

## 1. Introduction

Ce chapitre est consacré à la description des étapes de réalisation de notre système de reconnaissance. Nous commençons par présenter les différents outils utilisés : le langage de programmation et le système de gestion de base de données. Ensuite, nous entamons l'implémentation.

Nous présentons premièrement la structure de notre système, puis nous montrons les résultats des caractéristiques, apprentissage, reconnaissance, et finalement nous présentons quelques fenêtres de notre application

## 2. Environnement de travail

Dans cette section, nous présenterons les environnements matériel et logiciel de notre travail

### 2.1.Environnement matériel

Afin de mener bien ce sujet, il a été mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes :

Un micro-ordinateur **DELL** avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur Intel® core <sup>TM</sup> i5-3337U CPU @1.80GHZ 1.80 GHZ
- RAM : **4.00** GO de RAM
- Disque Dur : **465.76** GO
- Windows 7 professionnel

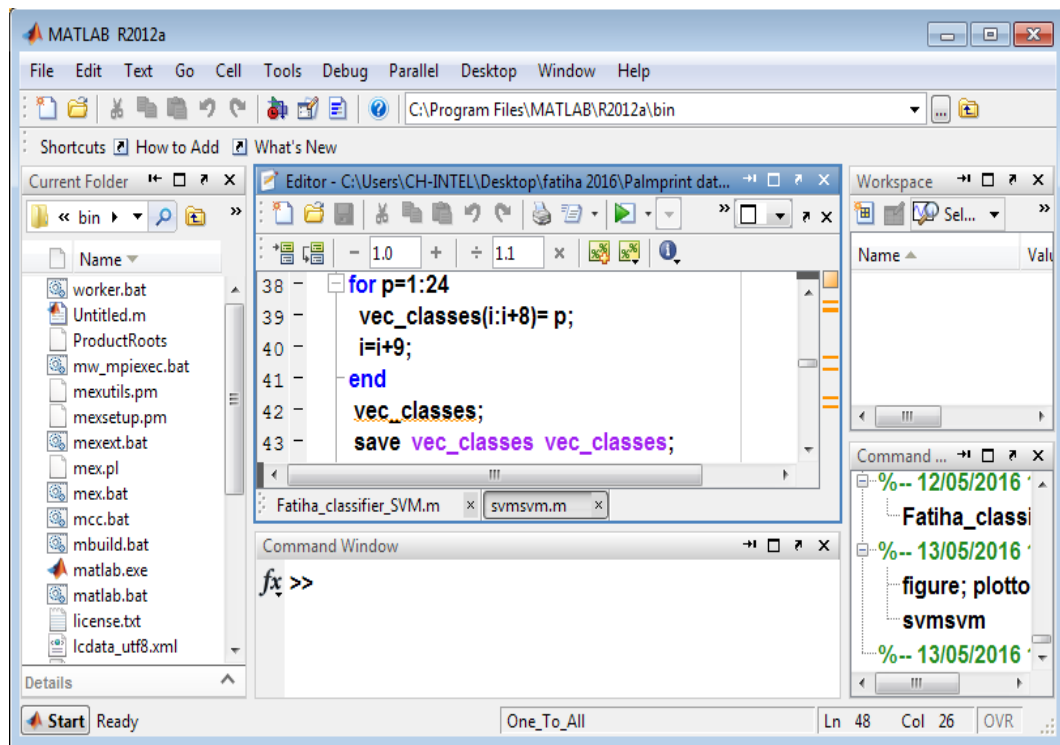
### 2.2.Outils de développement

Nous avons eu recours de l'élaboration de notre système à Matlab 7.14 .0 que nous présenterons ci-dessus

### Matlab 7.14.0 (R2012a)

Matlab et son environnement interactif est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien plus simple et rapide qu'avec des langages de programmation traditionnels tels que le C, C++. Il dispose de plusieurs boîtes à outils, en particulier celle de traitement d'image « Image Processing Toolbox » qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

Pour l'implémentation de notre application, nous avons opté pour le langage Matlab en utilisant l'EDI (environnement de développement intégré) Matlab R2012a, la figure (figure 4.1) présente l'interface de Matlab.



**Figure 4.1-** l'interface de Matlab.

MATLAB est utilisé dans de nombreuses situations :

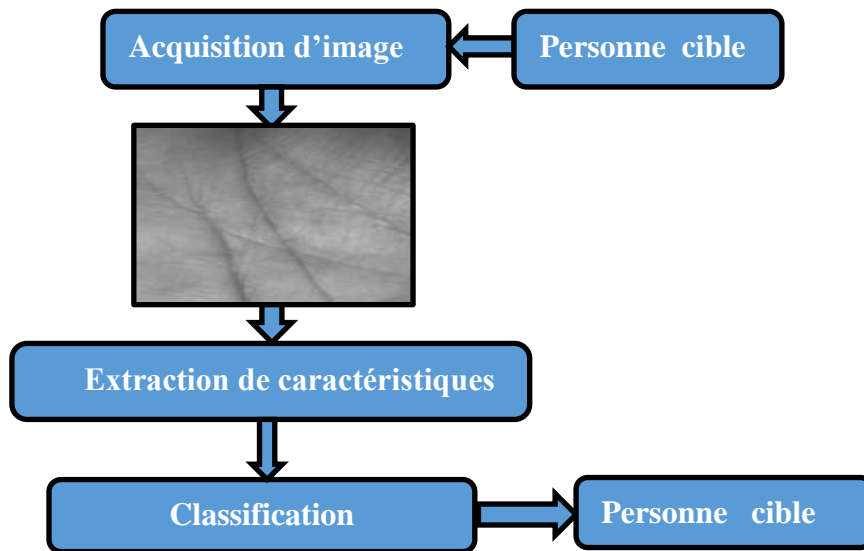
- pour le développement des modèles, grâce aux boîtes à outils statistiques, fuzzy logic, ANN, optimisation, etc.
- pour le pilotage des installations : régulation des réacteurs biologiques en interface avec des programmes de contrôle du matériel électronique.

MATLAB est souvent utilisé conjointement avec d'autres programmes, écrits dans des langages différents. Les interactions peuvent être de différentes natures : utilisation de bibliothèques ou simple échange de fichiers [34] .

