

Article 14. Reconnaissance palmaire par réseau de neurones

T. S. A. Fanomezantsoa^{1,2}, L. F. Rafanotsimiva^{1,2}, R. T. Raelivololona^{1,3}, C. B. Andrianirina^{1,4}

¹Ecole Doctorale Thématique Energie Renouvelable et Environnement de l'Université d'Antsiranana

²Groupe de Recherche pour le Développement Durable de Diégo-Suarez de l'Institut Supérieur de Technologie d'Antsiranana

³Ecole Supérieure Polytechnique de l'Université d'Antsiranana

⁴Institut Supérieur des Sciences et Technologies de Mahajangade l'Université de Mahajanga

Correspondant : saimfanoom@gmail.com

Résumé

Ce document aborde la reconnaissance palmaire moyennant les réseaux de neurones. Une méthode de détection de points clés très dynamique est proposée, afin d'obtenir la ROI ou Region Of Interest. Ensuite, les caractéristiques se traitent en utilisant les Analyses en Composantes Principales. Les Réseaux de Neurones Artificiels interviennent en tant que classificateurs. Un programme a été réalisé pour une démonstration. Il sera analysé à la vue de ses performances et ses limites selon les expériences faites. Enfin, les différents résultats seront discutés et des perspectives futures sont proposées.

Mots clés : Reconnaissance Palmaire, Réseaux De Neurones, Reconnaissance De Formes, Analyse en Composantes Principales, Intelligence Artificielle.

Abstract :

This paper contains palmpoint recognition using Neural Networks. A very dynamic method of detection of key points is proposed for tracking Region Of Interest. The features are extracted by Principales Component Analysis and others filters technics. Artificial Neural Network is used as classifier. A program will be shown for a demonstration. It will be analyzed with the sight of its performances and its limits according to the made experiments. The various results will be discussed and at last some future works are proposed.

Key Words : Palmpoint recognition, Artificial Neural Network, Pattern Recognition, Principal Component Analysis, Artificial Intelligence.

I. Introduction

La reconnaissance palmaire est l'un des systèmes biométriques les plus utilisés aujourd'hui [1]. [2] et [3] présentent toute une variété de systèmes de reconnaissance palmaire. La richesse des caractéristiques que renferme l'empreinte palmaire, par rapport aux autres traits, fait de cette technique biométrique est très compétitive. D'ailleurs dans [23], on observe que des techniques à basse résolution d'image ont pu être effectuées.

Nous bénéficierons de ces travaux, pour concevoir notre modèle, adapté aux moyens et à l'environnement qui nous entourent.

Ce document s'intéresse à un système à usage civil, moyennant les réseaux de neurones. Le présent travail aborde directement la modélisation du programme dont les algorithmes élaborés au cours des études ont été implémentés sur Matlab. C'est une plateforme très riche pour satisfaire nos besoins. On a créé un réseau à 5 neurones.

Voici comment s'organisera le reste du document. Nous verrons en deuxième section les méthodologies et matériels de modélisation du programme de reconnaissance palmaire. Le programme réalisé sera ainsi testé. Nous dédions la section 3 aux résultats des tests. Avant de conclure, nous discuterons ces résultats. Une petite étude comparative sera présentée par rapport à des essais avec des méthodes différentes de la nôtre.

II. Méthodologies et matériels

Avant de plonger au cœur de la modélisation proprement dite, cette partie enchaine sur une brève présentation de quelques notions. Elle ne suffira pas pour aborder plus aisément le travail, une recherche plus approfondie est fortement recommandée. Néanmoins, une rédaction de note de recherche sera jointe à celle-ci, dédiée aux réseaux de neurones.

II.1. Présentation de quelques notions

II.1.1. RNA (Réseaux de Neurones Artificiels)

Les ouvrages [4], [5], [6], [7] et [8] ont servi à la rédaction de cette section.

Les RNA peuvent servir pour résoudre une large variété de problèmes. En RNA, on parle toujours d'architecture, d'apprentissage et de fonction de transfert.

- Architecture

On peut citer la carte de Kohonen (Figure 37), le perceptron multicouche (Figure 38) et bien d'autres architectures encore.

