

Introduction

Dans ce chapitre, nous allons consacrer la première section à présenter les outils que nous avons utilisés dans l'implémentation de notre application. Une deuxième partie permettra d'implémenter présenter les différents techniques qui ont été utilisés pour la réalisation de notre système. La troisième partie sera réservée à montrer les interfaces graphiques de notre application développée en langage GUI MATLAB.

1. Les outils et les techniques informatiques

1.1. Matlab

MATLAB, abréviation de (*Matrix Laboratory*), est un applicatif dédié au calcul scientifique, développé par MathWorks. MATLAB est considéré comme un langage de programmation au même titre que C, C++, FORTRAN. Toutefois, il est plus performant dans le sens où il permet la résolution de nombreux problèmes en beaucoup moins de temps qu'il n'en faudrait pour les formuler en langage compilé. De plus, il intègre de nombreuses boîtes à outils « *toolbox* » dans de nombreux domaines (traitement du signal, traitement d'image, optimisation, contrôle ...).

Dans notre cas, MATLAB n'a pas que des qualités. En effet, les programmes MATLAB sont écrits en langage script, ce qui nécessite la présence de l'applicatif pour pouvoir interpréter le code. [24]

1.2. Ensemble de données d'oreilles AMI :

Une base de données auditive à partir de l'analyse mathématique des images (AMI) est donnée pour une utilisation gratuite dans les applications scientifiques pour atteindre l'oreille identification. La base de données a été créée par Esther Gonzalez. Tout Les images ont été prises dans un environnement intérieur. La base de données a été acquise de 100 sujets différents, ayant la tranche d'âge de 19 à 65 ans. Pour chaque individu, sept images (six images de l'oreille droite et une image de l'oreille gauche) étaient pris. La résolution de ces images est de 492 x 702 pixels en Format jpg. L'image échantillon est illustrée sur la figure 4.1. [2]



Figure 4.1 Exemple d'image de la base de données AMI.

2. L'architecture du système proposé

On a défini notre système et son rôle en mode identification, ce qui détermine l'identité d'un individu inconnu à partir d'une base de données d'identités, on parle de test 1 : N. Dans ce cas, le système peut alors soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au profil le plus proche retrouvé dans la base (ou une liste des profils proches), soit rejeter l'individu. Les étapes de ce système sont représentées dans la figure 4.2 comme suite :

