6923	6.4102	5.1282	6.4102	5.1282	3.8461
8.6666	7.3846	7.3846	6.1025	4.5128	4.7692	3.5384	4.1538
1.04001	1.04424	1.04585	1.04807	1.04232	1.0448	1.04802	1.0509

TAB. 3 – Résultats de vérification sur la base d'apprentissage par combinaison de mots en utilisant la somme pondérée.

Mots	02 mots	03 mots	04 mots	05 mots	06 mots	07 mots	08 mots
FRR	18.1818	17.5757	12.1212	9.6969	7.8787	6.0606	5.4545
FAR	17.6206	9.0909	5.4320	5.6116	7.1941	6.0606	6.9472
T	0.979729	0.995889	1.00544	1.00879	1.02724	1.04261	1.03467
09 mots	10 mots	11 mots	12 mots	13 mots	14 mots	15 mots	16 mots
4.2424	3.6363	3.6363	4.2424	4.2424	4.2424	4.2424	3.0303
7.8114	6.8350	5.9932	5.6902	3.8159	3.9506	3.0976	3.3221
1.04001	1.04424	1.04585	1.04807	1.04232	1.0448	1.04802	1.0509

TAB. 4 – Résultats de vérification sur la base de test par combinaison de mots en utilisant la somme pondérée.

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur.

Mots	02 mots	03 mots	04 mots	05 mots	06 mots	07 mots	08 mots
FRR	48.7179	16.6666	21.7948	7.6923	14.1025	8.9743	12.8205
FAR	42.4102	15.7948	20.6666	9.8974	16.3589	9.4358	14.7943
09 mots	10 mots	11 mots	12 mots	13 mots	14 mots	15 mots	16 mots
7.6923	11.5384	5.1282	10.2564	3.8461	7.6923	5.1282	6.4102
8.9230	12.1025	7.2307	10.6153	6.4102	9.4871	5.6410	8.0000

TAB. 5 – Résultats de vérification sur la base d'apprentissage par combinaison de mots en utilisant la majorité simple.

Mots	02 mots	03 mots	04 mots	05 mots	06 mots	07 mots	08 mots
FRR	43.0303	18.7878	25.4545	10.3030	13.3333	6.0606	10.3030
FAR	46.4309	12.2895	17.3512	8.0695	14.7025	7.8787	13.6700
09 mots	10 mots	11 mots	12 mots	13 mots	14 mots	15 mots	16 mots
4.2424	9.6969	3.6363	10.9090	5.4545	10.3030	7.2727	7.8787
8.7766	10.4826	6.5095	9.9663	6.5881	8.4511	5.1851	6.6554

TAB. 6 – Résultats de vérification sur la base de test par combinaison de mots en utilisant la majorité simple.



FIG. 2 – (a) : Exemple de deux documents faussement rejetés et qui sont issus de la même main. (b) : Exemple de deux documents faussement acceptés et qui sont issus de deux mains différentes.

6 Discussion

Dans cet article, une approche hors-ligne de vérification du scripteur en mode dépendant du texte basée sur l'écriture arabe a été présentée. Les résultats expérimentaux présentés démontrent que les caractéristiques proposées permettent d'atteindre des performances meilleures que celles enregistrées dans l'approche proposée par Shahabi Nejad & al dans (Shahabi & al. 2007) qui est, à notre connaissance, le seul travail publié sur la vérification hors ligne de scripteur utilisant une base d'images de Farsi/Arabe manuscrit. D'après (Shahabi & al. 2007), la base d'images utilisée concerne 40 scripteurs (un même texte est écrit 3 fois par chaque scripteur). Les taux de fausse acceptation (FAR) et de faux rejet

(FRR) qui ont été atteints sont de l'ordre de 12,5% et 10% respectivement. Les caractéristiques utilisées sont des caractéristiques texturales (globales). Les auteurs utilisent un texte pour vérifier l'identité d'un scripteur. Notre approche a été évaluée sur un ensemble de 81 scripteurs, des taux de fausse acceptation et de faux rejet de l'ordre de 3.32% et 3.03% respectivement ont été atteints. L'avantage majeur de notre approche est qu'elle n'exige pas une grande quantité d'écriture pour pouvoir extraire des caractéristiques statistiques stables, Nous utilisons uniquement, pour vérifier l'identité d'un scripteur, une quantité d'écriture de l'ordre d'un paragraphe de texte.

7 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté, dans cet article, notre travail qui se situe dans le cadre de la vérification hors ligne du scripteur en mode dépendant du texte en utilisant des mots arabes manuscrits. Dans notre approche, les images scannérisées des mots considérés (noms de wilayas algériennes) sont binarisées et normalisées avant d'être soumises à l'étape d'extraction de caractéristiques qui consiste à découper d'abord chaque mot en imagerie de taille $n \times n$, puis extraire $4 \times n$ caractéristiques statistiques à partir de chaque imagerie.