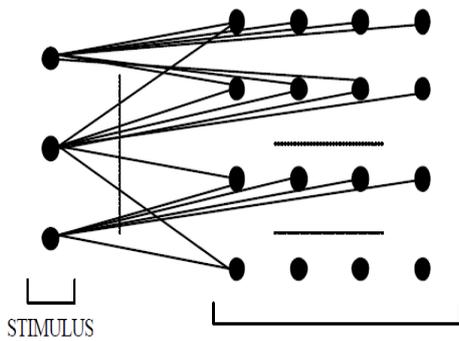


Figure 37 : Carte de Kohonen

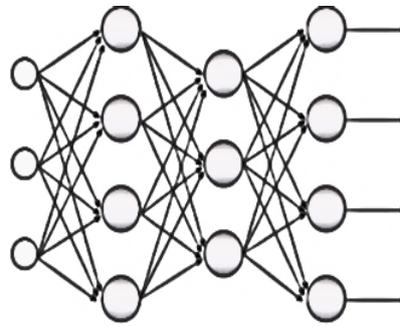


Figure 38 : Perceptron Multicouche

- Apprentissage

Il existe deux modes d'apprentissage dont le supervisé et le non supervisé. Le premier a suffi pour traiter notre problème.

- Fonction de transfert

Elles peuvent être sigmoïde (II-1), tangente hyperbolique (II-2) ou encore échelon (II-3).

$$S = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (IV-1)$$

$$Th = \tanh(x) \quad (IV-2)$$

$$E = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (IV-3)$$

Nous utiliserons le perceptron multicouche, en supervisé à fonction sigmoïde.

II.1.2. ACP (Analyses en Composantes Principales)

Les ouvrages [9], [10], [11] ont servi à rédiger cette section.

Résumé statistique, centrage ou encore réduction de données : ces expressions suffisent à comprendre le rôle de l'ACP dans nos travaux. La Figure 39 illustre comment on passe d'un nuage de données à des composantes où les données se sont le plus concentrées.

Nous les utiliserons comme extracteur de caractéristiques et réducteur de données.

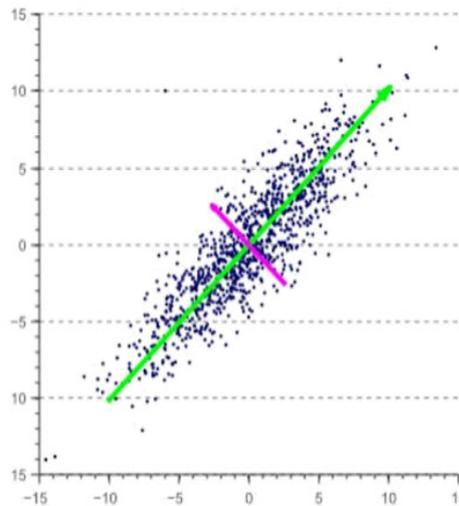
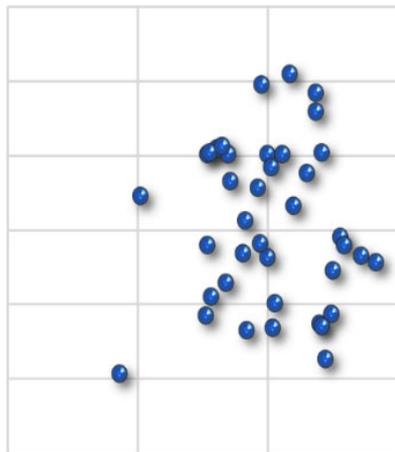


Figure 39 : Illustration de l'ACP : passe de nuage à réduction de données

Pour comprendre le mécanisme des ACP, considérons N images de paume de la main $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ acquises, de dimensions m et où chaque image appartient à une classe dans C tel que $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$.

Supposons la transformation linéaire qui transforme les données de grandes dimensions en d'autres données de dimensions n considérablement réduites.

Ainsi $m \ll n$ et les nouveaux vecteurs seraient : $y_k = R^m$.

Soit :

$$y_k = W^T y_k \quad (IV-4)$$

Où $k = 1, 2, \dots, N$ et W^T est la transformation linéaire.