### 3. Description de système de reconnaissance palmaire

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

Comme tout système de reconnaissance biométrique, le processus de reconnaissance palmaire passe par 4 phases principales (voir Figure 4.2) : l'acquisition d'image qui consiste à capturer l'image de la paume de la main, le prétraitement où un système de coordonnées est établi afin d'aligner l'image pour en extraire les caractéristiques (cette étape dépend du type d'application), l'extraction des caractéristiques, et la dernière étape peut être une classification qui détermine l'identité de l'individu (la classification comporte en elle-même un ensemble d'appariements)






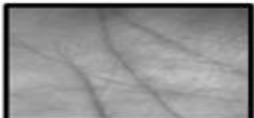
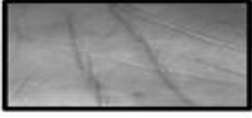

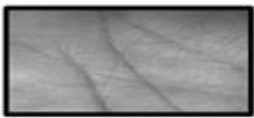


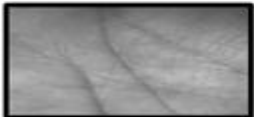



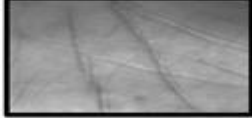

**Figure 4.2-** le processus de reconnaissance palmaire.

### 3.1. L'acquisition :

Cette étape consiste à obtenir une image d'empreinte palmaire .Dans notre cas, nous en prenons une à partir de la base de données « Palmprint database » (base d'empreinte palmaire) Toutes les images de cette utilisées pour les tests de l'identification sont 128.pixels et elles sont disponibles en libre téléchargement à l'adresse suivante: <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=5> référence , la base de données des empreintes palmaires comprend des images d'empreinte de 24 personnes. Il est à noter de chaque paume de la main à 10 empreintes d'acquisitions différentes, et chaque image d'empreinte palmaire aux caractéristiques suivantes :

- Format "bmp".
- Enregistrée dans 256 niveaux de gris.
- La taille varie en fonction de la taille capture.

Dans le Table 4.1 Suivante quelque exemples sur notre base de données d'empreinte palmaire :

▪ Personnel	▪ Personne2	▪ Personne3
		
		
		
		
		

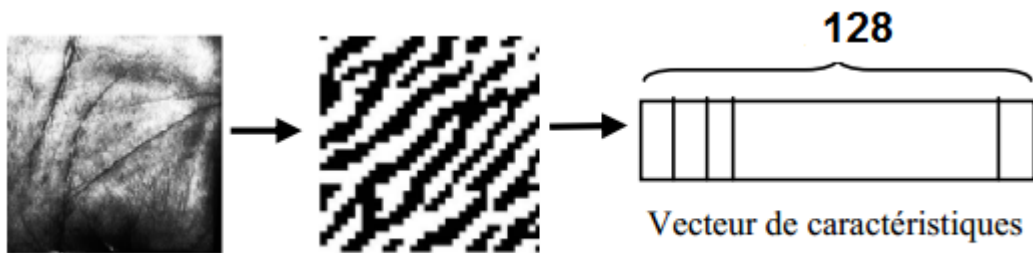
**Table 4.1-** Cinq exemples d'empreintes palmaires pour trois personnes.

### 3.2. Extraction des caractéristiques

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



$$G(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\{2\pi t(\mu x \cos\theta + \mu y \sin\theta)\} \quad (4.1)$$


Où  $i = \sqrt{-1}$ ,  $\mu$  est la fréquence de la courbe sinusoïdale,  $\theta$  contrôle l'orientation de la fonction, et  $\sigma$  est la déviation standard de l'enveloppe gaussienne. Dans notre système, nous avons pris en considération quatre orientations :  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ . Le  $\mu$  et le  $\sigma$  ont été variés selon les quatre orientations prise par  $\theta$ . Comme résultat, nous obtenons un vecteur de dimension 128 pour représenter l'image d'empreinte palmaire.



**Figure 4.3-** Vecteur de caractéristiques d'une image prétraitée.

Pour l'extraction des caractéristiques, on a utilisé le filtre de Gabor, la Figure 4.4 montre clairement que l'application du filtre de Gabor a réussi à faire extraire 128 caractéristiques par exemple pour une trois images capturés pour une seule personne, le vecteur de caractéristique correspond à l'information utile minimum contenue dans l'image qui est nécessaire à la reconnaissance.

Image D'empreinte	Les caractéristiques sorties de Filtre de Gabor pour une empreinte palmaire (128)									
	0,0753	0,07	0,095	0,37	0,44	0,47	0,50	0,57	0,39	0,59
	0,41	0,64	0,57	0,11	0,079	0,07	1,25E-	7,60	0,025	0,27
	0,686	0,57	0,4980	0,5601	0,5347	0,55	0,5407	0,57	0,32	0,025
	1,62E-	1,18	2,12E-	7,52E-	0,0156	0,20	0,4942	0,40	0,54	0,42
	0,52	0,45	0,3532	0,0758	0,0231	0,00	7,35E-	2,21	0,27	0,045
	0,045	0,45	0,3838	0,5433	0,5957	0,77	0,8359	0,45	0,06	0,44
	0,44	0,04	0,0451	0,2636	0,6943	0,24	0,1002	0,09	0,09	0,096
	0,12		0,607	0,4503	0,6385	0,54	0,5644	0,66	0,61	0,63
	0,56	0,08	4,33E-	1,17E-	1,26E-	4,93	0,0062	0,18	0,37	0,53
	0,55	0,56	0,4649	0,5775	0,4077	0,49	0,0761	0,01	6,27E-	1,89E-
	1,81E-	6,41	6,31E-	0,1721	0,4784	0,43	0,5239	0,48	0,46	0,46
	0,53	0,25	0,26	0,038	0,038	0,44	0,4501	0,03	0,038	0,60
	0,75	0,45	0,5773	0,6683	0,8203	0,46	0,2578	0,26		
	0,50	0,5059	0,5430	0,6779	0,4948	0,5098	0,27	0,16	0,1737	0,2464
	0,49	0,5210	0,6044	0,5596	0,6018	0,6963	0,58	0,57	0,4296	0,5953
	0,54	0,1162	0,0133	0,0020	0,0014	0,0121	0,13	0,64	0,5887	0,6715
	0,52	0,5810	0,4687	0,3996	0,4814	0,1411	0,07	0,01	8,39E-	2,23E-
	2,14	8,09E-	0,0589	0,4958	0,4916	0,5012	0,39	0,46	0,5796	0,4137
	0,10	0,4407	0,4498	0,0455	0,0452	0,6055	0,61	0,04	0,0523	0,6044
	0,64	0,3196	0,5779	0,6619	0,7174	0,1608	0,07	0,06	0,0727	0,0725
	0,07	0,2061	0,5226	0,5671	0,5798	0,5610	0,63	0,59	0,4572	0,4370
	0,61	0,0729	3,04E-	1,20E-	1,28E-	4,70E-	3,66	0,02	0,1096	0,3437
	0,68	0,5926	0,5802	0,5449	0,5886	0,5090	0,51	0,05	8,96E-	2,68E-
	2,58	9,12E-	8,91E-	2,71E-	0,0022	0,0268	0,34	0,50	0,5403	0,4823
	0,49	0,5686	0,5315	0,0665	0,0546	0,4407	0,44	0,05	0,0543	0,6047
	0,61	0,0543	0,1038	0,6481	0,6396	0,4104	0,57	0,70		

