

FUSION NON LINEAIRE D'ESPACE COULEURS A L'AUTHENTIFICATION DE VISAGE A L'AIDE D'UNE NOUVELLE METHODE MS

M. Fedias, M. S. Mimoune, M. Boumehraz, D. Saigaa

Département de Génie électrique, Laboratoire LMSE
Université de Biskra, B.P 145 RP (07000), Algérie

ABSTRACT: Cet article s'inscrit dans le contexte de la biométrie dont, l'objectif est l'authentification d'une personne à partir de l'image de son visage. Les systèmes d'authentification de visage utilisent généralement la représentation en niveaux de gris du l'image de visage comme une caractéristique d'entrée de ces systèmes. Mais nous proposons l'utilisation de la représentation en couleurs qui améliore les performances de ces systèmes. Nous avons testé plusieurs espaces de couleur pour la transformation des composantes colorimétriques RGB des images originales. Les résultats obtenus dans les différentes espaces/ou composantes colorimétriques sont combinés par l'utilisation d'une fusion non linéaire pour la classification avec un réseau de neurone simple de type RBF. Nous avons proposé une nouvelle méthode basée sur les statistiques d'ordres un de l'image de visage qu'on l'appelle (MS) l'abréviation en anglais de '*Mean and Standard déviation*'. Les résultats présentés montrent l'intérêt du développement de la nouvelle approche (MS) qui permettent de diminuer le temps de calcul grâce à sa simplicité et la robustesse lorsqu'on travail avec une grande base de données et que l'information couleur augmente la performance de ce système d'authentification de visage. Pour valider ce travail nous avons testé ces approches sur des images frontales de la base de données XM2VTS selon son protocole associé (protocole de Lausanne).

KEYWORDS: Statistic d'ordre un, Biometrie, Couleur, Face authentication.

1. INTRODUCTION

La reconnaissance de la forme du visage est la technique la plus commune et populaire. Elle est la plus acceptable parce qu'on peut l'utiliser à distance sans la collaboration avec objet mais la méthode de la reconnaissance du visage est sensible à la variation de l'éclairage et le changement de la position du visage lors de l'acquisition de l'image. Cet article traite de l'authentification du visage, ce système a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que celui-ci se soit identifié.

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance du visage [PCD09, TS06]. On a proposé une nouvelle méthode basée sur les statistiques d'ordre un de l'image de visage qu'on l'appelle (MS) l'abréviation en anglais de '*Mean and Standard déviation*'. Pour valider ce travail, nous avons testé ces approches sur des images frontales

de la base de données XM2VTS selon son protocole associé (protocole de Lausanne). Récemment, très peu de travail où l'information couleur est utilisée dans les applications de la reconnaissance faciale qui pourrait être trouvées dans la littérature, parce que la croyance commune et que la couleur n'est pas nécessaire à la reconnaissance faciale [YS01]. Heureusement, ce sujet sert à attirer l'attention des plusieurs chercheurs et le nombre des publications sur ce thème qui a augmenté d'une manière significative au cours des dernières années. Cependant, la plupart des travaux qui ont été faits jusqu'à présent appartiennent essentiellement au moins à un des deux groupes. Le premier groupe n'utilise pas pleinement l'information couleur, tandis que le second groupe est avec l'utilisation de l'information de couleur pour augmenter la performance de système de reconnaissance de visage. Une approche suggère d'utiliser des images gris échelle, avec un ajout de la couleur de la peau comme une nouvelle fonctionnalité par Marcel et Bengio en 2002 [MB02]. Aussi une autre approche suggère d'utiliser un codage de canal de couleur avec les non négatives matrice normalisation (NMF) par Rajapakse, et al. en 2004 [RTR04]. L'approche de Youssef et Woo en 2007 [YW07] est initialement proposé pour l'utilisation de Réseau de neurone avec des images colorées d'une manière qui rend l'utilisation optimale des informations de couleur, sans frais de traitement supplémentaire par rapport aux mêmes approches qui utilisent des images en niveaux de gris.