II.1.3. SVM (Séparateurs à Vaste Marge)

Les ouvrages [12], [13] et [14] ont servi à rédiger cette section.

Les séparateurs à vaste marge sont des techniques d'apprentissage supervisées destinées à résoudre des problèmes de classification (linéaire : II-4, ou non : II-6). Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses, citons entre les SVM : les Réseaux de Neurones.

$$y = \text{sign}(h(x)) \quad (IV-5)$$

$$\text{Où } h(x) = \langle w, x \rangle + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (IV-6)$$

$$y(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(x_i, x_j) + b) \quad (IV-7)$$

$$\text{Où } K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (IV-8)$$

Avec :

w : poids	x ; variable du problème
$\langle \rangle$: opérateur de produit scalaire	h : fonction décision
b : biais	y : classificateur
	K : fonction noyau

Géométriquement, h n'est autre que H ou l'hyperplan (Figure 40).

- Notion de marge

Cette technique est une méthode destinée à l'origine pour des classifications à deux classes. Grâce à la méthode du un-contre-un, elle tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale.

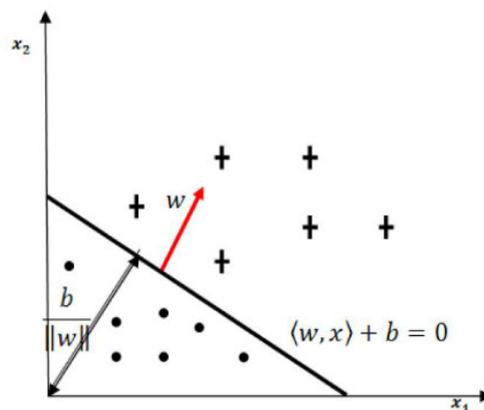


Figure 40 : Hyperplan séparateur $\langle w, x \rangle + b = 0$

Grâce également à la méthode du un-contre-tous (par opposition au un-contre-un en problème à deux classes), les SVM peuvent résoudre des problèmes multi classes.

II.2. Modélisation du programme de reconnaissance palmaire

Le processus de reconnaissance palmaire comprend 4 parties principales [15] : ACQUISITION DE L'IMAGE, PRETRAITEMENTS SUR L'IMAGE [16], EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES [17], [18], [19] et enfin IDENTIFICATION.

On a effectué les expériences sur 6 individus à enregistrer dans la base et 3 autres pour tester la réaction du système en présence de nouvelles données.

Voici un tableau récapitulatif des individus enregistrés et non enregistrés (Tableau 12).

Tableau 12 : Références pour la considération (enregistrée ou non) de chaque individu

Classe (individu)	Enregistrement
1	OUI
2	OUI
3	NON
4	OUI
5	OUI
6	OUI
7	OUI
8	NON
9	NON

II.2.1 Acquisition de l'image

Elle s'est faite à l'aide de l'appareil photo d'un smartphone, en couleur sous une résolution de 5Mégapixels. (Figure 41)

II.2.2 Prétraitements

Les prétraitements sont :

- Binarisation

Transformer l'image en type binaire facilite grandement certaines opérations. Ce procédé peut être traduit par un filtre passe-bas appliqué à l'image acquise [20] :

$$binaire(x,y) = \begin{cases} 1, & image(x,y) * L(x,y) \geq seuil \\ 0, & image(x,y) * L(x,y) < seuil \end{cases} \quad (IV-9)$$

Dans sa mise en œuvre :

- On passe d'abord par une conversion de l'image en niveau de gris (Figure 42),
- On convertit ensuite l'image en niveau de gris en image binaire (Figure 43).
- Normalisation
 - Vérification si l'image de la paume de la main capturée est droite, et aligner si besoin. Il s'agit de tracer une droite passant par 2 points à 2 endroits précis de la main, on vérifie la pente de la droite. Corriger l'angle de cette pente revient à aligner l'image acquise.
 - Réajuster la résolution de l'image à la taille d'origine.
- Détection des points clés
 - Tracer le contour sur l'image binaire (Figure 44),
 - Trouver le centre de gravité de la région tracée,
 - Ignorer (à ce stade) la partie de la main allant du centre de gravité au poignet,
 - Considérer chaque pixel du contour comme le centre d'un cercle : évaluer le nombre de points sur la circonférence du cercle appartenant ou non à la région de la main. Donc, soit le pixel est un point clé ou sinon, procéder au pixel suivant le long du contour.
- Traçage de la ROI
 - Une fois les points clés (Figure 45) détectés, les relier de sorte à établir un système de coordonnées (Figure 46), en formant 2 axes X et Y,
 - Tracer dans ce repère la ROI, un rectangle où se focalise la reconnaissance sur la main (Figure 47),
 - Découper ce rectangle.