	0,07	0,07	0,0971	0,3793	0,4487	0,48	0,5279	0,6180	0,40	0,6129
	0,43	0,64	0,5710	0,1156	0,0797	0,07	1,25E-	7,61E-	0,02	0,2845
	0,69	0,61	0,4946	0,5865	0,5485	0,55	0,516	0,5931	0,33	0,0271
	1,64	1,14	2,08E-	7,37E-	0,0156	0,21	0,536	0,427	0,51	0,4346
	0,53	0,43	0,3945	0,0872	0,0249	0,00	7,20E-	2,17E-	0,27	0,0443
	0,04	0,46	0,4443	0,5903	0,6213	0,75	0,7982	0,4478	0,07	0,4408
	0,44	0,04	0,0442	0,2636	0,7665	0,20	0,0873	0,0780	0,08	0,0814
	0,08	0,25	0,3891	0,4985	0,6249	0,65	0,5852	0,5179	0,64	0,5407
	0,62	0,08	3,57E-	1,18E-	1,27E-	5,20	7,88E-	0,1208	0,52	0,4753
	0,52	0,67	0,6058	0,5681	0,596	0,66	0,5071	0,0549	7,67	2,29E-
	2,20	7,79	7,61E-	0,0184	0,1207	0,46	0,4936	0,5399	0,46	0,5311
	0,53	0,57	0,5090	0,0529	0,0466	0,44	0,4498	0,0467	0,04	0,6054
	0,61	0,07	0,4720	0,7372	0,6768	0,59	0,5541	0,5537		

**Figure 4.4-** les vecteurs de caractéristiques pour trois empreintes capturés de même individu.

### 3.3. 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 empreintes palmaires, deux approches ont été analysées :

- Approche 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
- Approche un-contre-un : la deuxième méthode est une méthode dite d'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.

#### 4. Evaluation de performance du système réalisé

Généralement les performances du système biométrique sont mesurées par le taux de fausses acceptations (FRR) et le taux de reconnaissance (RR) est en détermine :

- le taux Reconnaissance (RR) : est la mesure de la probabilité que le système de sécurité biométrique sera accepté à tort une tentative d'accès par un utilisateur autorisé.
- Le taux de faux rejet, ou FRR, est la mesure de la probabilité que le système de sécurité biométrique à tort de rejeter une tentative d'accès par un utilisateur autorisé.

Les valeurs de FAR, RR sont calculées :

$$RR = \frac{\text{nombre d'empreinte palmaire Reconnu}}{\text{taille de base de données de test}} \times 100 \quad (4.2)$$

$$FRR = \frac{\text{nombre d'empreinte palmaire Non Reconnu}}{\text{la taille de la base test}} \times 100 \quad (4.3)$$

#### 5. Résultats et discussion

Le système de reconnaissance que nous avons développé doit être évalué pour estimer la qualité du SVM retenu. Pour mettre en œuvre nos tests nous avons réalisés quatre tests :

❖ **Test 1** : la première sera constituée avec une base bien déterminée et les résultats obtenus par les approches un-contre-tous et un contre-un de SVM multi-classes sont donnés dans le Table 4.2 :

Approches SVM multi-classes	Taux de reconnaissance	Erreur de reconnaissance
Un-contre-tous	79.16%	20.84 %
Un-contre-un	91.66%	8.34 %

**Table 4.2** -Résultats obtenus par les approches un-contre-tous et un-contre-un de SVM multi-classes.

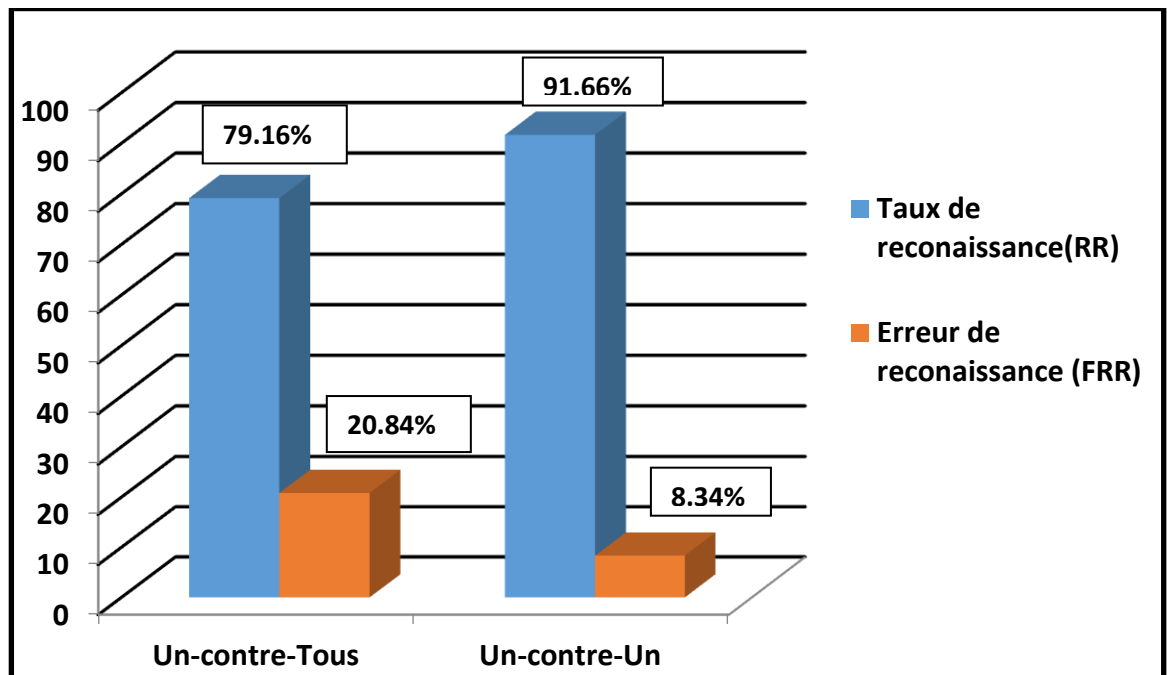
D'après ce tableau on peut dire que la méthode SVM donne de bons résultats que ce soit dans l'approche un-contre-tous ou bien l'approche un-contre-un.



Les deux approches ont obtenu des résultats performants avec une légère différence entre les deux (91.66% pour le un-contre-un, 79.16% 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.

Le figure 4.5 qui se suivent me donnent l'histogramme qui est détaillée la différence des taux de reconnaissance et D'erreur entres les approches de SVM multi-classe.



**Figure 4.5-** L'histogramme de Taux et Erreur de reconnaissance par SVM multi-classes.

❖ **Test 2 :** le deuxième test sera constitué avec une base divisé en deux ensembles :

ensembles d'apprentissage et ensemble de test.

Notre base de données est constituée de 24 classes (individus) avec dix(10) empreintes (Image capturés) pour chaque classe, soit 240 vecteurs caractéristiques au total. La division de base est comme suit :

- Partition 1 : on à la base d'apprentissage de 168 vecteurs de caractéristiques et la base de test de 72 vecteurs.
- Partition 2 : on à la base d'apprentissage de 192 vecteurs de caractéristiques et la base de test de 48 vecteurs.
- Partition 3 : on à la base d'apprentissage de 216 vecteurs de caractéristiques et la base de test de 24 vecteurs.