Des approches utilisent la couleur sur ACP par moi-même en 2007 [Fed07] et en 2008 [GVT08]. Une autre approche proposée par Zhiming Liu, Jian Yang et Chengjun Liu en 2010 [ZJC10] est la production d'une nouvelle espace couleur (CID) appliquée principalement à la reconnaissance faciale où chaque composante couleur est dérivée par l'utilisation d'un algorithme itérative. L'article de Jian Yang, Chengjun Liu et Lei Zhang en 2010 [JCL10] propose une technique appelée CSN pour la normalisation est qui peut augmenter la faible discrimination des espaces couleurs et, qui va augmenter ainsi la performance de la système de reconnaissance faciale. Ces dernières années

l'importance de la couleur dirige les chercheurs d'utiliser l'information de la couleur pour la reconnaissance faciale comme d'autres domaines de traitement d'images comme la compression, la segmentation, la reconnaissance des formes et suivi d'objet...etc.

Dans cet article la section 2 explique l'algorithme que nous proposons pour l'extraction du vecteur caractéristique et la section 3 présente les résultats obtenus avec notre méthode proposée ainsi que l'influence de la couleur sur la performance de système d'authentification de visage ; finalement, la conclusion et perspectives.

2. METHODE PROPOSEE

Nous avons l'habitude de ne pas nous intéresser aux nombres individuelle mais aux certaines quantités descriptives comme la moyenne et la variance. En générale, la même chose est appliquée à l'image de visage. Si on considère l'image de visage comme une matrice où chaque ligne et colonne représentent une collection des nombres qui sont caractérisées par une certaine quantité descriptive statistique d'ordre un comme la moyenne, l'écart type, les moments d'ordre 3 et les moments d'ordre 4...etc, donc le vecteur caractéristique pour chaque image de visage est la combinaison de ces quantités descriptives de chaque ligne et colonne de l'image.

La méthode proposée se déroule comme suit :

Soit $A = (x_1 x_2 \dots x_i \dots x_N)$ représente une matrice de donnée de dimension $(n \times N)$ où chaque x_i est un vecteur visage de dimension n . Ici n représente le nombre d'élément dans le vecteur caractéristique de l'image de visage et N est le nombre d'images de visages dans l'ensemble d'apprentissage. Le vecteur caractéristique x_i est la combinaison des quantités descriptives statistiques de chaque ligne et colonne de l'image. Donc par l'application de cette méthode, le vecteur visage d'entrée de dimension $(r \times c)$ est réduit à un vecteur caractéristique de dimension $n = (q \times (r + c))$. Ici q représente le nombre des quantités descriptives statistiques, (r, c) sont respectivement le nombre des lignes et colonnes dans l'image de visage.

Nous présentons ici certaines quantités descriptives statistiques d'ordre un [DeC03, Fuk90, CW01] :

a. La Moyenne

La moyenne arithmétique est défini par :

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

b. La Variance

La variance est une quantité importante défini par :

$$Var = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n} \quad (2)$$

c. L'écart type

L'écart type est la racine carrée de la variance:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}} \quad (3)$$

d. Moment d'ordre 3 (Skewness)

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{n} \quad (4)$$

e. Kurtosis

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{n} \quad (5)$$

2.1. Classification

Dans le problème de vérification d'identité nous cherchons à définir, pour chaque personne, de manière globale, un seuil qui va déterminer le minimum de ressemblance entre deux images pour admettre qu'il s'agit de la même personne. Ce minimum de ressemblance va s'exprimer comme une distance maximale entre les caractéristiques des deux images. Le problème qui nous occupe, contient deux classes. À savoir, d'une part les clients et d'autres part les imposteurs. Un système d'authentification impitoyable et extrêmement strict indique un TFA (Taux de Fausse Acceptation) faible et un TFR (Taux de Faux Rejet) élevé. Par contre un système laxiste qui sera caractérisé par un TFA élevé et un TFR plutôt bas. Le juste milieu situe quelque part entre les deux, et si les taux d'erreurs sont égaux. Il se trouvera au taux d'égale erreur ou TEE.