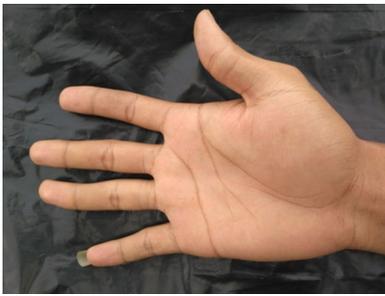


Figure 41 : Image de paume de main prise par un smartphone



Figure 42 : Image en niveau de gris



Figure 43 : Image binaire



Figure 44 : Image avec contour

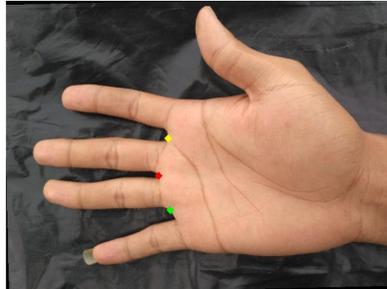


Figure 45 : Image avec les points clés

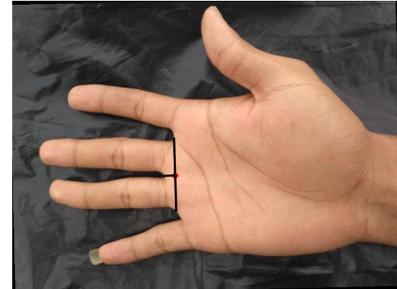


Figure 46 : Image avec système de coordonnées

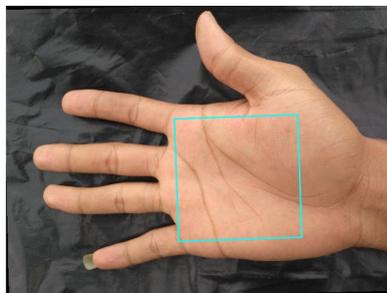


Figure 47 : Image avec ROI

II.2.3. Extraction des caractéristiques

- **Transformer** la ROI couleur en ROI en niveau de gris,
- **Réduire** la taille de l'image de la ROI à une norme fixée pour uniformiser les données,
- **Série de filtres** : suppression de bruits, mise en évidence renforcée des caractéristiques,
- En **tirer** un vecteur représentant la ROI moyennant l'ACP,
- **Concevoir** une matrice avec tous les vecteurs, et constituer une banque de données pour apprentissage au RNA (Réseau de Neurones Artificiels).
- Jusque-là s'achève la partie qui enregistre un individu.

II.2.4. Identification

Quasiment la même procédure en extraction des caractéristiques, excepté qu'au lieu de passer en apprentissage, la matrice est soumise au réseau pour une identification.

III. Résultats

Le démonstrateur est très simple d'utilisation, il contient 3 onglets navigables librement selon l'utilisateur :

- L'onglet « Accueil » est représenté à la Figure 48,
- L'onglet « Démo » (Figure 49) constitue le cœur des opérations. Tel qu'on le voit, cet onglet contient 2 boutons :
 - **Ouvrir image** : permet d'ouvrir l'explorateur de fichier pour choisir une image d'empreinte palmaire (Figure 50),
 - **Identification** : permet de lancer la reconnaissance de l'image choisie.

