



2D Face recognition on IV² database by Steerable pyramid and LDA

Nefissa Khiari Hili, Sylvie Lelandais, Christophe Montagne, Kamel Hamrouni

► To cite this version:

Nefissa Khiari Hili, Sylvie Lelandais, Christophe Montagne, Kamel Hamrouni. 2D Face recognition on IV² database by Steerable pyramid and LDA. 7ème atelier sur le Traitement et l'Analyse de l'Information Méthodes et Applications (TAIMA 2011), Oct 2011, Hammamet, Tunisie. (elec. proc). hal-00762930

HAL Id: hal-00762930

<https://hal.science/hal-00762930>

Submitted on 1 Feb 2014

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 de visages 2D sur la base IV² par les Pyramides orientables et la LDA

2D Face recognition on IV² database by Steerable pyramid and LDA

Nefissa Khiari Hili^{1,2}, Sylvie Lelandais¹, Christophe Montagne¹, Kamel Hamrouni²

¹ Université d'Evry Val d'Essonne,
Laboratoire IBISC
40, Rue du Pelvoux, 91020 Evry Cedex, France
kh_nefissa@gmail.com

² École Nationale d'Ingénieurs de Tunis,
Département Génie Electrique, Laboratoire TSIRF
BP-37 Le Belvédère, 1002 Tunis, Tunisie

Résumé Dans cette communication, nous traitons le problème de reconnaissance de visages 2D par la combinaison de deux méthodes différentes : une méthode globale basée sur la réduction de l'espace : l'Analyse Linéaire Discriminante (LDA) ; associée à une méthode d'analyse multi-résolution : la Pyramide Orientable (PO). Plusieurs stratégies de fusion ont été élaborées et testées sur la base IV² comportant des défis importants apportés par la présence de variabilités telles que la pose, l'expression, l'éclairage et la qualité des images. Les résultats de la méthode proposée ont été ensuite comparés à ceux de cinq algorithmes ayant participé à la première campagne d'évaluation IV² pour la reconnaissance de visages 2D. L'algorithme proposé est toujours classé parmi les deux premiers.

Mots clés Reconnaissance de visages 2D, Extraction et sélection de caractéristiques, Pyramides orientables, ALD.

Abstract In this communication, we investigate the 2D Face recognition problem by combining two different methods: an appearance-based projective method : Linear Discriminant Analysis (LDA); and a multiresolution one: Steerable Pyramid (SP). Many fusion strategies have been elaborated and tested on IV² database including challenging variability such as pose, expression, illumination and quality. Results of proposed method were then compared to those related to five algorithms submitted in the first evaluation campaign on 2D face recognition using IV² database. Proposed algorithm is always among the two best ones.

Key words 2D face recognition, Feature extraction and selection, Steerable pyramid, LDA.

1 Introduction

Les demandes en sécurité s'amplifient de jour en jour face aux tentatives de fraudes incessantes. Etant considérée comme la solution ultime, la biométrie a bénéficié d'un intérêt grandissant de la part des

chercheurs, en particulier la biométrie par le visage 2D. Mais malgré la concentration des efforts sur la problématique de la reconnaissance du visage 2D, il est encore difficile d'accomplir de bonnes performances dans des environnements non contrôlés ; surtout que la majorité des bases existantes présentent des déficits soit sur le nombre de sujets et d'images soit sur la présence de variabilités. C'est dans ce sens que des bases pertinentes, telles que la base IV², commencent à être développées en vue de permettre une évaluation des systèmes de reconnaissances dans des conditions plus ou moins réelles. Les algorithmes classiques tels que les Eigenfaces, les Fisherfaces et l'analyse par Gabor [14, 13] produisent de bons résultats dans les milieux contrôlés. Toutefois, les résultats chutent de manière drastique face à des variabilités telles que la qualité, la pose et l'éclairage. C'est pourquoi, de nouvelles solutions sont en train d'être élaborées dont plusieurs reposent sur une combinaison de méthodes. Par exemple, Melakh et al. [3] ont proposé une méthode basée sur une analyse par Gabor et une LDA ; Zhang et al. [17] ainsi que El Aroussi et al. [9] ont opéré une identification moyennant une PO et une LDA; Zhu et al. [18] ont allié les caractéristiques globales et locales ; et Zuo et al. [15] ont combiné deux LDA différentes.