Tous ces taux d'erreurs ont été calculés dans deux ensembles, d'abord, dans un ensemble d'évaluation, qui va permettre de fixer plus ou moins le TEE en faisant varier les paramètres d'acceptation et de rejet du système. Ensuite dans un ensemble de test en utilisant les paramètres fixés précédemment. Ainsi, on peut vérifier la robustesse du système d'authentification de visage.

2.2. Mesure de similitude

Une fois que les caractéristiques des images sont extraites, il reste à déterminer quelles sont les images semblables. Il y a beaucoup de mesures possibles de distance et de similitude, mais ici on a choisit la corrélation, puisque, elle nous donne les meilleurs résultats par rapport a d'autre mesure de similitudes et parce qu'elle est mieux adaptée à des données de grande dimension. Elle mesure le taux de changement entre les composantes de deux vecteurs A et B . qui est donnée par la relation :

$$Corr(A, B) = \sum_{i=1}^N \frac{(A_i - \mu_A)(B_i - \mu_B)}{\sigma_A \sigma_B} \quad (6)$$

Où : σ_A = l'écart type de A , μ_A = la moyenne de A_i
 σ_B = l'écart type de B , μ_B = le moyenne de B_i

2.3. Base de Donnée

Les expériences ont été développées sur les visages de la base XM2VTS dont les images sont prises dans les conditions favorables (une vue frontale de toutes les images, l'éclairage des visages ne change pas et une distance fixe entre le visage et la caméra). Le choix principal de cette base de donnée est sa grande taille, avec 295 personnes et 2360 images en total et sa popularité, puisqu'elle est devenue une norme dans la communauté biométrique audio et visuelle de vérification multimodale d'identité [M+99]. Pour chaque personne huit prises ont été effectuées en quatre sessions distribuées pendant cinq mois. Le protocole lié à XM2VTS divise la base en deux catégories 200 clients et 95 imposteurs, les personnes sont des deux sexes et de différents ages. Les photos sont en couleur de haute qualité et de taille (256x256).

La figure 1 représente quelques exemples d'images de visages de la base de données XM2VTS.



Fig. 1. Quelques exemples d'images de visages de la base de données XM2VTS

Le système de reconnaissance de visage peut être composé de trois étapes à savoir : la détection et prétraitement de visage, extraction de caractéristiques et reconnaissance de visages.

2.4. Pré-traitement

Le prétraitement est une phase importante dans le processus d'authentification. Elle est simple et augmente en général les performances du système. Elle permet souvent une première réduction des données et atténue les effets d'une différence de conditions lors des prises de vues. En regardant les images, on s'aperçoit directement l'apparition au niveau du cou des particularités, non souhaitées comme les cols des chemises,...etc. par ailleurs les cheveux sont également une caractéristique changeante au cours du temps. C'est pourquoi, nous avons décidé de couper les images dont l'opération est d'extraire seulement les paramètres essentiels pour l'identificateur et qui changent très peu avec le temps. On utilise filtrage uniforme passe-bas pour la décimation (seulement lorsqu'on applique les méthodes : ACP, LDA et EFM). Quand les images sont filtrées par un filtre passe-bas, on peut réduire bien étendu la résolution des images. Ainsi les images de dimension (NxM) après découpage se transforment en une dimension (N/2xM/2) après décimation (voir figure 2 puis nous faisons la photonormalisation aux images. La photonormalisation a un double effet : d'une part elle supprime pour tout vecteur un éventuel décalage par rapport à l'origines et ensuite elle supprime tout effet d'amplification (multiplication par un scalaire). Pour chaque image on effectue l'opération suivante :

$$photonormalisation(x) = \frac{x - mean(x)}{std(x)} \quad (7)$$

Finalement on applique la normalisation qui agit sur un groupe d'images (pour chaque composante, on retire la moyenne de cette composante pour toutes les images et on divise par la déviation standard).

