

Identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires « Palmprints » : Classification par la Méthode des Séparateurs à Vaste Marge (SVM)

Boukhari Wassila

Benyettou Mohamed

Laboratoire de Modélisation et d'Optimisation des Systèmes Industriels-
LAMOSI- Université des Sciences et de la Technologie d'Oran-USTO- Algerie
boukhari_wassila@yahoo.fr med_benyettou@yahoo.fr

Résumé. L'identification des individus par leurs empreintes palmaires (Palmprints), considérée comme nouveau membre de la famille des modalités biométriques, est devenue un domaine de recherche très actif durant ces dernières années. Les travaux réalisés, jusqu'à présent, se sont basés sur les techniques de représentation des images de palmprints pour une meilleure classification. Dans notre travail, nous nous sommes basés sur la classification en utilisant une méthode d'apprentissage automatique, notamment la méthode des séparateurs à vaste marge (SVM) appliquée à plusieurs classes (multi-classes). Les taux de reconnaissance obtenus sont satisfaisants en utilisant la méthode par deux différentes approches : l'approche un-contre-un et l'approche un-contre-tous (le plus grand taux réalisé est 99.4%). On note que la différence majeure reste le temps de reconnaissance d'un individu qui est minimal pour l'approche un-contre-un. Cependant, étant donné la complexité des calculs dans la méthode SVM, on ne peut dire que cette dernière est appropriée pour des applications en temps réel.

Mots clés : biométrie, multi-classes, identification, Palmprint, séparateurs à vaste marge (SVM).

1. Introduction

Le besoin d'accès sécurisés automatisés à des environnements physiques ou virtuels, notamment pour des services personnalisés, est en pleine croissance. Ces besoins requièrent des moyens fiables pour vérifier l'identité d'une personne qui se présente au système d'accès. Or les moyens classiques reposant sur des mots de passe ou des cartes magnétiques associées à un code personnel présentent un certain nombre d'inconvénients. Un mot de passe peut être oublié ou volé par un autre individu, ou même cédé à quelqu'un d'autre ; les cartes d'accès peuvent également être perdues ou volées. C'est ainsi que l'exploitation de caractéristiques ou mesures liées à la physiologie même de l'individu (sa voix, son visage, sa signature, ses empreintes digitales, la forme de sa main,...) est apparue naturellement comme la solution la plus fiable, chacune de ces différentes mesures est appelée "modalité biométrique".

Les systèmes biométriques constituent un instrument efficace de lutte contre la fraude, pour assurer la sécurité des échanges financiers et commerciaux, l'accès légitime aux services gouvernementaux, et contrer le vol d'identité sous toutes ses formes. Parmi les nouvelles modalités biométriques utilisées en ce moment nous nous intéressons aux empreintes palmaires des individus (palmprints). Les travaux réalisés, jusqu'à présent, sur la reconnaissance des individus par leurs palmprints se sont basés sur le prétraitement et l'extraction des caractéristiques principales des images de palmprints afin d'avoir une meilleure classification. Notre objectif à travers ce travail est de se baser sur la classification en utilisant l'apprentissage automatique, notamment une méthode robuste de classification à base de noyaux: les séparateurs à vaste marge (SVM).

2. Caractéristiques du système de reconnaissance par les palmprints

Introduite par David Zhang et Shu (chercheurs et professeurs à l'université polytechnique de Hong Kong) depuis 1996 pour remédier aux problèmes liés à la non visibilité d'une empreinte digitale ou bien le coût élevé des appareils de capture des images de l'iris et de la rétine ou encore les faibles taux de reconnaissance des autres modalités biométriques ; l'empreintes palmaire ou « palmprint » est cette surface très large et interne de la main, elle contient plusieurs traits caractéristiques tels que les lignes principales, les plis et les textures.

Grace à cette large surface et l'abondance des traits caractéristiques, on prévoit que les palmprints soient très robustes aux bruits et uniques à chaque individu.

Comparé aux autres caractéristiques physiques, l'identification par les empreintes palmaires (palmprint) a plusieurs avantages :

1. Traitement d'image à basse résolution.
2. Peu de risque d'intrusion.
3. Les traits des lignes sont stables.
4. Taux élevé d'acceptation par les utilisateurs.