Avec la conviction des progrès que la stratégie de combinaison de méthodes pourrait apporter, le système de reconnaissance de visage 2D présenté dans ce papier, a été développé en combinant une méthode globale : l'Analyse Linéaire Discriminante (LDA) à une méthode d'analyse de texture : la Pyramide Orientable (PO). La première méthode, encore plus connue sous le nom de Fisherfaces, est considérée comme une méthode de référence dans la reconnaissance faciale. Elle consiste à construire des sous-espaces réduits dans le but de générer les caractéristiques les plus discriminantes. D'autre part, l'idée d'appliquer la Pyramide Orientable à la caractérisation des images de visage provient d'un travail sur la reconnaissance par l'iris réalisé par Khiari et al. [11] où d'assez bonnes performances ont été produites. La PO, introduite par Simoncelli et Freeman [8], associe la décomposition multi-échelle aux mesures différentielles, permettant ainsi de capturer à la fois les informations sur la fréquence et sur l'orientation, ce qui correspond parfaitement à cette application.

A travers ce papier, une méthode de reconnaissance de visage 2D combinant la LDA à la PO est présentée. Dans ce qui suit, la première section est consacrée à l'explication des principes de base de la LDA et de la PO ; La deuxième section expose la collection de données et le protocole d'évaluation du projet IV². La méthode proposée et les résultats expérimentaux sont reportés dans la section suivante. La fin est dédiée à la conclusion et aux perspectives pour les futurs travaux.

2 Concepts théoriques

Cette section est consacrée à l'introduction des concepts de base de l'Analyse Linéaire Discriminante (LDA) et de la Pyramide orientable (PO), comme étant les deux méthodes ayant été combinées pour constituer notre approche.

2.1 Analyse Linéaire Discriminante (LDA)

Plusieurs systèmes d'identification du visage par l'application de l'analyse linéaire discriminante (Linear Discriminant Analysis - LDA) ont été proposés. Le but de la LDA est de rechercher, dans l'espace des données, les axes qui permettent de discriminer au mieux les différentes classes (plutôt que les axes qui décrivent au mieux les données, tel est le cas de l'ACP). En d'autres termes, la projection des données sur ces axes vise à minimiser les variations à l'intérieur des classes, tout en maximisant les variations entre les classes. L'apprentissage de la LDA est effectué par l'analyse des matrices de dispersion inter et intra classes S_w et S_b (within-class et between-class scatter matrices).

Pour un problème à k classes (nombre de personnes dans la base de données), S_w et S_b sont définies comme suit:

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T \quad (1)$$

avec x_i^j le $i^{\text{ème}}$ échantillon de la classe j , μ_j la moyenne de la classe j , c le nombre de classes et N_j le nombre d'échantillons de la classe j .

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (2)$$

avec μ est la moyenne de tous les échantillons.

Le critère de Fisher est ensuite utilisé pour mesurer le pouvoir discriminant du sous espace Φ , maximisant le rapport du déterminant de la matrice de dispersion interclasse des échantillons projetés par le déterminant de la matrice de dispersion intra-classe :

$$\Phi_{\text{opt}} = \arg \max_{\Phi} \frac{|\Phi^T S_b \Phi|}{|\Phi^T S_w \Phi|} \quad (3)$$

La matrice de projection optimale Φ , qui maximise ce ratio, peut être obtenue en résolvant le problème suivant des valeurs propres:

$$S_b \Phi = S_w \Phi \Lambda_{\Phi} \quad (4)$$

où Λ_{Φ} est la matrice diagonale des valeurs propres des axes de l'espace Φ . Sous l'hypothèse que la matrice S_w est inversible (Singulière), les colonnes de la matrice Φ sont constituées des vecteurs propres de la matrice $S_w^{-1} S_b$. Cette condition de singularité pose un problème pour les applications de reconnaissance de visage du moment que les données sont le plus souvent sous-représentées, au sens où la taille n des vecteurs images de la base d'apprentissage est très supérieure à leur nombre N ($n \gg N$). La matrice S_w est alors non inversible et on ne peut pas déterminer directement Φ .

Pour remédier à ce problème, Belhumeur [12] et Swets et Weng [5] ont proposé d'effectuer une ACP en amont de la LDA. On commence par rechercher les axes principaux des données par l'ACP. Puis on projette les données sur ces axes, ce qui permet de réduire la dimensionnalité du problème, de manière à ce que la nouvelle matrice de dispersion intra-classe soit inversible, et ceci en conservant au maximum la forme de la distribution initiale des données. On peut donc appliquer la LDA sur les données réduites. Les colonnes de la matrices de projection Φ , dont des exemples sont fournis en figure 1, sont appelés *Fisherfaces*.



Figure 1 : Exemple de cinq premiers Fisherfaces, associés aux plus grandes valeurs propres.