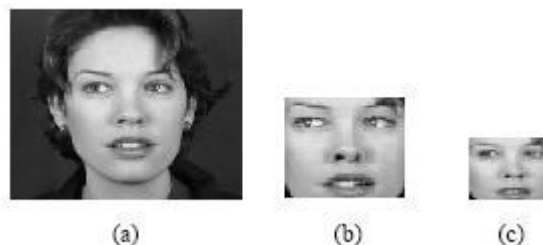


Fig. 2. a) image d'entrée, b) image après découpage et c) image après décimation

3. RESULTAT EXPERIMENTAUX

Notre approche est basée sur l'extraction des statistiques d'ordre un de l'image de visage comme la moyenne, la variance, les moments d'ordre 3

(skewness) et les moments d'ordre 4 (kurtosis). Nous avons combinées c'est statistiques afin d'augmenter la performance de système d'authentification de visage. Le tableau 1 illustre les résultats des différentes statistiques ainsi ces combinaisons appliquées sur des images en niveaux de gris.

Tableau 1. Les résultats par les statistiques d'ordre un en niveaux de gris

Statistique	Ensemble d'évaluation	Ensemble de test			
	TEE (%)	TFA (%)	TFR (%)	Taux de Succée TS (%)	Dimension de vecteur caractéristique
Moyenne	6.99	7.59	6.75	85.66	260
Ecart type	7.04	8.94	7.00	84.06	260
Skewness	7.81	8.09	9.75	82.16	260
Kurtosis	10.3	10.32	14.00	75.68	260
Variance	8.14	9.87	8.00	82.14	260
Moyenne et écart type	5.47	5.77	4.75	89.48	520
Moyenne et Variance	10.03	9.37	12.25	78.38	520
Moyenne et Skewness	5.67	5.05	8.00	86.96	520
Moyenne et Kurtosis	5.51	5.75	8.75	85.50	520
Moyenne, variance, Skewness et Kurtosis	12.69	13.90	15.75	70.35	1040

D'après les résultats du tableau 1, on remarque que l'utilisation de la moyenne ou bien l'écart type seule donne les taux de succès suivants 85.66 et 84.06 respectivement. Et nous avons obtenus une amélioration dans le taux de succès si nous faisons les combinaisons des différentes valeurs statistiques suivantes : (moyenne et écart type) ; (moyenne et variance) ; (moyenne et skewness) ; (moyenne et kurtosis), ou bien toutes ces combinaisons ensemble et qui donnent respectivement : 89.45%, 78.38%, 86.96%, 85.50% et 70.35%.

Plus particulièrement, la combinaison (moyenne et écart type) donne le meilleur taux de succès TS de l'ordre de 89.45% par rapport aux autres combinaisons. Nous préférons d'appeler cette méthode (MS) et c'est l'abréviation de (Mean and Standard deviation in english).

Les taux d'erreurs de fausse acceptation et rejet dans l'ensemble d'évaluation et de test sont très

proches cela veut dire un système plus stable et c'est une propriété très importante.

En effet, la méthode MS a des avantages très intéressants si on la compare avec l'ACP [TP92], LDA [BHK97] et EFM [CW02]. Ces avantages se résument en ces points suivants:

1. **La rapidité** : les méthodes comme l'ACP, LDA et EFM nécessitent un grand nombre de calculs pour l'extraction des valeurs propres d'une grande matrice de covariance. Par contre avec la méthode MS le nombre d'opérations à effectuer pour calculer le vecteur de caractéristiques d'une image de visage est très inférieur.
2. **La souplesse** : avec les grandes bases de données : dans l'approche proposée MS, l'opération d'apprentissage n'est pas répétée quand on modifie la base de données en présentant d'autres visages (clients). Par contre dans les autres méthodes, on doit répéter l'opération d'apprentissage chaque fois qu'on présente une personne (client) dans la base de données, parce que l'espace de projection change.
3. **Mémoire réduite** : on n'a pas besoin d'une grande mémoire avec la méthode MS parce que l'extraction de vecteur caractéristique se fait directement sur l'image de visage par contre les méthodes ACP, LDA et EFM nécessitent cette grande mémoire pour la préservation de l'espace de projection.

Le tableau ci-dessous montre le temps de calcul nécessaire (CPU time en second) pour le calcul de la matrice de projection pour l'ACP, LDA et EFM. Et le temps nécessaire pour l'extraction de caractéristique de chaque méthode, et le taux de succès de chaque approche sur la base de données XM2VTS.