Ensuite, il y a 3 objets représentant des figures, de gauche à droite :

- **Résultat** : ici est indiquée la classe de l'individu. Si l'individu est reconnu (appartient à la base), on affiche ici sa classe et son indice de reconnaissance en pourcents. Et si l'individu n'est pas reconnu (n'appartient pas à la base), il indique zéro et affiche -1 dans la boîte d'indice de reconnaissance.
- **Image ROI** : une fois la ROI découpée, elle apparaîtra ici.
- **Image Empreinte Palmaire** : affiche l'image de la main choisie avec le bouton « Ouvrir Image ».

Après appui sur le bouton « Identification », 2,5 secondes s'écoulent pour que le système donne le résultat (Figure 51).

On note ici que ce temps n'est vrai que pour les images prises par scanner que nous avons obtenues par des bases en ligne. Pour les images prises par le smartphone, le programme met plus de temps pour exécuter la reconnaissance, ceci est dû à la différence de qualité. L'image prise au scanner est de meilleure qualité. Ainsi, elle peut être traitée à faibles dimensions (640x480), tandis que l'image prise par le téléphone doit être traitée avec de grandes dimensions. Ce qui est d'ailleurs vérifié par le temps d'exécution du programme dans ce cas : environ 15 secondes.

Dans le cas où l'individu n'est pas reconnu, le démonstrateur affiche 0 comme résultat et -1 comme indice de reconnaissance (Figure 52). Il y a cependant certains cas où le démonstrateur ne parvient pas à achever correctement la tâche de reconnaissance. Voici quelques exemples (Figure 53 et Figure 54).

Après analyse, voici les raisons pour lesquelles le programme a échoué dans ces cas :

- **Cas 1** : Les doigts du majeur et de l'annulaire sont collés l'un à l'autre, ce qui a faussé la détection des points clés et de la ROI. Comme le montre plus clairement les figures suivantes illustrant les étapes (Figure 55). Dans ce cas, le programme a pu achever la tâche mais de manière incorrecte.
- **Cas 2** : Dans ce cas en revanche, le programme n'a même pas pu achever la tâche, il y a 2 problèmes dont l'un est l'orientation de l'image. L'autre s'explique par la Figure 56. Pour ce cas, même orientée dans la bonne direction, l'image n'aurait pas pu être reconnue car la binarisation a échoué.



Figure 48 : Programme de reconnaissance palmaire : interface "Accueil"

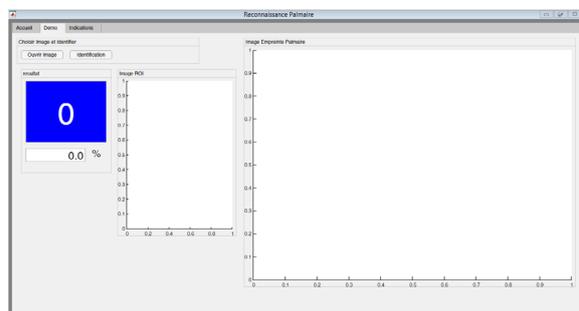


Figure 49 : Interface "Démon"