2.2 Pyramide Orientable (PO)

La pyramide orientable (PO) a été introduite par Simoncelli et Freeman [8]. C'est une décomposition linéaire multi-orientation multi-résolution qui apporte des solutions à plusieurs applications de traitement d'image et en particulier, à l'analyse de la texture. Les fonctions des bases d'une PO sont des opérateurs dérivées directionnels à différentes orientations et à différentes échelles. La pyramide peut être conçue pour n'importe quel nombre de bandes d'orientation. La représentation est invariante par translation (sans alias) et par rotation (les sous-bandes sont orientées). Plus important encore, la transformée est un "tight-frame" ; c'est à dire, les mêmes filtres utilisés pour la décomposition sont ensuite utilisés pour la reconstruction.

Le diagramme en blocs d'une PO [2] est donné dans la figure 2 aussi bien pour l'analyse que pour la reconstruction. Dans la partie de l'analyse, l'image est d'abord décomposée en deux sous-bandes passe-haut et passe-bas en utilisant les filtres H_0 et L_0 . La bande passe-bas continue à se décomposer en une collection de $n+1$ sous-bandes passe-bandes orientées $B_0, B_1, \dots, B_n$ et une sous-bande passe-bas L_1 encore plus basse que la première L_0 . Ensuite, la dernière sous-bande passe-bas L_1 est sous-échantillonnée par un facteur de 2 dans les directions des x et des y . Ce processus constitue le premier niveau de décomposition d'une PO. Répéter la partie encadrée en bleu à la sortie du sous-échantillonnage donnera la structure récurrente de la pyramide, et donc les niveaux ultérieurs. Dans la partie de synthèse, l'image reconstruite est obtenue en sur-échantillonnant la sous-bande passe-bas par un facteur de 2 et en ajoutant la collection des sous-bandes passe-bandes et la sous-bande passe-haut.

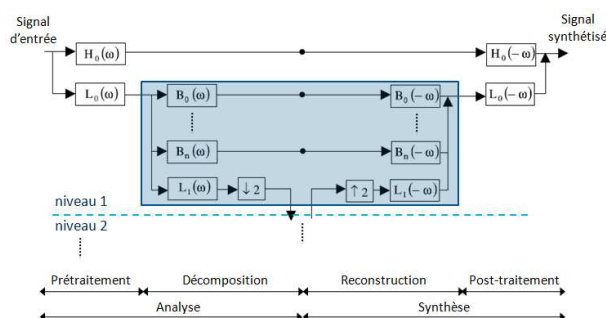


Figure 2 : Le premier niveau du diagramme système d'une pyramide orientable.

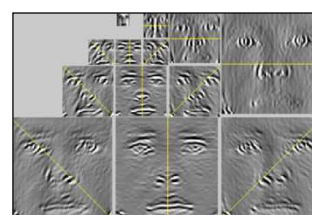


Figure 3 : Décomposition d'une image de visage par une PO à 3 niveaux et à 4 orientations ($3\pi/4$, $\pi/2$, $\pi/4$ et 0).

La Figure 3 illustre une PO d'une image de visage, à 3 niveaux et 4 orientations ($n=3$). Sur la figure sont affichées, pour chaque échelle, les 4 images passe-bandes orientées et la dernière image passe-bas (le résidu). L'image passe-haut initiale n'est pas montrée. Il est important de souligner que seule la partie analyse du diagramme système de la PO est appliquée lors de l'extraction des caractéristiques de la texture du visage.

3 La base IV² et le protocole d'évaluation

Dans les recherches en biométrie, il est crucial d'avoir un ensemble de données assez grand sur lequel l'efficacité des algorithmes proposés pourrait être évaluée. Certaines bases de données sont mises à la disposition des chercheurs [6] cependant, la plupart d'entre elles n'offrent pas suffisamment de données que ce soit en matière de nombre ou de variabilité. C'est dans ce sens que la base de données IV² a été conçue dans le but d'offrir une panoplie de situations de tests confrontant les algorithmes à des variabilités très critiques pour la performance des systèmes biométriques, telles que la pose, l'expression, l'éclairage et la qualité. La base IV² a été réalisée dans le cadre du programme Techno Vision et a été supportée par les Ministères de Recherches et de Défense Français.

3.1 Description de la base

La base de données publique IV² permet d'effectuer des expériences monomodales mais aussi multimodales utilisant des données sur le visage. Elle comprend 315 sujets ayant participé à une première session dont 77 ont participé à une seconde session. Une partie de cette base se formant de 52 sujets et ayant été distribuée comme étant la base de développement, constitue également la base d'apprentissage.



Figure 4 : Exemples de variabilités liées à l'expression (1.a-c), l'éclairage (2.a-c) et la qualité (3.a-b).