Tableau 2. Comparaison des performances de MS, PCA, LDA et EFM utilisant la base de données XM2VTS (Pentium 4, 1.6GHZ)

Méthode	Taux de succès TS (%)	Temps CPU pour la Matrice de Projection (s)	Temps CPU Pour extraction de caractéristique d'une image (s)
MS	89.48	/	0.09
ACP	88.70	47.84	0.120
LDA	93.03	119.10	0.100
EFM	94.68	56.64	0.110

D'après ce tableau on observe que la méthode MS est mieux que ACP en terme de taux de succès mais LDA et EFM sont mieux que les méthodes ACP et MS. Mais en effet la méthode MS nécessite un peu de temps de calcul que les autres donc c'est la plus rapide et la plus simple entre elles. Pour réduire la

dimension de vecteur caractéristique de la méthode MS, nous avons appliqués un filtre appelée (wavelet 9/7) sur chaque image de visage avons l'extraction de vecteur caractéristique comme le montre la prochaine figure qui explique bien les trois stages de la transformation de (wavelet 9/7).

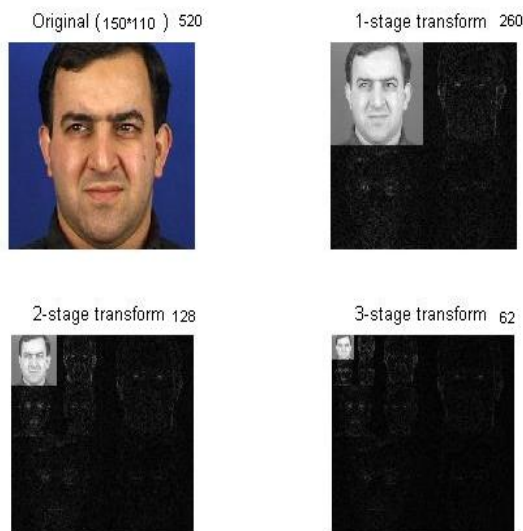


Fig. 3. Les trois stages de la transformation de (wavelet 9/7) pour une image de visage de la base de données XM2VTS

Les résultats trouvés après cette réduction sont montrés dans le tableau 3.

D'après les résultats du tableau 3 on remarque que les taux d'erreur TFA et TFR sont très proche cela prouve la stabilité de système même avec la compression de l'image jusqu'à un taille de (18x13) dans le vecteur caractéristique de la méthode MS est de l'ordre de 62. Même avec un vecteur de taille 30 le taux de succès est de l'ordre de 79.58% et c'est un résultat intéressante par rapport à la petite taille de vecteur caractéristique.

Nous avons trouvée une propriété importante c'est que le vecteur caractéristique a été réduit jusqu'à 62 avec la 3^{ème} stage de transformation par le filtre wavelet 9/7, et le taux de succès est de l'ordre de 85.80% qui reste assez bien comparable avec le taux de succès de la taille originale de l'image de l'ordre de 520 et comparable aussi aux taux de succès de l'ACP avec la même taille 62 de vecteur caractéristique.

Le tableau 4 illustre les différents taux d'erreur de la méthode MS pour différentes espaces de couleur. D'après ce tableau, nous avons trouvées que le résultat de la méthode MS obtenue par la composante couleur S de l'espace couleur HSV est la meilleur avec un taux de succès de l'ordre de 90.44% suivais par la composante de luminance Y de l'espace couleur XYZ avec un taux de succès de l'ordre de 89.72%, ensuite la composante G de l'espace couleur RGB avec un taux de succès de

l'ordre de 89.58% et finalement la luminance des espaces couleurs I1I2I3, YUV, YIQ et YCrCb avec un taux de succès de l'ordre de 89.49% qui est semblable avec le taux de succès de système en niveaux de gris. Aussi on remarque que la stabilité existe avec toutes les espaces de couleurs.