2.1 Identification en ligne ou hors ligne ?

L'identification par les palmprints peut être divisée en deux catégories, en ligne et hors ligne. Les recherches sur l'identification hors ligne par les palmprints ont été le centre d'intérêt principal durant les dernières années où tous les échantillons de palmprints étaient ancrés sur papier, ensuite transmis à l'ordinateur par un scanner numérique (figure. 1). Due à la haute résolution relative aux images hors ligne des palmprints (plus de 500 dpi), quelques techniques utilisées pour les empreintes digitales peuvent être utiles pour l'identification hors ligne des palmprints où les lignes et les points de données ou points singuliers peuvent être extraits.



Fig. 1. Image hors ligne et en ligne de palmprint.

Pour l'identification en ligne des palmprints, les échantillons d'images sont directement obtenus par un appareil de capture de palmprint. Il est évident que l'identification en ligne par les palmprints est beaucoup plus appropriée pour les applications en temps réel, c'est pour cela que notre intérêt c'est porté sur ce type d'identification.

2.2 Dispositif de capture des images de palmprints en ligne

Pour accomplir une identification en ligne par les palmprints en temps réel, il faut un dispositif particulier qui doit être plus rapide dans l'acquisition des palmprints [Zhang, 2003]. Un exemple d'un tel dispositif est présenté dans la figure. 2.

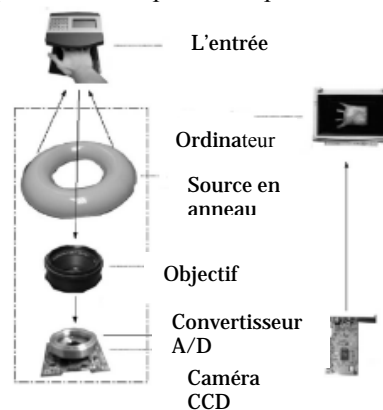


Fig. 2. Dispositif de capture de palmprints en ligne.

2.3 Extraction des caractéristiques principales des palmprints

L'extraction des caractéristiques est définie par un processus de conversion d'une image capturée, i.e. palmprint, en une unique, distinctive et compacte forme de telle sorte qu'on puisse la comparer avec un enregistrement de référence [Pang(1), 2004]. Il est difficile d'obtenir un bon taux de reconnaissance en utilisant seulement les lignes principales à cause de leur ressemblance parmi différents individus. La figure 4 démontre ce problème en montrant les images de palmprints de trois individus qui ont des lignes principales similaires. En plus, dans quelques images de palmprints les plis ne sont pas clairs (voir fig. 3).

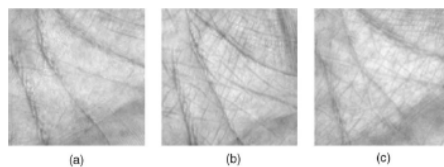


Fig. 3. Images de palmprints avec des traits pas clairs.

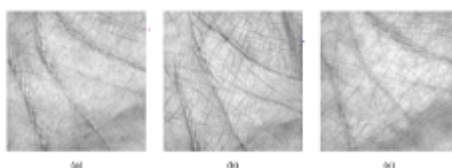


Fig. 4. Images de différents palmprints avec des traits similaires.

La représentation en textures pour la classification des images de palmprints à basse résolution a fourni une approche efficace dans [You, 2002]. Donc l'une des solutions pour résoudre ce problème est d'extraire les caractéristiques de texture des images de palmprints à basse résolution. Dans ce contexte plusieurs méthodes ont été utilisées, en particulier le codage de phase par le filtre de Gabor à deux dimensions dans [Zhang, 2003], [A. Kong, 2005], [Zhenan, 2005] et [W. Kong, 2003]. On retrouve aussi l'utilisation des ondelettes (Wavelet Decomposition) [Pang (2), 2004]. D'autres chercheurs se sont basés sur les méthodes de projection : PCA (Principle Component Analysis) et ICA (Independent Component Analysis) [Connie, 2003] et [Shang, 2006], ou encore le discriminant de Fisher dans [Wu, 2003] et [Jing, 2006] et bien d'autres méthodes d'extraction des caractéristiques principales de palmprints.