Les données présentes dans la base IV² et relatives au visage ou à des parties du visage sont : des séquences audio-vidéo 2D de visages parlants issues d'une caméra digitale à haute définition et d'une webcam (mauvaise qualité d'image), des données stéréoscopiques acquises avec deux paires de caméras synchronisées, des données de visage 3D acquises par un scanner laser ; et des images d'iris acquises par une caméra infrarouge portable. Cette base de données a été prise à des endroits différents et par plusieurs opérateurs.

Un package d'évaluation ainsi que deux ensembles de données disjoints ont été constitués à partir de la totalité des données acquises, l'un pour la phase de développement et l'autre pour la phase d'évaluation. Plus de détails sur la base IV² sont disponibles dans [7].

3.2 Le protocole d'évaluation de visages 2D

Une campagne d'évaluation a été lancée comme étape finale du projet IV². Cette campagne concerne la reconnaissance de l'iris, la reconnaissance du visage 2D et 3D et aussi la reconnaissance multimodale. Dans l'évaluation de visages 2D [3], la stratégie de tester une seule variabilité à la fois a été adoptée (variation de l'éclairage, de l'expression, de la qualité ou encore à l'utilisation de sessions multiples) dans le but d'évaluer le degré du défi apporté par chacune d'entre elles sur les performances des systèmes biométriques. Un ensemble de plus de 15000 images réparti en 4 sous-ensembles a été utilisé. Une description des images de test selon les expériences correspondantes est donnée dans la table 1. Le protocole a été conçu de manière à avoir à peu près le même nombre de tests clients et imposteurs. Cette stratégie permet d'avoir des taux de FAR (Taux de Fausse Acceptation) et de FRR (Taux de faux rejets) équivalents.

Chaque équipe, ayant proposé un algorithme, a conduit une série de tests sans aucune indication sur les types des comparaisons (intra ou interclasses). Seule une image par sujet a été utilisée pour l'enrôlement et une seule image pour le test. Un ensemble de 156 images, issus de 52 sujets (3 images par sujet) et acquises à la phase de développement, a été distribué à chaque équipe pour servir dans la phase d'apprentissage.

Tableau 1 : Description des images utilisées dans les expériences de visages 2D (V.= variation et N.= nombre).

Expériences	Exp1	Exp2	Exp3	Exp4
Sessions	Mono	Mono	Mono	Multi
Qualité	Bonne	Bonne	Mauvaise	Bonne
V. expressions	limitée	Non	Non	Non
V. éclairage	Non	Oui	Non	Non
N. intraclasses	2595	2503	1774	1796
N. interclasses	2454	2364	1713	1796

Cinq méthodes globales ont été évaluées sur la base IV². Les détails concernant les algorithmes sont donnés dans [3]. Les résultats issus de la comparaison entre ces cinq algorithmes sont donnés dans le tableau 4.

4 Méthode proposée et résultats expérimentaux

Avant la reconnaissance proprement dite, un processus de normalisation est appliqué sur des images de visages en niveaux de gris pour extraire efficacement la région d'intérêt. La normalisation est réalisée de telle sorte que toutes les images soient de taille fixe (64x64) et invariantes par rapport aux variations de poses survenues lors de l'acquisition (rotation et échelle). Ensuite, et comme premier lot d'expériences, seule la PO a été appliquée sur les images, en vue d'obtenir des caractéristiques à plusieurs orientations et à différentes échelles. Toutefois, les résultats obtenus ont été relativement mauvais. En effet, à ce stade, un maximum d'information est rassemblé tant en nombre qu'en variété, alors que seules les caractéristiques qui désignent au mieux les similarités et les dissimilarités des visages devraient être gardées. C'est dans ce sens qu'une combinaison de méthodes a été développée en appliquant la LDA sur les images filtrées par la PO. A la fin, la distance de Manhattan L2 est opérée sur les vecteurs caractéristiques pour obtenir les scores finaux.

4.1 Caractérisation par Pyramide Orientable

Plusieurs expériences ont été conduites pour explorer la meilleure manière d'appliquer la PO. Une première expérience a construit le vecteur caractéristique à partir de la totalité de l'information issue du filtrage de l'image à différentes orientations et échelles. Une autre expérience a été menée en constituant le vecteur caractéristique par les intensités provenant du filtrage par PO de 49 (8x8) sous-blocs de l'image initiale (64x64). Une troisième expérience a été réalisée afin de composer le vecteur caractéristique par 49 valeurs d'énergies calculées sur les blocs filtrés de taille (8x8).