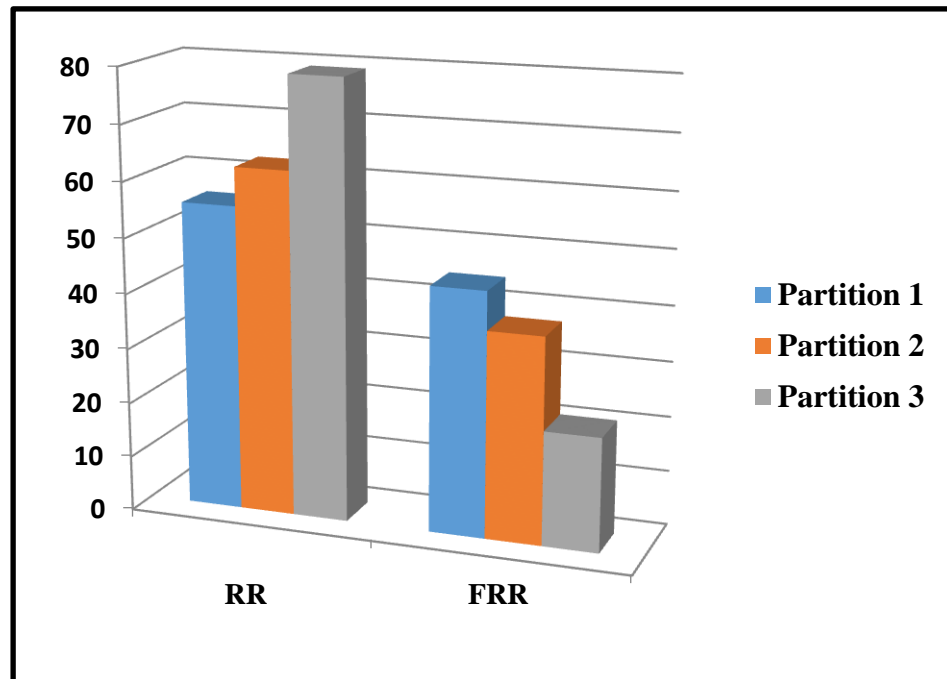
Les résultats obtenus par les approches un-contre-tous et un contre-un de SVM multi-classes sur notre base divisée sont donnés dans le table 4.3 :

• **Un contre-tous**

<b>Base Taux</b>	<b>Partition1 (168 vecteurs)</b>	<b>Partition2 (192 vecteurs)</b>	<b>Partition 3 (216vecteurs)</b>
<b>RR</b>	55.55%	62.50%	79.16%
<b>FRR</b>	44.45%	37.50%	20.84%

**Table 4.3** -Résultats obtenus par les approches un-contre-tous de SVM multi-classes selon la base.

La figure 4.6 qui se suivent me donnent l'histogramme qui est détaillée la différence des taux de reconnaissance et d'erreur selon la base d'apprentissage et test :



**Figure 4.6-** L'histogramme de taux de reconnaissance et taux d'erreur selon la base d'apprentissage et test.

❖ **Test 3 :** le troisième test sera constitué avec une base divisé aléatoire à travers le principe de méthodes SVM. Cette méthode sert a 3 partition selon une pourcentage d'ensembles d'apprentissage et d'ensemble de test.

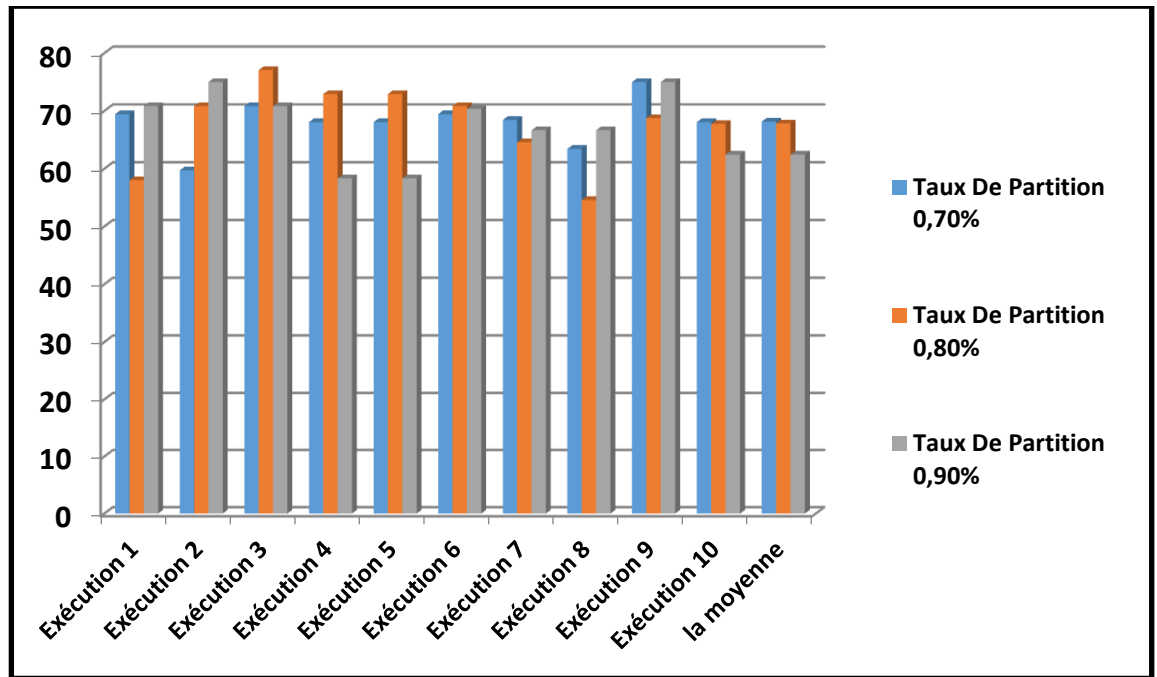
- Partition 1 : 70% base d'apprentissage et 30% base de test.
- Partition 2 : 80% base d'apprentissage et 20% base de test
- Partition 3 : 90% base d'apprentissage et 10 % base de test.