2.4 Etape de classification

Une fois l'ensemble des caractéristiques d'une image de palmprint défini, on peut l'utiliser pour représenter cette image. L'identification se fait, par la suite, par une méthode de classification qui va comparer cet ensemble de caractéristiques avec des enregistrements de références existants dans la base de données spécifique et ainsi trouver la classe à laquelle appartient cette image. Plusieurs méthodes de classification ont été utilisées pour les palmprints, on retrouve surtout les méthodes géométriques classiques qui utilisent le calcul des distances entre les vecteurs de caractéristiques telles que la distance euclidienne ou de hamming, des exemples d'applications de ces méthodes sont dans [Zhang, 2003], [Kong, 2003], [Kong, 2005], [Zhenan, 2005]...

Récemment, des méthodes d'apprentissage automatique ont été employées pour la classification, en particulier les modèles de Markov cachés (HMM) et les réseaux de neurones artificiels qu'on retrouve dans [Connie, 2003] et [Shang, 2006].

3. Les Séparateurs à Vaste Marge (SVM)

Les Machines à Vecteurs de Support ou Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont des nouvelles techniques discriminantes dans la théorie de l'apprentissage statistique. Elles ont été proposées en 1995 par V. Vapnik [Vapnik 1995]. Elles permettent d'aborder plusieurs problèmes divers et variés comme la régression, la classification, la fusion etc.

Il n'est plus à démontrer que la seule minimisation du risque empirique (l'erreur d'apprentissage) ne garantit pas une faible erreur sur un corpus de test. Les SVM fournissent une approche très intéressante de l'approximation statistique. Ces nouvelles techniques unifient deux théories : Minimisation du risque empirique et Capacité d'apprentissage d'une famille de fonctions. C'est la Minimisation du Risque Structurel.

3.1 Principe des SVMs

Notions de base: Hyperplan, Marge, Vecteurs de support

Pour deux classes d'exemples données, le but de SVM est de trouver un classifieur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classifieur linéaire est appelé hyperplan. Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support.

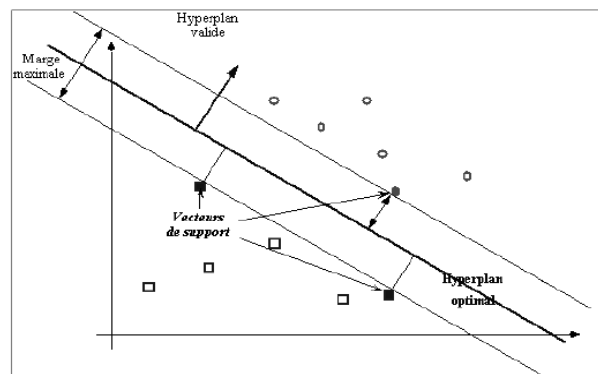


Fig. 5. Hyperplan optimal, marge maximale et vecteurs de support

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplans valides mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge (Fig.5).

3.1.1 Linéarité et non linéarité

Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, la notion de marge maximale ne peut pas être utilisée car elle fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.

Dans le cas non linéaire, le principe consiste à projeter les données de l'espace d'entrée non linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables. Ceci est illustré par le schéma suivant:

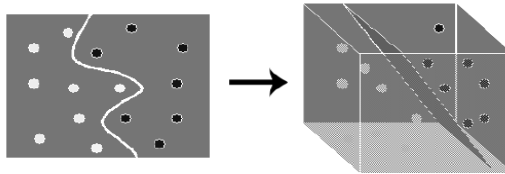


Fig. 6. Hyperplan séparateur dans le cas non linéairement séparable.