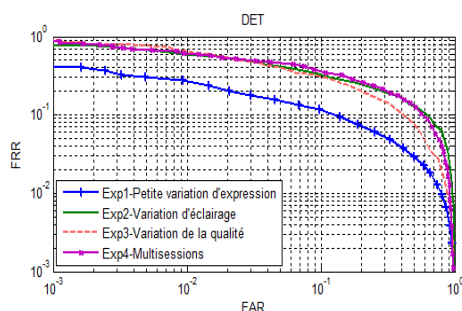


Figure 5 : Courbes DET de l'algorithme de la PO appliqué aux quatre expériences de la campagne IV².

D'autres tests, visant à étudier les paramètres de la méthode de manière exhaustive, ont été accomplis, dont certains ont permis d'observer l'influence de la variation du nombre d'orientations et du nombre d'échelles. La figure 5 montre les courbes DET (Detection Error Tradoff) en représentation log, relatives à l'application de la PO dans les 4 expériences de la campagne d'évaluation. Ces courbes correspondent aux résultats obtenus avec les paramètres optimums, à savoir : l'extraction des caractéristiques à partir de l'image entière (64x64) en utilisant une PO à 3 échelles et 6 orientations. Le vecteur caractéristique obtenu est formé de plus de 10⁴ valeurs d'intensité. Plus de détails sur les Taux d'Egales Erreurs (EER) sont donnés dans le tableau 4 où il est clair que les résultats réalisés par l'algorithme de la PO sont inférieurs aux autres.

4.2 Caractérisation par la LDA appliquée à la Pyramide Orientable

Les mauvais résultats obtenus par la PO sont dus à la dimension excessivement grande de l'espace des caractéristiques des images filtrées, ainsi qu'à la redondance présente dans cet espace. La LDA est une technique d'apprentissage, simple mais efficace, permettant de réduire la dimension de l'espace des caractéristiques de manière à ne garder que les caractéristiques les plus pertinentes et discriminantes sans pour autant perdre l'information utile. Cette réduction s'opère par la projection des images filtrées sur un espace (Fisherfaces) de taille réduite défini dans la phase d'apprentissage.

Faisant le choix de la LDA combinée à la PO, plusieurs paramètres peuvent être étudiés. Parmi les aspects liés à la LDA, **l'impact de l'inertie cumulée des Fisherfaces** a été analysé pour décider du nombre optimal des Fisherfaces à garder. Tous les résultats ont été en faveur de garder la totalité des axes, c'est-à-dire 100% de l'inertie cumulée. Ceci est expliqué par le fait que, appliquer la LDA avec un ensemble de 52 sujets à la phase d'apprentissage, implique un nombre total de 52 Fisherfaces ; ce qui veut dire que la taille du vecteur caractéristique a déjà subi une réduction drastique, ayant été de l'ordre de 10^4 en appliquant la PO seule, et passant à seulement 52 éléments en opérant la LDA en aval de la PO. Toute l'information étant concentrée sur ce nombre réduit d'axes, réduire ce nombre encore plus causerait forcément la perte d'information utile.

Dans la suite, l'influence d'une liste non exhaustive de paramètres liés à la PO sera d'abord examinée. Ensuite, une comparaison avec les algorithmes ayant participé à la campagne d'évaluation IV² sera présentée. Les résultats sont donnés en termes de pourcentage d'EER (Taux d' Egales Erreurs).

Variation du nombre d'échelles et du nombre d'orientation de la PO : Les expériences menées confirment que les performances de la reconnaissance sont d'autant meilleures que les nombres d'orientations et d'échelles sont grands. La figure 6 présente les courbes DET liées à la variation de chacun de ces paramètres, l'autre étant fixé.

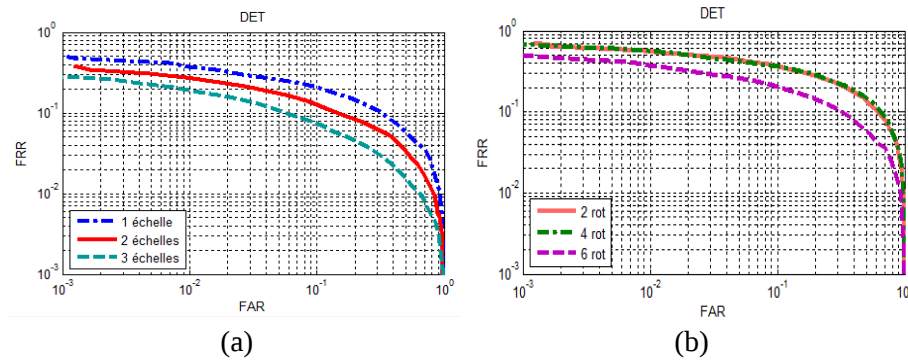


Figure 6 : Application de la LDA sur la PO, Expérience 1 : (a) variation du nombre d'orientations, nombre d'échelles fixé à 1. (b) Variation du nombre d'échelles, nombre d'orientations fixé à 6.