3.1 Fusion non linéaire sur MS

Pour l'amélioration de la performance de ce système, nous avons l'idée de fusionner les résultats de chaque composante d'un espace couleur, pour cela nous avons appliqués la fusion non linéaire pour la classification avec un réseau de neurone simple de type RBF. Nous avons entraîné le réseau RBF avec des paires élément (distances intra des Clients, distances extra des imposteurs) de l'ensemble d'évaluation pour fixer les paramètres du réseau et on calcule les taux de succès de ce classifieur RBF dans l'ensemble de test. Les paramètres d'entrée du réseau RBF sont:

1. La distance en utilisant la première composante couleur.
2. La distance en utilisant la deuxième composante couleur.
3. La distance en utilisant la troisième composante couleur.

Les différents résultats de la fusion non linéaire de la méthode MS en utilisant un classifieur RBF sont présentés dans le tableau 5.

Tableau 5. Les taux d'erreurs par la fusion non linéaire des décisions pour la methode MS

espace couleur	Taux d'erreur dans l'ensemble de test		
	TFR (%)	TFA (%)	TS (%)
YCrCb	2.25	3.80	93.95
RGB	5.75	5.41	88.84
YIQ	3.75	3.41	92.84
YUV	2.50	3.86	93.64
HSV	4.00	5.68	90.32
I1I2I3	4.25	3.31	92.44
XYZ	5.50	4.95	89.55

Nous observons que avec l'utilisation de la fusion non linéaire par réseaux de neurone de type RBF des trois composantes couleur de l'espace couleur YUV et YCrCb de la méthode MS que nous propose donne le meilleur taux de succès de l'ordre de 93.95%. Donc le système d'authentification de visage apporte une amélioration dans le taux de succès de l'ordre de 4.47% par rapport à l'utilisation des images représentés en niveau de gris.

Le tableau 6 présente les taux d'erreurs des méthodes ACP, LDA et EFM appliqué aux vecteurs qui contient les moyennes et l'écart type de chaque ligne et colonne de l'image. On a choisit la composante couleur S de l'espace couleur HSV

puisque nous donnons le meilleur résultat par rapport aux autres espaces couleurs.

D'après ce qu'on trouve sur ce tableau on peut dire que le système reste stable puisque les TFA et TFR sont très proches.

Et d'après le tableau 7, les résultats restent acceptables malgré la réduction de la dimension des images originales de taille (150x110) aux images (après l'application de la méthode MS) de taille (2x (150+110)). Et sa c'est une propriété très importante de la méthode MS en combinaison avec d'autres méthodes puisqu'elle permis d'avoir une faible consommation de mémoire (surtout lorsqu'on travail avec des grandes bases de données) sans trop touché la performance de ce système et surtout avec la rapidité d'extraire les caractéristiques de l'image par la méthode MS.

Tableau 7. Comparaison des résultats de ACP LDA et EFM sur l'image originale et après l'application de la méthode MS de la composante S de l'espace couleur HSV

a composante S de HSV	TS (%)	
	Image originale (150x110)	l'image après MS [(150+110)x2]
ACP	91.09	90.49
LDA	94.38	91.48
EFM	95.40	92.41

3.2. Comparaison des techniques

D'après le tableau 8 on observe bien que la nouvelle méthode proposée (MS) est la meilleur parmi les méthodes récentes comme : LBP [AHT04], DCT [HL01] et la matrice de cooccurrence [ED11, M+10].

Tableau 8. Comparaison des techniques utilisées en terme de taux de succès et taille de vecteur caractéristique

La méthode	Taille de vecteur caractéristique	TS (%)
MS	62	85.80
MS	520	89.48
DCT	64	76.09
paramètres de Haralick	13	66.09
LBP	256	59.60

Et on remarque que la taille de vecteur caractéristique est réduit jusqu'à 62 et le taux de succès reste le meilleur de l'ordre de 85.80%. Et avec la taille originale de l'image (520) le taux de succès est égale à 89.48% qui reste mieux que l'approche ACP qui donne 88.70% mais la méthode (MS) est plus rapide et simple et nécessite une faible mémoire pour le stockage des données.