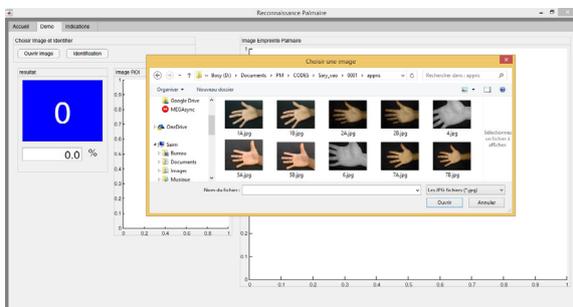


Figure 50 : Interface "Démon" : Ouvrir image

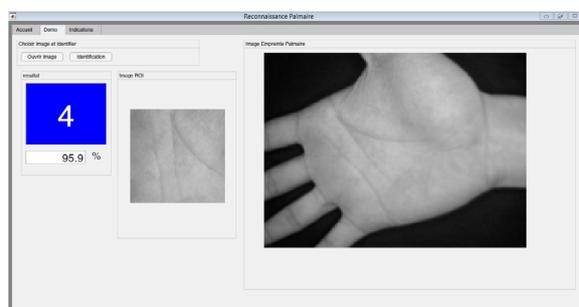


Figure 51 : Interface "Démon" : Identification - cas reconnu

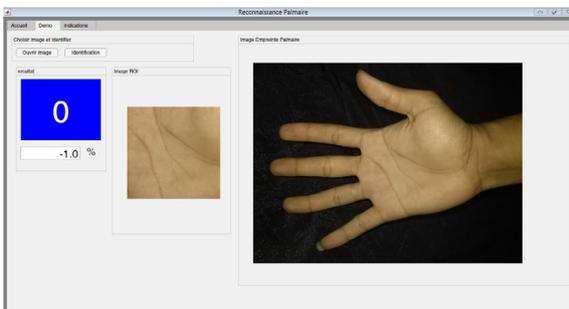


Figure 52 : Interface "Démon" : Identification - cas non reconnu

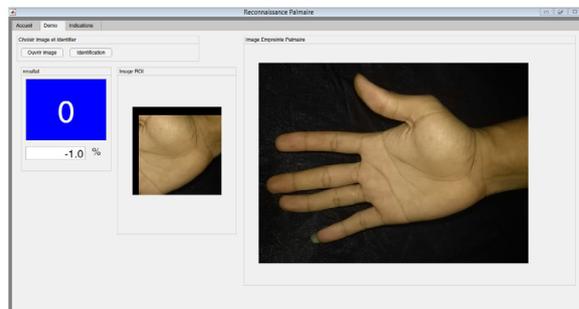


Figure 53 : Echec d'identification (1)

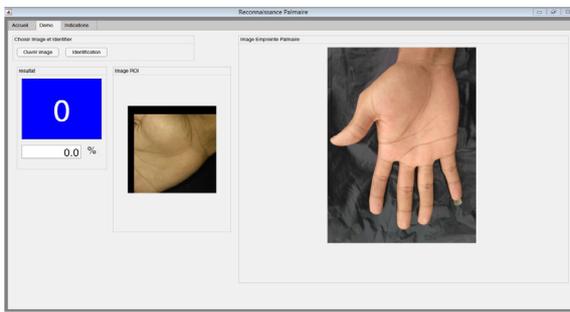


Figure 54 : Echec d'identification (2)

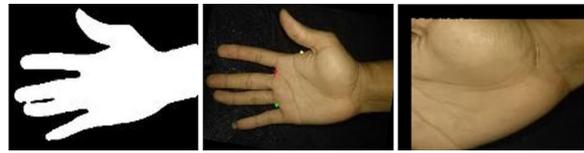


Figure 55 : De gauche à droite : Binarisation - Points clés - ROI



Figure 56 : Binarisation incorrecte

IV. Discussions

Après plusieurs essais on est arrivé à un résultat très satisfaisant avec un taux de reconnaissance de 9/9 (6 reconnus comme enregistrés, 3 reconnus comme non enregistrés).

Mais ce résultat n'est fiable que pour notre cadre d'études car il y a encore trop peu de données traitées en bases d'apprentissage. On constate que le comportement du réseau varie dans certains apprentissages. Si on effectue des prises de photos dans des conditions variées, on n'obtient pas le même taux, car la qualité de l'image de notre smartphone est sensible à la luminosité, par conséquent le programme aussi. Avec une taille considérable de données on peut effectuer des prises avec des conditions variées, car tous ces détails seront considérés lors de l'apprentissage. Mais aussi avec une amélioration des techniques, comme par exemple coupler la reconnaissance avec la capture du réseau veineux, on peut pallier les problèmes tels que les changements de l'image de la paume de la main à cause de formations de rides, blessures, les vieillissements... Cependant, il faudra un matériel plus adapté. En effet, le système de simple prise de photo ne permet pas d'intégrer la capture des veines. Ce qu'on peut dire également c'est que l'extracteur de caractéristiques nous permet d'achever une tâche de reconnaissance avec seulement 48 images, même si elle est bornée par quelques conditions. Mais le point fort du programme réside dans l'extracteur de la ROI qui est très souple, la suppression de fond fonctionne sur à peu près tout fond sombre ou bien de couleur foncée. Dans les cas où il échoue, c'est quand la paume de la main présente des pixels de valeurs sensiblement égales à l'arrière-plan, la cause fréquente de ce dysfonctionnement est la luminosité.