3.2 Fondements mathématiques

La méthode générale de construction de l'Hyperplan Optimal (HO) qui sépare des données appartenant à deux classes différentes linéairement séparables est comme suit : Soit $H : (w \cdot x) + b$ l'hyperplan qui satisfait la condition suivante :

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad \text{pour } i = 1, \dots, m \quad (1)$$

Trouver l'hyperplan optimal revient à maximiser la marge $M = \frac{2}{\|W\|}$. Ce qui est

équivalent à minimiser $\frac{\|W\|^2}{2}$ sous la contrainte (1). Ceci est un problème de minimisation d'une fonction objective quadratique avec contraintes linéaires.

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \forall i, y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (2)$$

En appliquant le principe de Lagrange, on obtient le problème de programmation quadratique de dimension m (nombre d'exemples) suivant :

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \forall i, \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \end{cases} \quad (3)$$

Les α_i sont les coefficients de Lagrange.

Définition

On définit les Vecteurs Supports VS tout vecteur x_i tel que $y_i[(w_o \cdot x_i) + b_o] = 1$. Ce qui est équivalent à :

$$VS = \{x_i \mid \alpha_i > 0\} \text{ pour } i = 1, \dots, m$$

La fonction de classement $class(x)$ est définie par :

$$\begin{aligned} class(x) &= sign[(w_o \cdot x) + b_o] \\ &= sign\left[\sum_{x_i \in VS} \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b_o\right] \end{aligned}$$

Si $class(x)$ est inférieure à 0, x est de la classe -1 sinon il est de la classe 1.

Dans le cas linéaire, on pouvait transformer les données dans un espace où la classification serait plus aisée. Dans ce cas, l'espace de caractéristiques utilisé le plus souvent est \mathbf{R} (ensemble des nombres réels). Il se trouve que pour des cas non linéaires, cet espace ne suffit pas pour classer les entrées. On passe donc dans un espace de plus grande dimension.

$$\Phi: \mathbf{R}^d \rightarrow \mathcal{F}$$

$$x \mapsto \Phi(x)$$

$$\Phi: \mathbf{R}^d \rightarrow \mathcal{F} \quad \Phi: \mathbf{R}^d \rightarrow \mathcal{F} \quad x \mapsto \Phi(x) \text{ Avec } \text{card}(\mathcal{F}) > d.$$

On doit donc résoudre

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \\ \forall i, 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Plutôt que de choisir la transformation non-linéaire $\Phi: X \rightarrow \mathcal{F}$, on choisit une fonction $k: X \times X \rightarrow \mathbf{R}$ (nombres réels) appelée **fonction noyau**.

Exemples de noyaux:

- Linéaire $k(x, x') = x \cdot x'$.
- Polynomial $k(x, x') = (x \cdot x')^d$ ou $(c + x \cdot x')^d$.
- Gaussien $k(x, x') = e^{-\|x-x'\|^2 / \sigma}$.
- Sigmoid $k(x, x') = \tanh(\alpha_0 (x \cdot x') + \beta_0)$.

3.3 SVM multi-classes

A l'origine, les SVM ont été conçus essentiellement pour les problèmes à 2 classes, cependant plusieurs approches permettant d'étendre cet algorithme aux cas à N classes ont été proposées. La généralisation dans le cas multi-classes peut se faire de trois façons différentes. Les deux premières méthodes sont basées sur une multiplication des classifieurs bi-classes tandis que la dernière propose une résolution globale.

- **Un-contre-tous** : l'approche la plus naturelle est d'utiliser cette méthode de discrimination binaire et d'apprendre N fonctions de décision $\{f_m\}_{m=1 \dots N}$.

permettant de faire la discrimination entre chaque classe de toutes les autres (chaque classe est opposée à toutes les autres).il faut donc poser N problèmes binaires. L'affectation d'un nouveau point x à une classe C_i se fait par la relation :

$$i = \operatorname{argmax}_{m=1..N} F_m(x) \quad (5)$$

- **Un-contre-un** : la deuxième méthode est une méthode dite de *un contre un*. Au lieu d'apprendre N fonctions de décisions, ici chaque classe est discriminée d'une autre. Ainsi, $N(N-1)/2$ fonctions de décisions sont apprises et chacune d'entre elles effectue un vote pour l'affectation d'un nouveau point x. La classe de ce point x devient ensuite la classe majoritaire après le vote.
- **Méthode globale** : la dernière méthode est une approche étendant la notion de marge aux cas multi-classes. Le problème fait intervenir N fonctions de décision et il est très gourmand en temps de calcul et en espace mémoire ce qui fait qu'il reste peu utilisé dans les cas réels.