Influence de l'orientation de la bande : En optant pour l'utilisation de la LDA, une contrainte supplémentaire sur la taille des vecteurs propres issus des images filtrées s'est ajoutée car il n'était pas possible de calculer les matrices de dispersions avec des vecteurs aussi larges de dimensions. C'est pour cette raison que l'étude de chaque bande orientée à différentes échelles a été envisagée au lieu d'analyser la totalité des sous-bandes à la fois. Le tableau 2 donne les taux d'EER correspondants aux bandes dans les directions 0 , $\pi/6$, $\pi/3$, $\pi/2$, $2\pi/3$ et $5\pi/6$, comme représentées dans la figure 7, et relatives aux quatre expériences de l'évaluation IV². Il est clair qu'il n'y ait pas d'orientation qui soit meilleure que les autres pour tous les tests. Chacune d'entre elles a sa propre contribution. C'est pour cela que la stratégie de fusion a été adoptée entre toutes les orientations afin d'exploiter cette complémentarité d'apports.

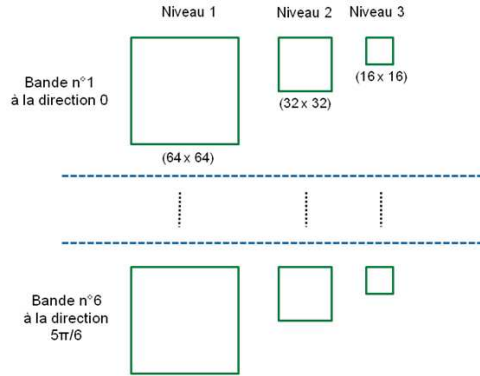


Tableau 2 : Influence de l'orientation de la bande dans l'application de la LDA sur une PO à 6 orientations et 3 échelles dans les 4 expériences IV².

Orientations	Exp1	Exp2	Exp3	Exp4
0	9.3 (± 1.0)	25.6 (± 1.5)	20.1 (± 1.6)	25.6 (± 1.7)
$\pi/6$	11.4 (± 1.0)	26.4 (± 1.5)	19.4 (± 1.6)	25.9 (± 1.7)
$\pi/3$	12.3 (± 1.1)	23.5 (± 1.4)	17.6 (± 1.5)	24.0 (± 1.7)
$\pi/2$	10.2 (± 1.0)	21.5 (± 1.4)	16.3 (± 1.5)	23.2 (± 1.6)
$2\pi/3$	10.4 (± 1.0)	23.5 (± 1.4)	18.3 (± 1.5)	22.9 (± 1.6)
$5\pi/6$	10.8 (± 1.0)	24.7 (± 1.4)	21.3 (± 1.6)	25.6 (± 1.7)

Figure 7 : Schéma représentatif des bandes orientées d'une PO à 6 orientations et 3 échelles.

Stratégies de fusion des bandes orientées : Plusieurs stratégies de fusion ont été explorées dont la fusion des scores moyennant la somme, le produit et le max des scores obtenus pour chaque bande, ou encore la fusion au niveau des caractéristiques par la concaténation des vecteurs caractéristiques de toutes les bandes orientées. Une amélioration de 3.3% par rapport aux résultats de la meilleure bande, utilisée à elle seule, est observée après la fusion. Cependant, aucune généralisation n'est possible pour trancher de la meilleure stratégie de fusion car plusieurs paramètres entrent en jeux.

Améliorations quant au choix des bandes : La figure 2 montre qu'en plus des sous-bandes orientées, il existe d'autres sous-bandes dont une passe-haut et plusieurs passe-bas. La question s'est posée sur l'apport que pourrait avoir ces sous-bandes en tant qu'entrée à l'algorithme de la LDA. Quatre configurations ont été explorées. La configuration initiale garde les images passe-haut (HP), passe-bandes (BP_i) _{$i=0..n$} et la dernière passe-bas résidu (LP_n). La première modification apportée à la configuration initiale, ajoute la première image filtrée passe-bas (LP_0). La deuxième modification était conduite par l'adjonction des images passe-bas intermédiaires (LP_i) _{$i=1..n$} à la configuration initiale. La troisième modification a été réalisé en faisant participer toutes les images passe-bas de la PO (LP_i) _{$i=0..n$} . Les EER présentés dans le tableau 3 sont globalement en faveur de la seconde modification.

Tableau 3 : Influence du choix des bandes dans l'application de la LDA sur une PO à 6 orientations et 3 échelles dans les 4 expériences IV².