Les résultats obtenus par les approches un-contre-tous et un contre-un de SVM multi-classes sur notre base divisée sont donnés dans le table 4.4 :

<b>Taux selon Exécution \ La base</b>	<b>Taux de reconnaissance Partition 0.70%</b>	<b>Taux de reconnaissance Partition 0.80%</b>	<b>Taux de reconnaissance Partition 0.90%</b>
<b>Exécution 1</b>	<b>69.44 %</b>	<b>58%</b>	<b>70.83%</b>
<b>Exécution 2</b>	<b>59.72%</b>	<b>70.83%</b>	<b>75%</b>
<b>Exécution 3</b>	<b>70.83%</b>	<b>77.0833%</b>	<b>70.83%</b>
<b>Exécution 4</b>	<b>68.0556%</b>	<b>72.916%</b>	<b>58.33%</b>
<b>Exécution 5</b>	<b>68.0556%</b>	<b>72.916%</b>	<b>58.33%</b>
<b>Exécution 6</b>	<b>69.44%</b>	<b>70.83%</b>	<b>70.33%</b>
<b>Exécution 7</b>	<b>68.44%</b>	<b>64.58%</b>	<b>66.66%</b>
<b>Exécution 8</b>	<b>63.88%</b>	<b>54.58%</b>	<b>66.66%</b>
<b>Exécution 9</b>	<b>75%</b>	<b>68.75%</b>	<b>75%</b>
<b>Exécution 10</b>	<b>68.055%</b>	<b>67.75%</b>	<b>79.16%</b>
<b>La moyenne</b>	<b>68.135%</b>	<b>67.823%</b>	<b>62.447%</b>

**Table 4.4-**Résultats de Taux obtenus par les approches de SVM avec division de base aléatoire.

La figure 4.7 qui se suivent me donnent l'histogramme qui est détaillée la différence des taux de reconnaissance selon la partition de base à partir SVM aléatoire:



**Figure 4.7-** L'histogramme de taux de reconnaissance selon la partition de base.

➤ **Test 4 :** le quatrième test sert à calculer le taux de reconnaissance de chaque classe.

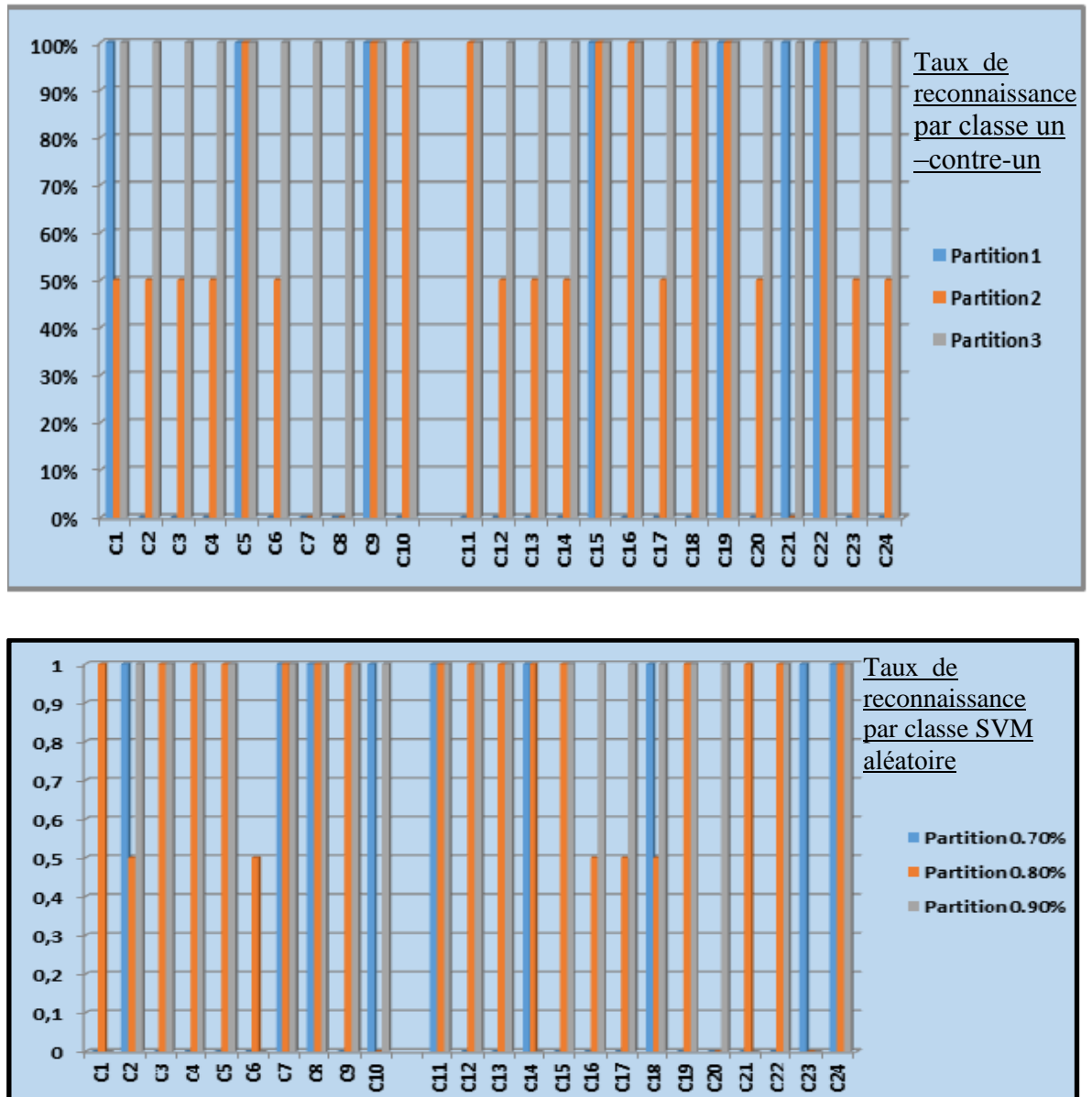
Les résultats des approches SVM multi-classes avec une base divisée me donnent les résultats dans table 4.5 :

	Taux de Reconnaissance Par Classe					
	Un –Contre-tous			SVM aléatoire		
	Partition1	Partition2	Partition3	Partition 0.70%	Partition 0.80%	Partition 0.90%
<b>C1</b>	100%	50%	100%	66.67%	100%	0%
<b>C2</b>	33.33%	50%	100%	100%	50%	100%
<b>C3</b>	0%	50%	100%	66.67%	100%	100%
<b>C4</b>	66.67%	50%	100%	66.67%	100%	100%
<b>C5</b>	100%	100%	100%	66.67%	100%	100%

<b>C6</b>	66.67%	50%	100%	66.67%	50%	0%
<b>C7</b>	33.33%	0%	100%	100%	100%	100%
<b>C8</b>	0%	0%	100%	100%	100%	100%
<b>C9</b>	100%	100%	100%	66.67%	100%	100%
<b>C10</b>	0%	100%	100%	100%	0%	100%
<b>C11</b>	66.67%	100%	100%	100%	100%	100%
<b>C12</b>	33.33%	50%	100%	66.67%	100%	100%
<b>C13</b>	0%	50%	100%	66.67%	100%	100%
<b>C14</b>	66.67%	50%	100%	100%	100%	0%
<b>C15</b>	100%	100%	100%	66.67%	100%	100%
<b>C16</b>	66.67%	100%	100%	66.67%	50%	100%
<b>C17</b>	0%	50%	100%	33.33%	50%	100%
<b>C18</b>	66.67%	100%	100%	100%	50%	100%
<b>C19</b>	100%	100%	100%	0%	100%	100%
<b>C20</b>	33.33%	50%	100%	33.33%	0%	100%
<b>C21</b>	100%	0%	100%	66.67%	100%	0%
<b>C22</b>	100%	100%	100%	0%	100%	100%
<b>C23</b>	33.33%	50%	100%	100%	0%	0%
<b>C24</b>	66.67%	50%	100%	100%	100%	100%

**Table 4.5**-Résultats de Taux de reconnaissance par classe obtenus par les approches de SVM (Un-contre-Tous et aléatoire).