4. Le système d'identification des individus par leurs palmprints

Le système que nous avons développé contient quatre étapes essentielles qui sont : le prétraitement des images de palmprint, extraction des paramètres ou codes pertinents, l'apprentissage des différentes classes de la base de données et la classification.

4.1 La base de données des images de palmprints

Les images de palmprints que nous avons utilisé dans nos expérimentations sont issues de la base de données PolyUDatabase. Les images de cette base ont été collectées parmi 200 individus en utilisant un dispositif de capture d'images de palmprints conçu par des chercheurs de l'université polytechnique de Hong Kong. Les images ont été prises dans deux périodes différentes séparées par un intervalle de temps d'environ deux mois. Durant chaque période, chaque individu devait prendre au moins six images de ses palmprints. De plus, dans la deuxième période, la source de lumière et l'objectif de la caméra CCD ont été ajustés de telle sorte que les images de la première et deuxième période donnent l'impression d'avoir été prises par deux dispositifs de palmprints différents. Les images ont, aussi, été prises dans des conditions de lumière différentes afin de tester la robustesse du système de reconnaissance. La taille des images est de 384×284 avec une résolution de 75 dpi.

4.2 Prétraitement des images

La phase de prétraitement est essentielle dans les systèmes de reconnaissance des formes. Pour notre système, la phase de prétraitement se compose de trois étapes essentielles :

- Définir la région d'intérêt (Region Of Interest: ROI) ou bien un système de coordonnées pour les images palmprints.
- Appliquer un masque aux ROI pour éliminer les contours non significatifs.

- Améliorer le contraste et les niveaux de lumière de ces régions.

4.2.1 Le système de coordonnées. Il est très important de définir un système de coordonnées qui sera utilisé pour aligner les différentes images des palmprints dans la comparaison. Les cinq étapes principales de ce traitement sont :

Etape1 : Appliquer un filtre passe-bas, par exemple un filtre gaussien, à l'image originale. Un seuil est utilisé pour transformer cette image en une image binaire.

Etape2 : Utiliser un algorithme de détection de contour pour obtenir les contours des espaces entre les doigts (F_{1x_j}, F_{1y_j}) ($i=1, 2$).

Etape3 : Calculer la tangente des deux espaces. Soient (x_1, y_1) , (x_2, y_2) deux points sur (F_{1x_j}, F_{1y_j}) et (F_{2x_j}, F_{2y_j}) respectivement. Si la ligne $(y=m.x+c)$ passant sur ces deux points satisfait l'inégalité : $F_{1y_j} \leq m.F_{1x_j}+c$ pour tout i et j , alors la droite $y=m.x+c$ est considérée comme la tangente des deux espaces ou intervalles.

Etape4 : Dessiner la droite entre (x_1, y_1) et (x_2, y_2) pour avoir l'axe des Y du système de coordonnées du palmprint et utiliser la droite qui passe par le milieu de ces deux points, qui est perpendiculaire à l'axe des Y, pour déterminer l'origine du système de coordonnées.

Etape5 : Extraire une partie de l'image d'une taille fixe en se basant sur le système de coordonnées.

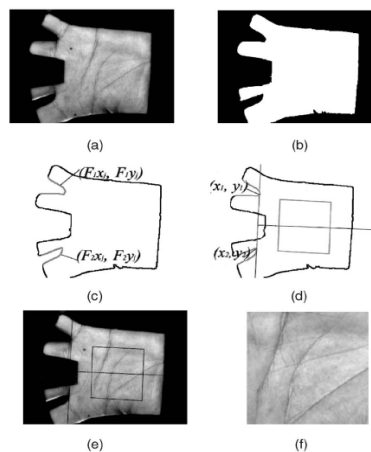


Fig. 7. Les étapes principales d'extraction de la région d'intérêt de l'image. (a) image originale, (b) image binaire, (c) détection de contours, (d) construction du système de coordonnées, (e) extraction de l'image centrale (ROI), (f) la région extraite

4.2.2 Elimination des informations redondantes (application d'un masque). Dans certain cas, l'utilisateur ne place pas sa main correctement sur le dispositif de capture d'images de palmprint ce qui inclut quelques pixels qui n'appartiennent pas à la surface de palmprint dans les images prétraitées. Pour enlever ce genre de régions et donc ces informations redondantes dans l'image, nous générons un masque pour identifier la localisation des pixels qui ne font pas partie du palmprint (Fig.8).