4. CONCLUSION

On a proposé une nouvelle technique pour l'authentification de visage qu'on l'appelle MS et qui donne un taux de succès TS de 93.95% avec la fusion non linéaire des composante colorimétriques de l'espace couleur YCrCb. Et un taux de succès TS de 89.48% en niveaux de gris qui est comparables avec le taux de succès de L'ACP mais la méthode MS apporte plus d'avantages ; elle est très rapide donc on peut l'employée avec les grandes base de données, aussi l'opération d'apprentissage n'est pas répétée quand on modifie la base de données en présentant d'autres visages (clients). Par contre dans les autres méthodes, on doit répéter l'opération d'apprentissage à chaque fois qu'on présente une personne (client) dans la base de données, parce que l'espace de projection change avec ACP LDA et EFM. Et on n'a pas besoin une grande mémoire avec la méthode MS parce que l'extraction de vecteur caractéristique ce fait directement sur l'image de visage par contre les méthodes ACP, LDA et EFM nécessitent cette grande mémoire pour la préservation de l'espace de projection.

Comme perspectives nous proposons la combinaison des espaces couleurs et des techniques avec l'utilisation de la programmation parallèle afin de minimiser le temps de calcul.

5. REFERENCES

- [AHT04] **T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen** - *Face Recognition with Local Binary Patterns*. 2004.
- [BHK97] **P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman** - *Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19 (7) 711–720, 1997.
- [CW01] **L. F. Chen, Al. Why** - *Recognition in a statistics based face recognition system should be based on the pure face purtion: a probabilistic decision based proof*. Pattern recognition. Vol 34, No 7. 2001.
- [CW02] **Chengjun Liu, Harry Wechsler** - *Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition*, IEEE Trans. Image Processing, vol. 11, no. 4, pp. 467-476, 2002.

- [DeC03] **W. J. DeCoursey** - *Statistics and Probability for Engineering Applications With Microsoft Excel*, College of Engineering, Copyright 2003, Elsevier Science (USA). University of Saskatchewan, Saskatoon.
- [ED11] **Alaa Eleyan, Hasan Demirel** - *Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition*, Turk J Elec Eng & Comp Sci, Vol.19, No.1, 2011.
- [Fed07] **Meriem Fedias** - *L'apport de la couleur à la verification d'identité à l'aide des images de visages*. Université de Biskra, Algérie.2007.
- [Fuk90] **K. Fukunaga** - *Introduction to statistical Pattern Recognition*, second ed., Academic Press Springer, New York, 1990.
- [GVT08] **A. Gasteratos, M. Vincze, J. K. Tsotsos (Eds.)** - *Face Recognition Using a Color PCA Framework ICVS 2008*, LNCS 5008, pp. 373–382, 2008. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2008.
- [HL01] **Ziad M. Hafed, Martin D. Levine** - *Face recognition using discrete cosine transform*. International Journal of Computer Vision, 43(3):167–188, July – August 2001.
- [JCL10] **Jian Yang, Chengjun Liu, Lei Zhang** - *Color space normalization: Enhancing the discriminating power of color spaces for face recognition*, Pattern Recognition, Volume 43, Issue 4, April 2010.
- [MB02] **S. Marcel, S. Bengio** - *Improving Face Verification Using Skin Color Information*, Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, pp 378-381, August 2002.
- [M+10] **C. Mohan et al.** - *A New Method of Face Recognition Based on Texture Feature extraction on individual components of face* / pp. 69-74 International Journal of Signal and Image Processing (Vol.1-2010/Iss.2).
- [M+99] **K. Messer, J. Matas, J. Kittler, K. Jonsson** - *Xm2vtsdb: The extended m2vts database*. Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA), pages 72–77, Mars 1999.
- [PCD09] **D. Petrovska-DelaCrétaz, G.Chollet, B. Dorizzi**, editors - *Biometric Reference Systems and Performance Evaluation*, Springer, 2009.
- [RTR04] **M. Rajapakse, J. Tan, J. Rajapakse** - *Color Channel Encoding with NMF for Face Recognition*, Proceedings of the International Conference on Image Processing, pp 2007-2010, October 2004.
- [S+11] **D. Saigaa, M. Fedias, A. Harrag, A. Bouchelaghem, D. Drif** - *Color space MS based feature extraction method for face verification*, The 11th International conference on hybrid intelligent systems HIS' 2011, 5 to 8 Dec 2011 Melaka, Malaysia. (IEEE proceeding).
- [TP92] **M. A. Turk, A. P. Pentland** - *Face recognition using eigenfaces*. In CVPR, pages 586–590, Hawaii, June 1992.
- [TS06] **X. Tana, C. Songcan** - *Face recognition from a single image per person: A survey*, Pattern Recognition, 2006.
- [YS01] **A. Yip, P. Sinha** - *Role of Color in Face Recognition*, MIT AI Memos, AIM-2001-035, (Dec 2001).
- [YW07] **K. Youssef, P.-Y. Woo** - *A New Method for Face Recognition Based on Color Information and a Neural Network*, Proceedings of the International Conference on Natural Computation, pp. 585-589, 9780769528755, China, Aug 2007, IEEE, Haikou.
- [ZJC10] **Zhiming Liu, Jian Yang, Chengjun Liu** - *Extracting Multiple Features in the CID Color Space for Face Recognition*, Image Processing IEEE volume 19 issue 9. Sept. 2010.