La figure 4.8 qui se suivent me donnent l'histogramme qui est détaillée la différence des taux de reconnaissance par classe pour deux approches SVM aléatoire et Un-Contre-Tous

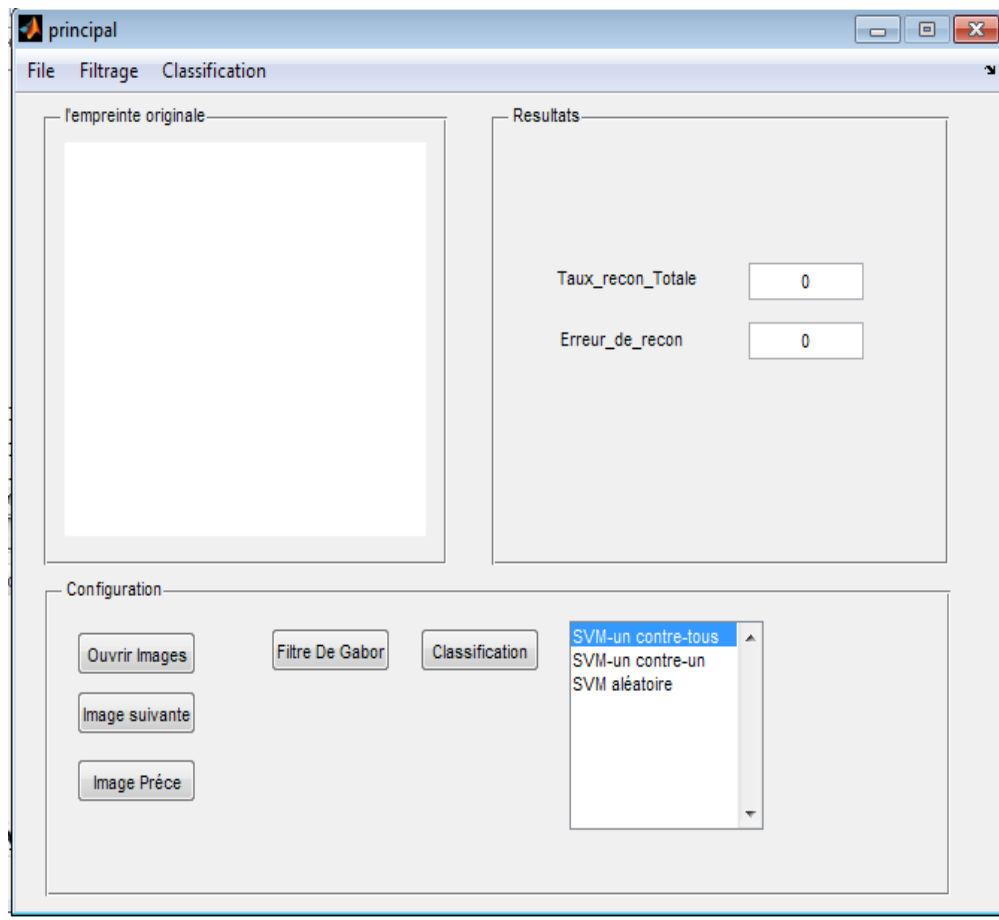


**Figure 4.8** -L'histogramme de Taux de reconnaissance par classe pour deux approches : Un-contre-Tous et SVM aléatoire.

## 6. Présentation de l'application

On présente dans cette section les différentes interfaces de l'application

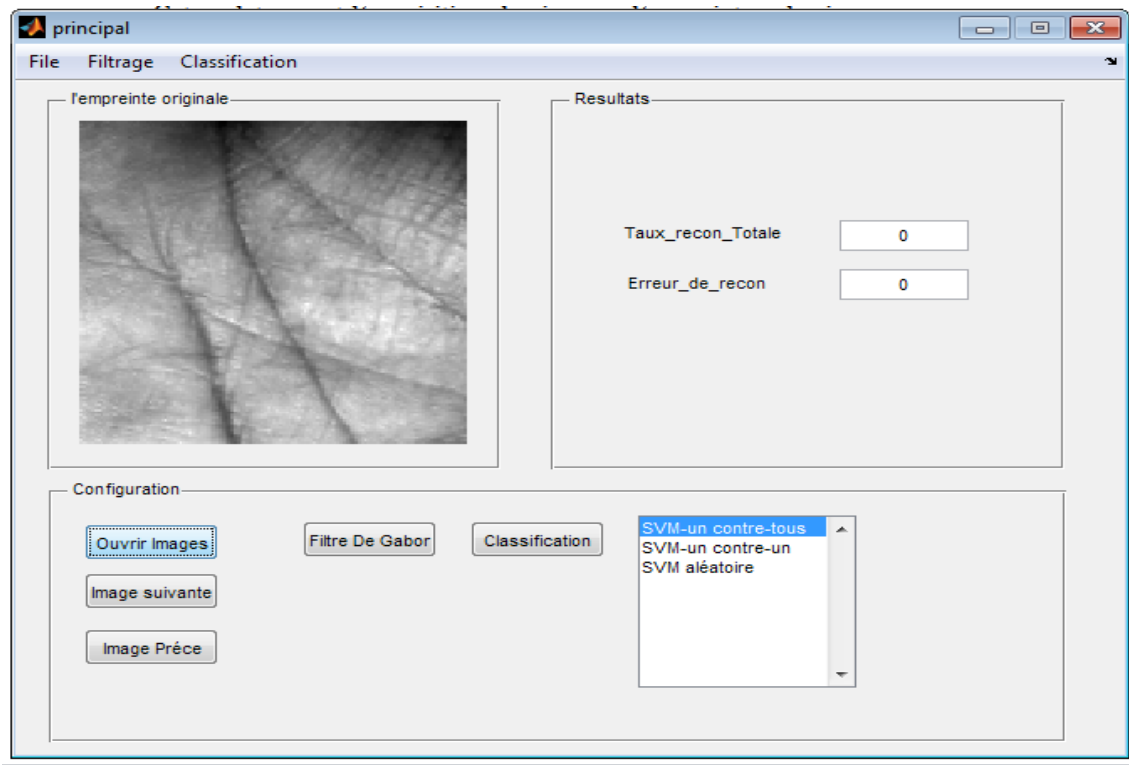
- Cet onglet permet d'afficher l'interface générale