N° conf	Bandes considérées	Exp1	Exp2	Exp3	Exp4
0	HP, BP_i , LP_n ($i = 0..n$)	4.3 (± 0.7)	17.3 (± 1.3)	9.3 (± 1.1)	14.8 (± 1.4)
1	HP, LP_0 , BP_i , LP_n ($i = 0..n$)	4.2 (± 0.7)	19.0 (± 1.3)	10.7 (± 1.2)	16.4 (± 1.4)
2	HP, BP_i, LP_i ($i = 1..n$)	3.6 (± 0.6)	17.5 (± 1.3)	10.0 (± 1.2)	14.5 (± 1.4)
3	HP, BP_i , LP_i ($i = 0..n$)	4.7 (± 0.7)	19.7 (± 1.3)	10.5 (± 1.2)	16.6 (± 1.4)

La configuration retenue suite aux expérimentations conduites est de filtrer l'image normalisée (64x64) par une PO à 3 échelles et 6 orientations. En plus des bandes passe-haut (HP) et passe-bandes (BP_i) _{$i=0..n$} , les passe-bas intermédiaires (LP_i) _{$i=1..n$} ont aussi été gardées. Ensuite la LDA a été appliquée sur chaque bande orientée séparément, sur la bande passe-haut et sur la bande passe-bas à différentes échelles. Tous les 52 Fisherfaces ont été gardés (100% d'inertie) au moment de la projection. Les scores des 8 bandes ont été calculés par la distance de Manhattan L2. Et enfin, la fusion des 8 scores a été opérée via la règle max.

Le tableau 4 reporte les résultats de la méthode proposée face aux autres méthodes. Il est clair que la combinaison de la LDA avec la PO améliore considérablement la performance de chaque méthode

utilisée à part, d'autant plus que la LDA de ce tableau correspond exactement à l'algorithme utilisé dans ce travail. L'augmentation du EER est constatée pour la totalité des expériences. Pour ce qui est des algorithmes basés sur la PCA (PCA1 [1], PCA2, modPCA), les résultats obtenus par la combinaison PO/LDA dépassent de loin les leurs.

Tableau 4 : Résultats comparatifs entre l'algorithme proposé (vert) et ceux de la première compagne d'évaluation IV² (noir).

Participants	Exp1	Exp2	Exp3	Exp4
PCA1	6.7 (± 0.8)	20.7 (± 1.3)	20.1 (± 1.6)	22.2 (± 1.6)
PCA2	7.3 (± 0.8)	21.6 (± 1.4)	13.6 (± 1.4)	16.3 (± 1.4)
mod PCA	5.3 (± 0.7)	20.7 (± 1.4)	19.5 (± 1.6)	20.5 (± 1.5)
LDA	3.7 (± 0.6)	22.5 (± 1.4)	21.7 (± 1.7)	19.7 (± 1.5)
LDA/Gabor	4.2 (± 0.6)	12.0 (± 1.1)	8.3 (± 1.1)	11.3 (± 1.2)
PO	11.0 (± 1.0)	23.0 (± 1.4)	20.1 (± 1.6)	23.9 (± 1.7)
LDA/PO	3.6 (± 0.6)	17.5 (± 1.3)	10.0 (± 1.2)	14.5 (± 1.4)

Il faut, par ailleurs, souligner que concernant PCA2, l'ensemble d'images d'apprentissage avec lequel la base de projection a été construite, n'est pas celui indiqué par le protocole IV². En effet, il s'agissait d'un ensemble de 300 images issus de la base BANCA [6] (30 sujets, 10 images par sujet) et comprenant 3 qualités d'images différentes. Tandis que la méthode proposée a strictement suivi le protocole en se limitant à 156 images de 52 sujets capturés dans des conditions assez bonnes, ce qui n'est pas le cas des images de tests où plusieurs variations sont présentes. Le nombre relativement réduit des images d'apprentissage en plus de la différence entre les conditions d'acquisition des images d'apprentissage d'une part et ceux des tests d'une autre part, constituent des défis supplémentaires, ce qui explique les taux fort inférieurs liés aux expériences 2, 3 et 4. Comparée à la LDA/Gabor qui s'appuie également sur une combinaison d'une méthode projective avec une méthode multi-résolution multi-orientation, la méthode ici présentée est légèrement moins bonne pour les 3 dernières expériences. Néanmoins, elle est plus robuste face à la première expérience.

En plus du travail présenté dans ce papier, d'autres travaux combinant la LDA à la PO existent dans la littérature, mais traitent l'aspect identification plutôt que celui de la vérification. Tel est le cas d'El Aroussi et al. [9], dont la base de test est assez réduite par rapport à la base d'apprentissage, mais aussi celui de Zang et al. [17] qui ont élaboré une étude statistique pertinente sur une base assez large.