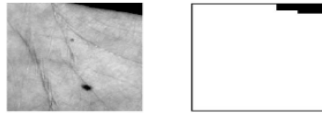


Fig. 8. Génération du masque de l'image.

4.2.3 Ajustement du contraste. L'ajustement est utilisé pour réduire les imperfections possibles dans les images extraites due spécialement à des bruits sensoriels ou une illumination non uniforme. Nous avons opté pour la méthode d'égalisation de l'histogramme de l'image pour ajuster la distribution des niveaux de gris et par conséquent le contraste de l'image sur un intervalle spécifique.

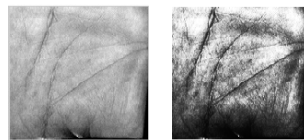


Fig. 9. Résultat de l'ajustement du contraste.

4.3 Extraction des caractéristiques et codage

Nous avons opté pour l'extraction des caractéristiques de texture des images palmprints à basse résolution, et nous proposons un schéma de codage de phase par le filtre de Gabor à deux dimensions pour représenter les palmprints. Le filtre de Gabor circulaire est un outil efficace pour l'analyse des textures et sa forme générale est :

$$G(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\{2\pi i (\mu x \cos \theta + \mu y \sin \theta)\} \quad (6)$$

Où $i = \sqrt{-1}$, μ est la fréquence de la courbe sinusoïdale, θ contrôle l'orientation de la fonction, et σ est la déviation standard de l'enveloppe gaussienne.

Dans notre système, nous avons pris en considération quatre orientations : 0° , 45° , 90° et 135° . Le μ et le σ ont été variés selon les quatre orientations prise par θ . Comme résultat, nous obtenons un vecteur de dimension 256 pour représenter l'image de palmprint.

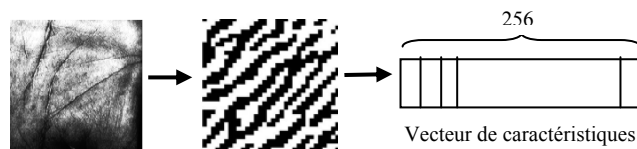


Fig. 10. Vecteur de caractéristiques d'une image prétraitée.

4.4 Classification par la méthode SVM multi-classes

Pour tester la robustesse des SVM multi-classes dans le cas de l'identification des individus par leurs palmprints, deux approches ont été analysées :

- Approche un-contre-tous.
- Approche un-contre-un.

L'ensemble d'apprentissage est constitué de 200 classes (individus) avec six essais pour chaque classe soit 1200 vecteurs caractéristiques au total. L'ensemble de test contient aussi 200 classes avec cinq autres essais pour chaque classe et donc 1000 vecteurs caractéristiques au total représentant les palmprints.

Dans les deux cas, un noyau gaussien a été utilisé pour la discrimination avec une largeur de bande $\sigma=1$. Le paramètre de pénalisation C a été fixé à une valeur suffisamment élevée pour que l'erreur d'apprentissage reste faible ($C=1000$).

1. Résultats et discussion

Le système a été implémenté en utilisant Matlab 6.5 sur un micro processeur Intel Pentium IV 1.6GHz, possédant 512 MO de RAM. La plateforme utilisée est celle de Microsoft Windows XP. Les résultats obtenus par les approches un-contre-tous et un-contre-un de SVM multi-classes sont donnés dans le tableau suivant :

Table 1. Résultats obtenus par les approches un-contre-tous et un-contre-un de SVM multi-classes.