**Figure 4.9-**L'interface principale.

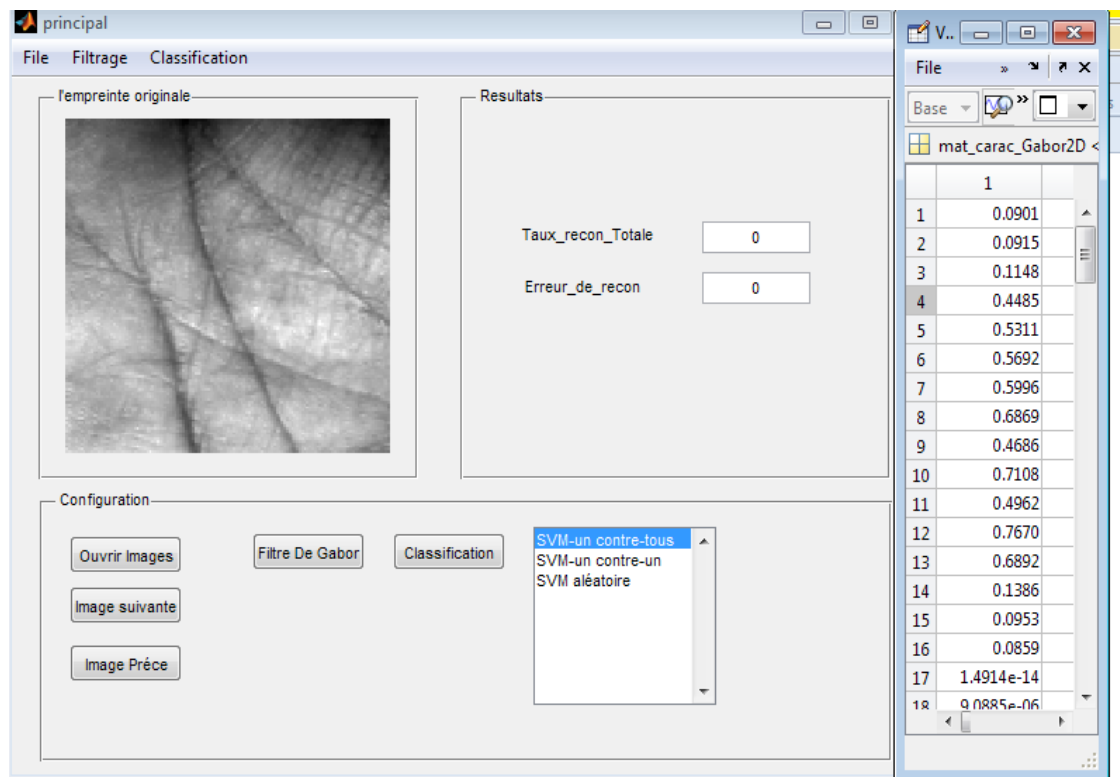


- Cet onglet permet d'afficher l'acquisition des images d'empreinte palmaire



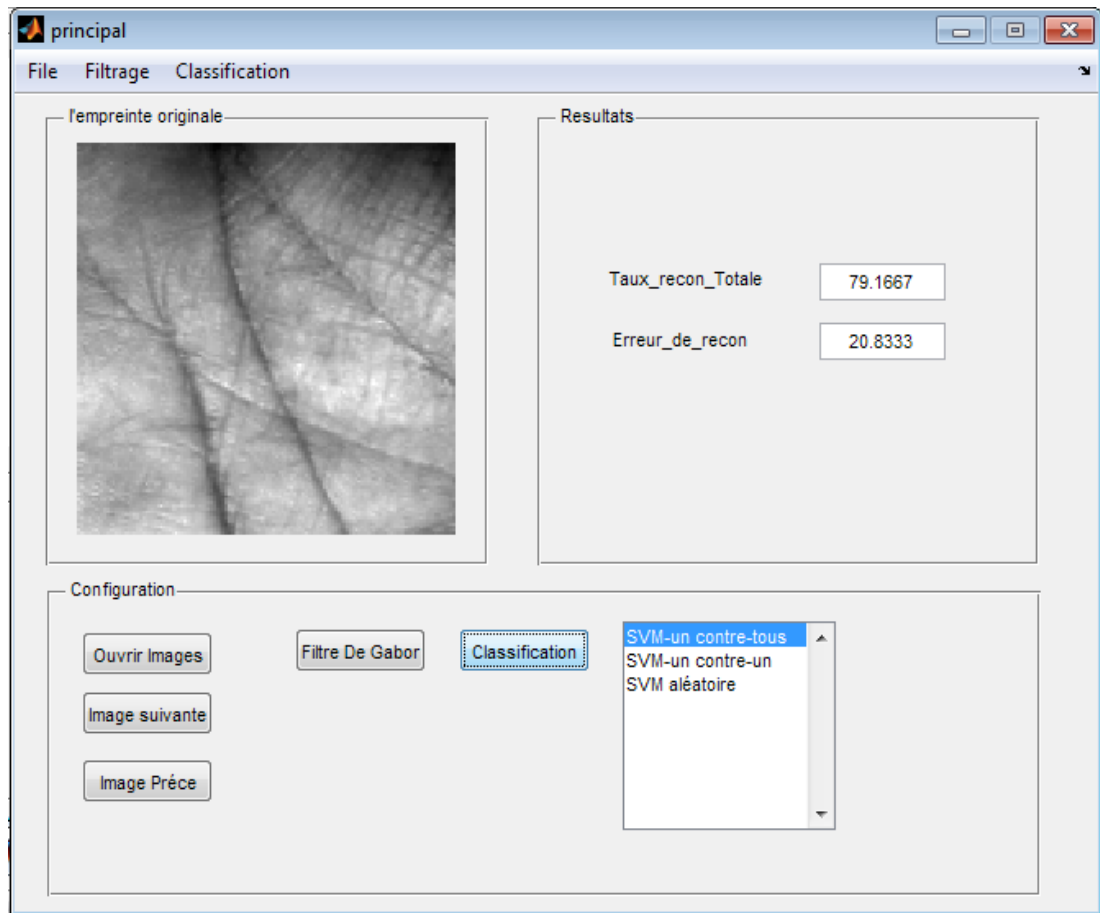
**Figure 4.10**-L'interface d'acquisition.