Aussi on a testé notre programme en utilisant les SVM comme classificateurs, avec les mêmes données, et on a obtenu un résultat de 8/9 (6 reconnus comme enregistrés, 2 reconnus comme non enregistrés, et 1 reconnu à tort comme étant enregistré).

V. Conclusion

En somme notre programme de reconnaissance palmaire accomplit pleinement son travail. Notre extracteur de caractéristiques est efficace, même s'il est soumis aux conditions de la luminosité, l'orientation de la main et d'un rapport efficacité des RNA/bases d'apprentissage. Mais tel que discuté, il existe des solutions.

Par exemple, d'une part une base plus conséquente de données, d'autre part un perfectionnement des techniques, avec adaptation du matériel de capture d'image à cet effet.

Notre programme peut également fonctionner en utilisant les classificateurs SVM, ce qui n'est pas mauvais. Notre programme a des atouts, autres que les réseaux de neurones.

Références

- [1] S. V. N. M. G. D. P. A. Jaspreet Kour, Palmprint Recognition System, *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, vol. 2, p. 1, April 2013
- [2] D. Z. a. M. K. Adams Kong, A Survey of Palmprint Recognition, Singapore, p.3
- [3] D. ZHANG, A Comparative Study of Palmprint Recognition Algorithms, Hong Kong
- [4] M. V. François Blayo, Les réseaux de neurones artificiels, France, Presses Universitaires de France, 1996
- [5] Richard P. Lippman, An Introduction to Computing with Neural Nets, IEEE ASSP MAGazine, 1987
- [6] Neural Networks : Biological Computers or Electronic Brains, Chez Les entretiens de Lyon, Lyon, 1990
- [7] J.-M. M. M. S. M. B. G. F. B. S. T. H. G. Dreyfus, Réseau de neurones - Méthodologies et applications, Eyrolles
- [8] K. M. G. M. Bessai F.Z., Utilisation des cartes auto-organisatrices de Kohonen dans la recherche documentaire, Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique.
- [9] S. Canu, L'analyse en Composantes principales, 2017
- [10] P. J. R. L. A.B. Dufour, Initiation à l'analyse en composantes principales
- [11] M. I. A. M. N. M. I. R. N. Thulfiqar Hussein Mandeel, Palmprint Recognition using Principle Component Analysis Implemented on TMS320C6713 DSP Processor, Universiti Malaysia Perlis, Malaysia
- [12] Méthodes avancées en décision, Support vector machines
- [13] S. Cléménçon, Classification Supervisée et SVM, PESTO WEB MINING, 2011
- [14] P. G.-G. Juan-Manuel RAMIREZ-CORTES, A Biometric System based on Neural Networks and SVM using Morphological Feature Extraction from Hand-shape Images, *Decision on paper INFOR0906-006*, 2010
- [15] T. FAISAL, Reconnaissance de la paume de la main, Alger, 2010, p. 62
- [16] C.-. C. L. S.-W. Z. Kai-Wen Chuang, A Region-of-Interest Segmentation Algorithm for Palmprint Images, *The Workshop on Combinatorial Mathematics and Computation Theory*, vol. 29
- [17] W. S. Dapeng Zhang, Two novel characteristics in palmprint verification : datum point invariance and line feature matching, *The journal of pattern recognition society*, vol. 32, 1999
- [18] Line Hand Feature-based Palm-print Identification System Using Learning Vector Quantization, 03 December 2016
- [19] B. M. Boukhari Wassila, Identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires « Palmprints » : Classification par la Méthode des Séparateurs à Vaste Marge (SVM), Algérie, p.3
- [20] A. Brink, Using spacial information as aid on maximum entropy image threshold, *Recognition letters*, vol. 17, p. 29, 1996
- [21] D. Science, How to improve performance of Neural Networks, 07 May 2017. [En ligne]. Available : <https://d4datascience.wordpress.com/2016/09/29/fbf/>
- [22] T. Mathworks, Training a deep neural network for digit classification, Mathworks, The, 2017
- [23] D. Zhang et al, «A Comparative Study of Palmprint Recognition Algorithms» *ACM Computing Surveys* 44(1, article 2):2 January 2012.