Approches SVM multi-classes	Temps d'apprentissage	Temps de test	Taux de reconnaissance
<i>Un-contre-tous</i>	2411.3	2	96.1%
<i>Un-contre-un</i>	3420.3	22	99.4%

Temps d'apprentissage et de test en secondes.

D'après ce tableau on peut dire que la méthode SVM donne de bons résultats que ce soit dans l'approche un-contre-tous ou bien l'approche un-contre-un.

Les deux approches ont obtenu des résultats performants avec une légère différence entre les deux (99.4% pour le un-contre-un, 96.1% pour le un-contre-tous). Cependant, la différence du temps d'apprentissage et de test entre les deux méthodes est très grande. En effet, l'approche un-contre-un consomme un temps considérable par rapport à l'approche un-contre-tous. Le temps de test dans le un-contre-un est presque dix fois plus grand que dans le un-contre-tous, chose qui pourrait nuire à la fiabilité du système en particulier si il s'agit d'une application en temps réel.

6. Conclusion

Nous avons présenté dans cet article de nouvelles approches pour la reconnaissance biométrique par les palmprints qui utilisent l'apprentissage automatique.

En premier lieu, notons que la phase de prétraitement des images de palmprints est très importante dans le processus de reconnaissance et que l'utilisation du filtre de Gabor pour extraire les vecteurs de caractéristiques à partir des images est une étape qui nous a permis de réduire le temps des calculs dans la classification.

Dans le cadre des méthodes d'apprentissage à base de kernel, nous avons présenté et discuté deux approches issues des SVM multi-classes, les stratégies un-contre-un et un-contre-tous. Les taux de reconnaissance obtenus étaient satisfaisants pour les deux méthodes. Néanmoins, nous ne pouvons pas en dire autant en ce qui concerne le facteur temps. En effet, les deux méthodes consomment beaucoup de temps en apprentissage et test.

Références

- Boukhari, W., "Identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires (Palmprints)", Mémoire de Magister, USTOran, Octobre 2007.
- Kong, A., Zhang, D., Kamel, M., "Palmprint identification using feature-level fusion", Journal of pattern recognition, Vol 39, pp. 478-487; Aout 2005.
- Connie, T., Teoh, A., Goh, M., Ngo, D., "Palmprint recognition with PCA and ICA", proceeding of IVCNZ, 26-28, pp. 227-232; Décembre 2003.
- Jing, X-Y., Lu, C., Zhang, D., "An uncorrelated fisherface approach for face and palmprint recognition", ICB 2006, pp. 682-687; 2006.
- Pang, Y-H., Teoh, A., Jin, B., Ngo, D., Ling, C., Hiew, F., "Palmprint verification with moment", journal of WSCG, pp. 325-332; 2004.
- Pang, Y-H., Teoh, A., Jin, B., Ngo, D., Ling, C., Shiuani-Ni, L., "Wavelet-based pseudo Zernike moments for palmprint authentication", international symposium M2USIC 04; 2004.
- Shang, L., Huang, D., Du, J-X., Zheng, C-H., "Palmprint recognition using FastICA algorithm and radial basis probabilistic neural network", pattern recognition, Vol 69, pp. 1782-1786; 2006.
- Vapnik, V., The Nature of Statistical Learning Theory. Springer Verlag, New York; 1995.
- Kong, W-K., Zhang, D., Li, W-X., "Palmprint Feature extraction using 2-D gabor filters", pattern recognition, Vol 36, pp. 2339-2347; 2003.
- Wu, X., Zhang, D., Wang, K., "Fisherpalms based Palmprint recognition, Vol 24, pp.2829-2838; 2003.
- You, J., Li, W., Zhang, D., "hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction", pattern recognition, Vol 35, N° 4, pp. 847-859; 2002.
- Zhang, D., Kong, W-K., You, J., Wong, M., "Online palmprint identification", IEEE transaction, Vol 25, N° 9, Septembre 2003.
- Zhenan, S., Tieniu, T., Wang, Y., Li, S., "Ordinal palmprint representation for personal identification", proceeding of IEEE, Vol 1, pp. 279-284; 2005.