- Cet onglet permet de faire la filtrage par filtre de Gabor



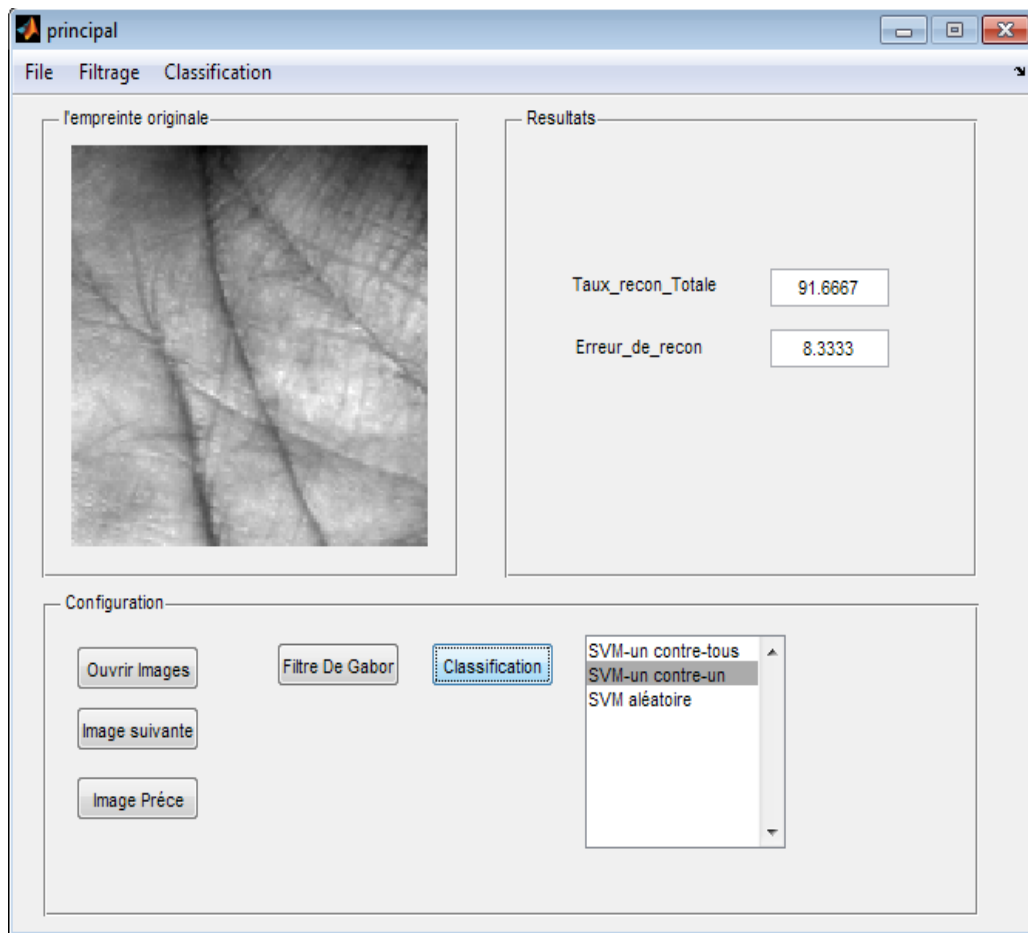
**Figure 4.11**-L'interface de filtrage.

- Cet onglet permet la classification « un contre-tous »



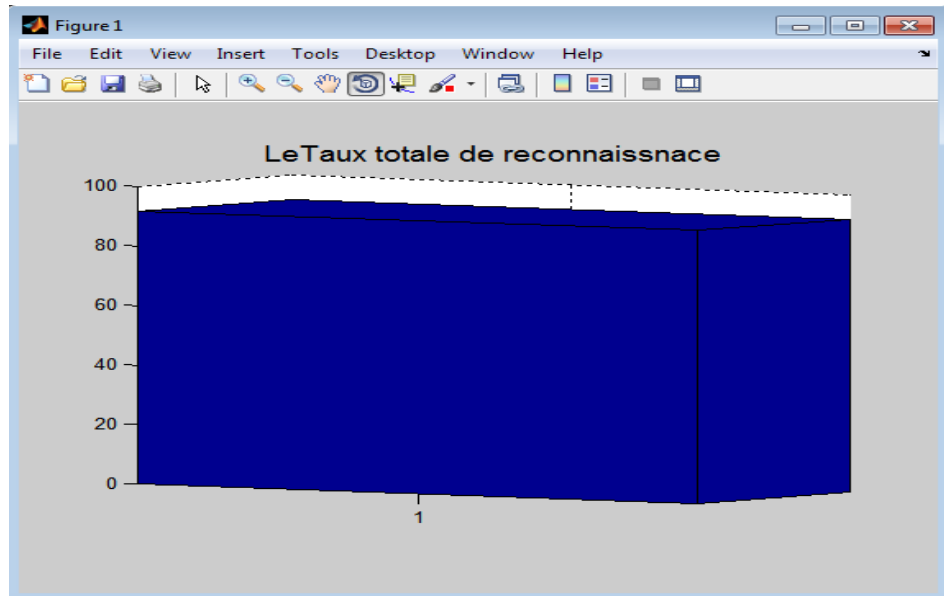
**Figure 4.12**-L'interface de classification « un contre-tous ».

- Cet onglet permet la classification « un contre- un »



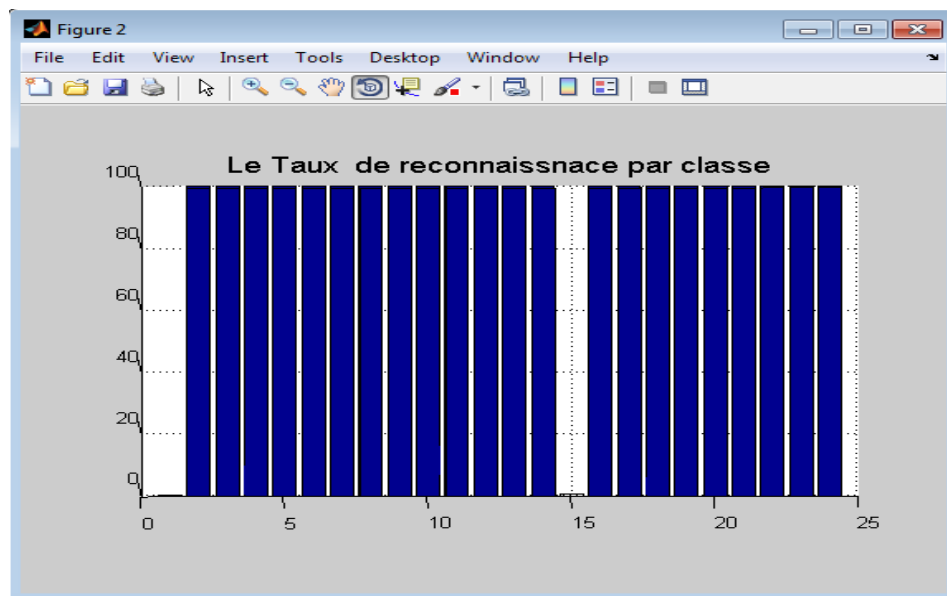
**Figure 4.13-**L'interface de classification « un contre- un ».

- Cet onglet permet le taux totale de reconnaissance « un contre –un »



**Figure 4.14**-L'interface de taux totale de reconnaissance « un contre- un ».

- Cet onglet permet le taux de reconnaissance par classe « un contre –un »



**Figure 4.15**-L'interface de taux de reconnaissance par classe « un contre- un ».

## 7. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre de nouvelles approches pour la reconnaissance biométrique par les empreintes palmaires qui utilisent l'apprentissage automatique.

En premier lieu, notons que la phase d'extraction de caractéristiques sur les images de empreintes palmaires 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.