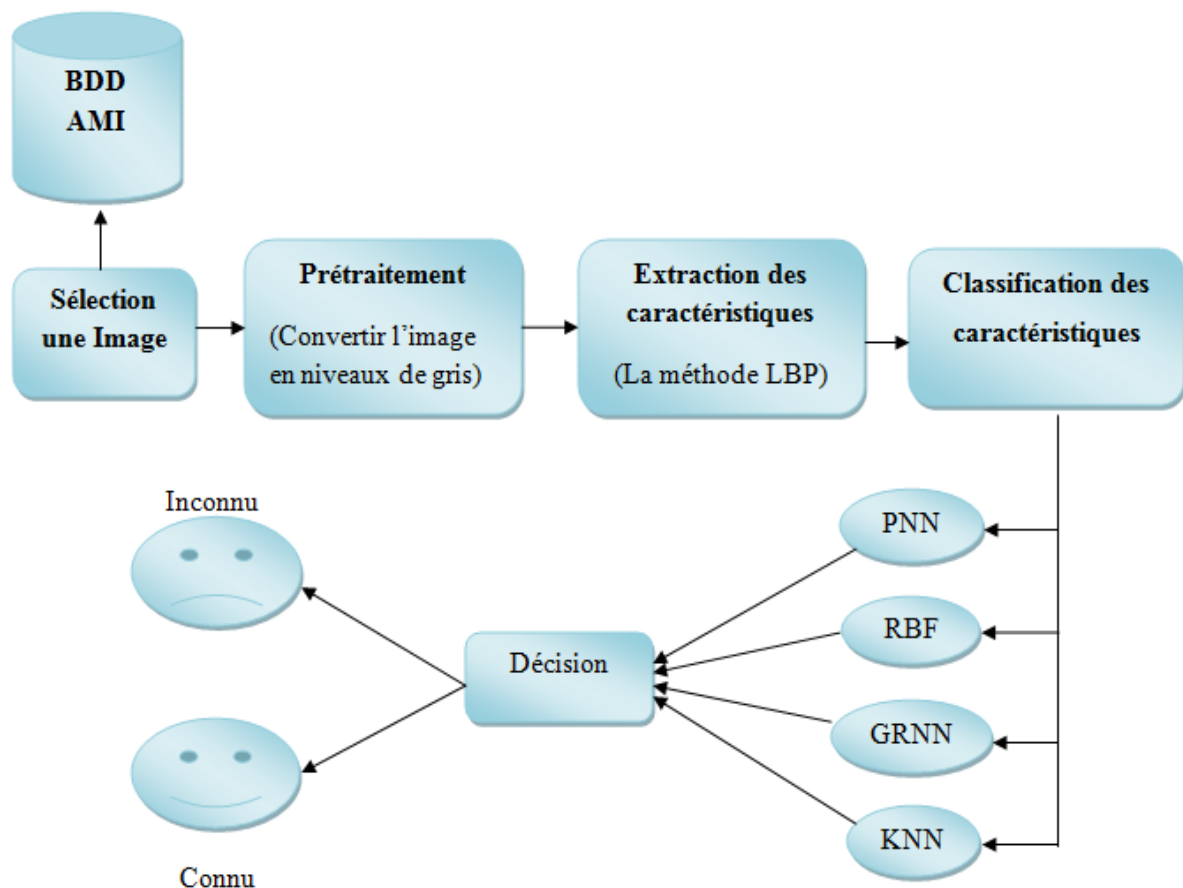


Figure 4.2 Architecture de notre système.

2.1. Prétraitement des données

C'est une phase importante dans un système d'identification dans la mesure où elle augmente les performances du système, Dans notre cas cette phase se fait convertir l'image en niveaux de gris, la normalisation, correction des erreurs...etc.

2.2. Extraction des caractéristiques

La méthode d'extraction des caractéristiques est l'étape le plus important dans le système de reconnaissance, car dans cette étape les caractéristiques extraites représentent les informations importantes portées par une oreille ce qui mène à une meilleure reconnaissance.

Dans cette étape nous avons appliqué la méthode motifs binaire locale (LBP) sur la base AMI.

2.3. Classification des caractéristiques

La classification, en général, se réfère au classement ou groupement d'éléments de données dans des ensembles similaires. Cette information est souvent utile dans l'étape d'analyse pour n'importe quel système de traitement du signal ou de données. Les méthodes de classification choisit dans notre travaille sont : la méthode KNN, les réseaux de neurone (PNN, RBF, GRNN)

2.4. Décision

La décision consiste la mesure de similarité entre les défèrent images, Dans ce cas, nous obtenons les décisions en compte de deux réponse (Connu/Inconnu).

Le but de notre projet est d'évaluer le taux de reconnaissance de différents algorithmes que nous avons présenté dans le chapitre précédent, en suivant un protocole de test basé sur la mesure de taux de reconnaissance comme le montre l'équation suivante :

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{\text{le nombre d'images de teste reconnues}}{\text{le nombre totale des images de teste}} \quad (4.1)$$

3. Architecteur d'un réseau PNN (la Sélection des paramètres PNN)

PNN : l'algorithme d'apprentissage du réseau neuronal PNN utilisé dans notre system reconnaissance d'oreille du système ne requiert pas de nombreux paramètres que d'autres réseaux de neurones (MLP, BP, LVQ.etc). En revanche un seul paramètre nécessaire pour contrôler la performance du réseau est le paramètre de lissage (smothing) σ . Dans notre application nous avons fait une série d'expériences afin sélection le meilleur paramètre de lissage lequel le réseau va converger.

Le réseau neuronal probabiliste PNN utilisé dans notre système se compose en deux couches:

- **Couche d'entrée:** La première couche est la couche d'entrée et le nombre d'unités cachées est le nombre de variables d'entrée et reçoit les données d'entrée (la taille de vecteur de caractéristique pour chaque approche utilisée dans ce mémoire).
- **Couche de sortie:** la taille de cette couche est le nombre de personnes de la base donnees (Ex: AMI, 100 personnes).