Tableau 3. Les résultats de la méthode MS en appliquant le filtre (wavelet9/7)

Taille de vecteur caractéristique	Ensemble d'évaluation			Ensemble de Test		
	TFR (%)	TFA (%)	TEE (%)	TFR (%)	TFA (%)	TS (%)
520	5.40	5.50	5.47	4.70	5.70	89.48
260	5.50	5.60	5.55	5.50	5.80	88.63
128	5.80	5.90	5.80	6.00	6.20	87.83
62	6.30	6.40	6.30	7.70	6.40	85.80
30	9.00	8.91	8.95	11.20	9.10	79.58

Tableau 4. Taux d'erreur de la méthode MS pour différentes espaces de couleur

Statistiques	Ensemble d'évaluation	Ensemble de test				Couleur
	TEE (%)	TFA (%)	TFR (%)	TS (%)		
MS	5.47	5.77	4.75	89.48	Grey	
MS RGB	6.13	6.41	6.50	87.09	R	
	5.13	5.42	5.00	89.58	G	
	4.35	4.44	6.75	88.81	B	
MS HSV	28.16	29.45	29.25	41.30	H	
	4.13	4.81	4.75	90.44	S	
	5.80	6.12	6.75	87.13	V	
MS XYZ	5.64	5.93	5.75	88.32	X	
	5.51	5.78	4.50	89.72	Y	
	4.46	4.54	6.75	88.71	Z	
MS I1I2I3	5.49	5.76	4.75	89.49	I1	
	5.54	5.77	6.25	87.98	I2	
	8.81	8.06	9.75	82.19	I3	
MS YUV	5.47	5.76	4.75	89.49	Y	
	5.03	4.96	6.50	88.54	U	
	5.16	5.07	6.00	88.93	V	
MS YIQ	5.47	5.76	4.75	89.49	Y	
	5.47	5.27	5.50	89.23	I	
	13.46	14.55	19.50	65.95	Q	
MS YCbCr	5.47	5.76	4.75	89.49	Y	
	5.04	4.97	6.50	88.53	Cb	
	5.14	5.04	6.00	88.96	Cr	

Tableau 6. Les résultats par la méthode MS en combinaison avec ACP LDA et EFM De la composante S de l'espace couleur HSV

La composante S de HSV avec 100 valeurs propres	Ensemble d'évaluation			Ensemble de Test		
	TFR (%)	TFA (%)	TEE (%)	TFR (%)	TFA (%)	TS (%)
MS	4.12	4.14	4.13	4.75	4.81	90.44
MS avec ACP	4.00	4.10	4.00	4.75	4.76	90.49
MS avec LDA	4.60	4.70	4.70	3.50	5.02	91.48
MS avec EFM	4.17	4.07	4.10	3.75	3.84	92.41