Premièrement, nous avons développé une méthode qui consiste à vérifier le scripteur à partir d'un mot manuscrit, cette méthode a été testée sur 16 mots séparément. Les résultats enregistrés varient selon la longueur des mots. Deuxièmement, les résultats des 16 classifieurs de mots sont fusionnés en utilisant deux méthodes de combinaison sans apprentissage : la méthode de vote simple et celle de la somme pondérée.

A l'issue de ce travail, nous constatons que la fusion de décisions améliore significativement les performances de notre système de vérification du scripteur sans augmenter la complexité des techniques de classification existantes. Ainsi, la fusion de décisions est très intéressante pour les applications nécessitant une grande exactitude de classification comme c'est le cas de la vérification biométrique de l'identité. Plusieurs extensions futures peuvent être envisagées pour notre travail, telles que : la considération d'un plus grand nombre de scripteurs, l'utilisation d'autres types de caractéristiques, l'évaluation d'autres méthodes de combinaison de classifieurs et l'adaptation de la méthode proposée pour qu'elle soit utilisée dans des applications de vérification de l'authenticité de manuscrits anciens.

Références

- Bensefia A (2004) *Analyse de documents manuscrits : Identification et vérification de scripteur*. Thèse de Doctorat, Université de Rouen.
- Bulacu M L (2007) *Statistical Pattern Recognition for Automatic Writer Identification and Verification*. PhD Thesis, Groningen University.
- Djeddi C., Souici-Meslati L. (2008) Identification de scripteurs pour l'écriture arabe par une approche locale", *MCSEAI'08, Maghrebian Conference on Software Engineering and Artificial Intelligence*, 565-570.

Combinaison de classifieurs de mots arabes pour la vérification du scripteur.

- Djeddi C., Souici-Meslati L (2008a) Une approche locale en mode indépendant du texte pour l'identification de scripteurs : Application à l'écriture arabe. *Colloque International Francophone sur l'Écrit et le Document CIFED'08*, 151 – 156.
- Farah N., Souici L., Sellami M (2006) Classifiers combination and syntax analysis for Arabic literal amount recognition”, *Journal Engineering Applications of Artificial Intelligence, Elsevier*, 19 : 29-39
- Gupta, S (2008) *Automatic Person Identification and Verification using Online Handwriting*. Master of Science, International Institute of Information Technology Hyderabad.
- Heutte L. (2003) *Analyse et reconnaissance de l'écriture: de nouvelles perspectives en traitement automatique de documents manuscrits*, Habilitation à Diriger les Recherches, UFR des Sciences, Université de Rouen.
- Kittler J., Hatef M., Duin R. P. W., Matas J (1998) On combining classifiers. *IEEE Trans. on PAMI*, 20(3) : 226-239.
- Shahabi Nejad F., Rahmati M (2007) A New Method for Writer Identification and Verification Based on Farsi/Arabic Handwritten Texts”, *ICDAR 2007*, 2 : 829-833.
- Schlapbach A (2007) *Writer Identification and Verification*. PhD Thesis, Bern University.
- Schomaker. L (2008). Writer identification and verification”. In N. Ratha and V. Govindaraju, editors, “Sensors, Systems and Algorithms, Advances in Biometrics” : 247–264.
- Souici-Meslati L., Sellami M (2006) A hybrid neuro-symbolic approach for arabic handwritten word recognition, *JACIII, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, FujiPress*, 10(1) : 17-25.
- Wang X, Ding X (2004) An Effective Writer Verification Algorithm Using Negative Samples. *The 9th Int'l Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, IWFHR'2004*, 509-514.
- Zouari H., Heutte L., Lecourtier Y., Alimi A (2002) Un panorama des méthodes de combinaison de classifieurs en reconnaissance de formes”, *RFIA'2002, Congrès Francophone de Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle*, 499-508.

Summary

Writer verification consists to establish if two documents were written by the same writer or two different writers by comparing the features extracted from the two documents. The majority of the writer verification tasks are achieved by human experts and, although desirable, their automation is far from being easy. In this paper, we propose a text dependant writer verification approach, using Arabic words. In our work, sub-images of size $n \times n$ are initially extracted from the image of a handwritten word, then $n \times 4$ characteristic statistics are extracted from each sub-image. The decision is based on Wagner Fisher algorithm, well-known in the structural pattern recognition methods. The individual classifieurs used are then combined in order to improve the results. 81 writers are implied in the evaluation and the obtained results show the effectiveness of the proposed approach.