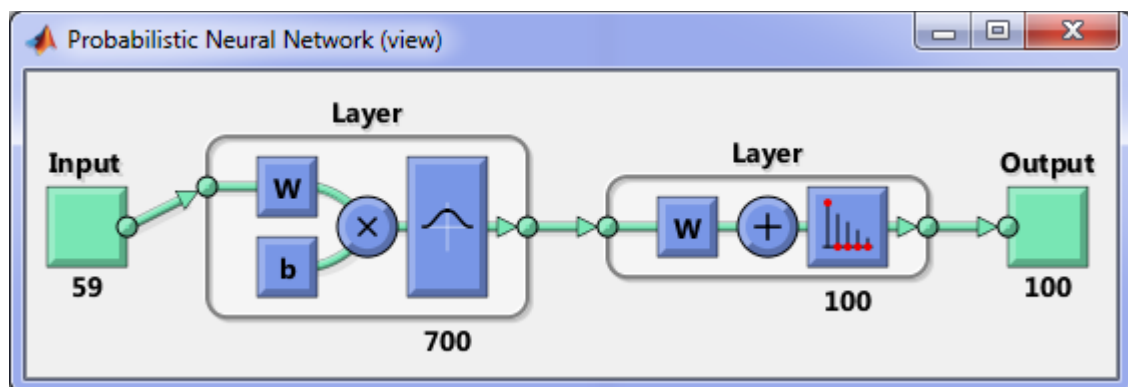


Figure 4.3 Exemple : architecteur d'un réseau neurone PNN

GRNN, RBF: L'architecture de chaque réseau neuronal est caractérisée par: une couche d'entrée ayant un nombre de neurone égal au nombre des caractéristiques; une couche cachée dont le nombre de neurone est déterminée expérimentalement et une couche de sortie ayant un nombre de neurone égal au nombre des classes à discriminer et chaque sortie étant dédié à une classe donnée.

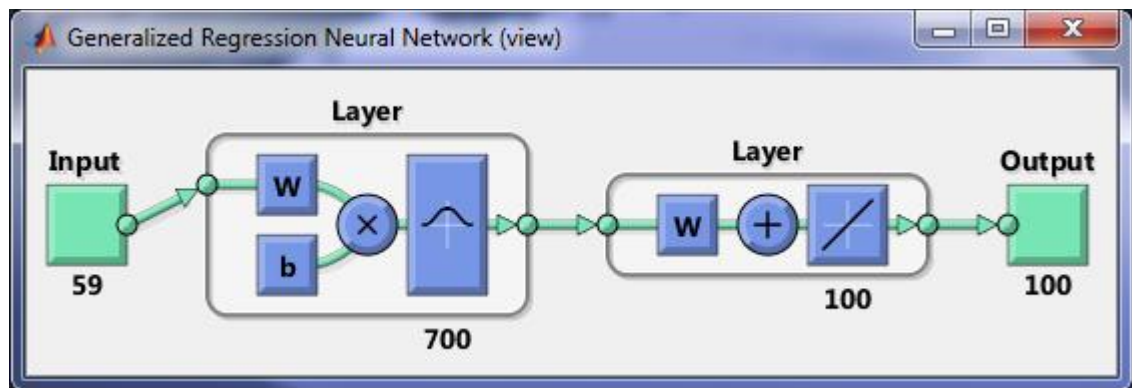


Figure 4.4 Exemple : architecteur d'un réseau neurone GRNN.

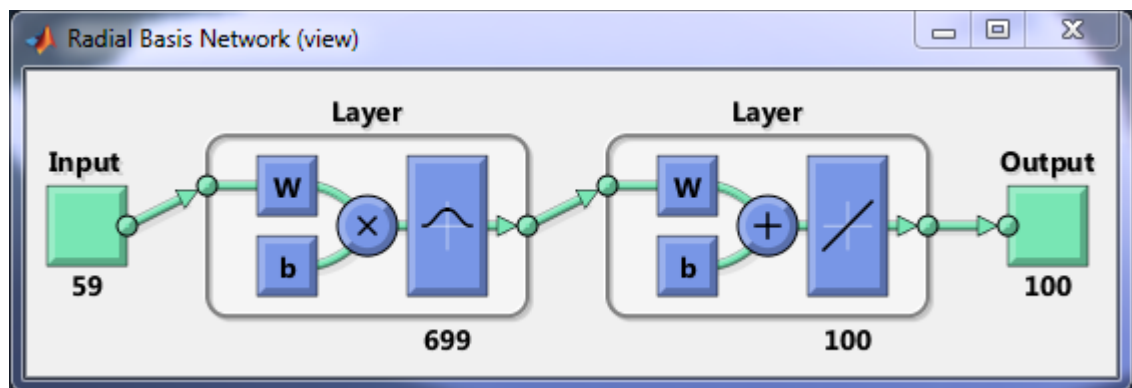


Figure 4.5 Exemple : architecteur d'un réseau neurone RBF.