5 Conclusion

A travers cette étude, une approche de combinaison de méthodes alliant la Pyramide Orientable et la LDA a été introduite pour la reconnaissance de visages 2D. Il a été montré qu'en additionnant une méthode projective à la PO les performances de la reconnaissance sont considérablement augmentées. De futurs travaux sont encore à prospecter visant à améliorer la méthode proposée par l'utilisation de la DLDA à la place de la LDA en vue d'une comparaison avec le travail de Zhang et al. D'autres investigations porteront sur les classifieurs non linéaires réputés par leur meilleure efficacité.

Remerciements

Les auteurs sont reconnaissants envers Anis Chaari du laboratoire IBISC de l'Université d'Evry Val d'Essonne pour son implémentation de l'algorithme de la LDA en MATLAB ; et envers Joseph Colineau de l'institut Thales Research & Technology pour avoir fourni le package d'évaluation IV².

Références

- [1] A. Chaari, S. Lelandais and M. Ben Ahmed, A pruning approach improving face identification system. Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), Italie, 2009.
- [2] A. Krasaridis and E.P. Simoncelli, A Filter Design Technique for Steerable Pyramid Image Transforms. IEEE, Inter. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 4:2387-2390, Atlanta, USA, Mai 1996.
- [3] A. Mellakh, A. Chaari., S. Guerfi & all., 2D Face Recognition in the IV2 Evaluation Campaign. Conf. on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS), Bordeaux, France, Octobre 2009.
- [4] A.P. Pentland, B. Moghaddam and T.E. Starner, Viewbased and modular eigenspaces for face recognition. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 84– 91, Washington, USA, Juin 1994.
- [5] Daniel L. Swets and John (Juyang) Weng, Using discriminant eigenfeatures for image retrieval. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(8) :831-836, 1996.
- [6] D. Petrovska-Delacretaz, G. Chollet and B. Dorizzi, Guide to Biometric Reference Systems and Performance Evaluation. Springer, 2009.
- [7] D. Petrovska-Delacretaz, S. Lelandais, J.Colineau & all., The IV2 Multimodal Biometric Database (Including Iris, 2D, 3D, Stereoscopic, and Talking Face Data), and the IV2- 2007 Evaluation Campaign. 2nd IEEE Inter. Conf. on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), 1- 7, Washington DC, USA, Septembre-Octobre 2008.
- [8] E.P. Simoncelli and W.T. Freeman, The Steerable Pyramid: A Flexible Architecture For Multi-scale Derivative Computation. IEEE Inter. Conf. on Image Processing (ICIP), 3(2):444-447, Washington, Octobre 1995.
- [9] M. El Aroussi, M. El Hassouni, S. Ghouzali, M. Rziza1 and D. Aboutajdine, Novel face recognition approach based on steerable pyramid feature extraction. . IEEE Inter. Conf. On Image Processing (ICIP), 4165 – 4168, Caire, Egypte, Novembre 2009.
- [10] M. Turk and A.P. Pentland, Eigenfaces for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 3(1):71–86, 1991.
- [11] N. Khiari, H. Mahersia, K. Hamrouni, Iris Recognition Using Steerable Pyramids, 1st IEEE Inter. Conf. on Image Processing, Theory, Tools and Applications (IPTA), 368- 374, Sousse, Tunisie, Novembre 2008.
- [12] P.N. Belhumeur and D.J. Kriegman, What is the set of images of an object under all possible lighting conditions ?. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Proceedings CVPR '96, 270 – 277, Juin 1996.
- [13] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha and D.J. Kriegman, Eigenfaces vs fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 19(7):711– 720, Juillet 1997.
- [14] S. Z. Li, A. K. Jain, Handbook of Face Recognition. Springer, 2005.
- [15] W. Zuo, K. Wang, D. Zhang and H Zhang, Combination of two novel LDA-based methods for face recognition. Journal of Neurocomputing, Elsevier, 70 (4-6): 735-742, 2007.
- [16] W.T. Freeman and E.H. Adelson, The design and use of steerable filters. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 13(9): 891-906, 1991.
- [17] X. Zhang and Y. Jia, Face Recognition Based on Steerable Feature and Random Subspace LDA. Inter. workshop on Analysis and Modelling of Faces and Gestures (AMFG), 3723(2):170-183, Pekin, Chine, Octobre 2005.
- [18] Y. Su, S.G. Shan, X.L. Chen, and W. Gao, Hierarchical ensemble of global and local classifiers for face recognition. Journal of IEEE Trans. on Image Processing, IEEE, 18(8): 1885-1896, Juin 2009.