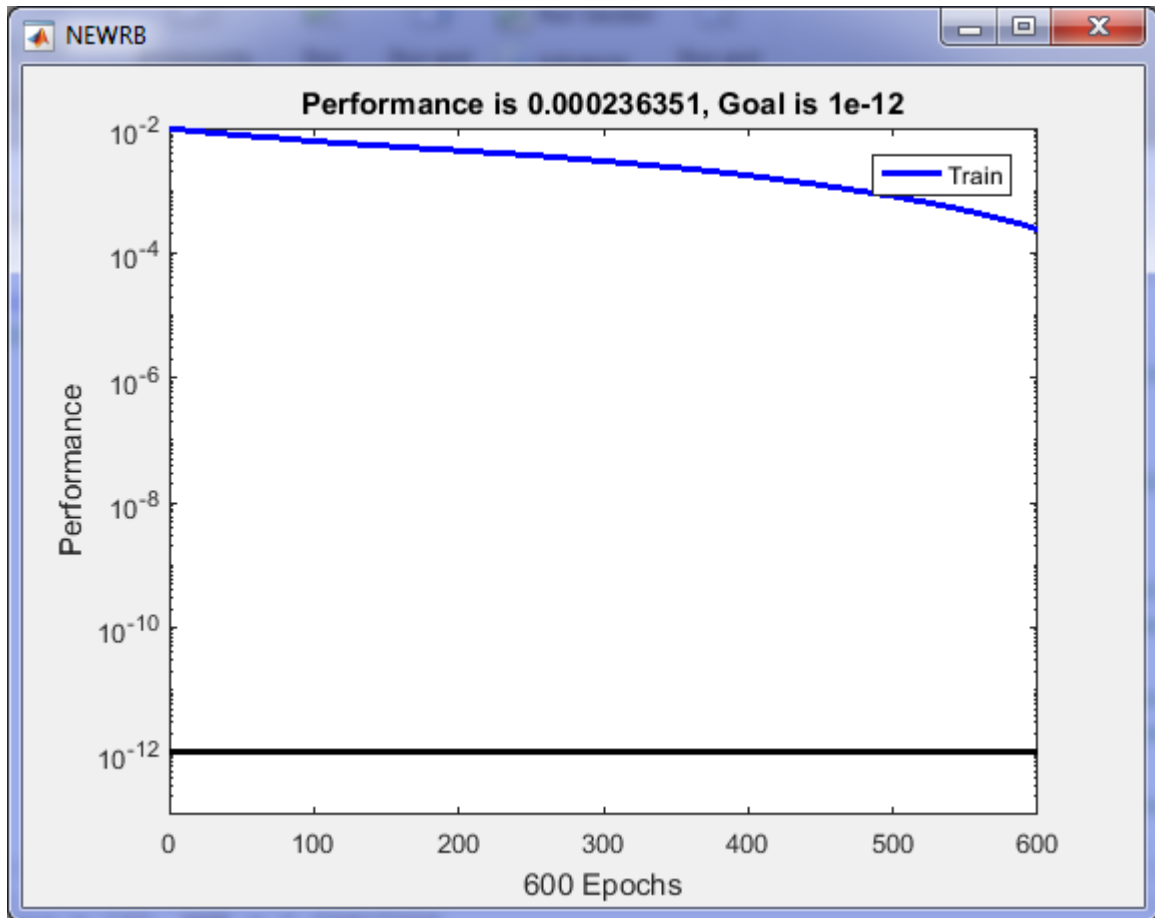


Figure 4.6 Performance d'un réseau neurone RBF.

4. Les résultats obtenus avec différent critères

Il contient des plusieurs critères dans la méthode motifs binaire locale (LBP), on travaillé sur ces critères dans les cas suivante : P représente le nombre des pixels pour chaque block de LBP ($p=8$, $p=16$), R le rayon de la région ($R=1$, $R=2$) et le type de mapping ('u2', 'riu2'), nous avons utilisés ces critères sur deux phases pour comparé notre résultats entre eux.

Dans la premier expérience nous divisons la base de donné en deux ensemble la première c'est l'ensemble d'apprentissage qui contient 5 image de chaque individu, et la deuxième ensemble du test collectée 2 image de chaque individu, on a redimensionné la taille des images avec taille fixé [700 700].

				KNN	PNN	RBF	GRNN
P=8	R=1	U2	Taux	24%	60%	1.2450%	1.23%
			Performance	76%	39.5%	98.755%	98.77%
		riu2	Taux	39%	70%	2.06%	1.47%
			Performance	61%	30%	97.94%	98.53%
	R=2	U2	Taux	14.5%	55.5%	13.62%	1.133%
			Performance	85.5%	44.5%	86.38%	98.87%
		riu2	Taux	55%	71.50%	2.265%	1.45%
			Performance	45%	28.5%	97.735%	98.55%
P=16	R=1	U2	Taux	47%	54.5%	0.845%	1.14%
			Performance	53%	45.5%	99.155%	98.86%
		riu2	Taux	33.5%	63.5%	1.275%	1.36%
			Performance	66.5%	36.5%	98.725%	98.64%
	R=2	U2	Taux	59.5%	48.5%	9.155%	0.98%
			Performance	40.5%	51.5%	90.845%	99.02%
		riu2	Taux	37.5%	66%	1.9%	1.25%
			Performance	62.5%	34%	98.1%	98.75%

Tableau 4.1 les résultats obtenu dans cas l'apprentissage contient 5 images et le test contient 2 images, taille d'image [700 700].

Nous illustrons le tableau 4.1 sous forme un histogramme comme suit :

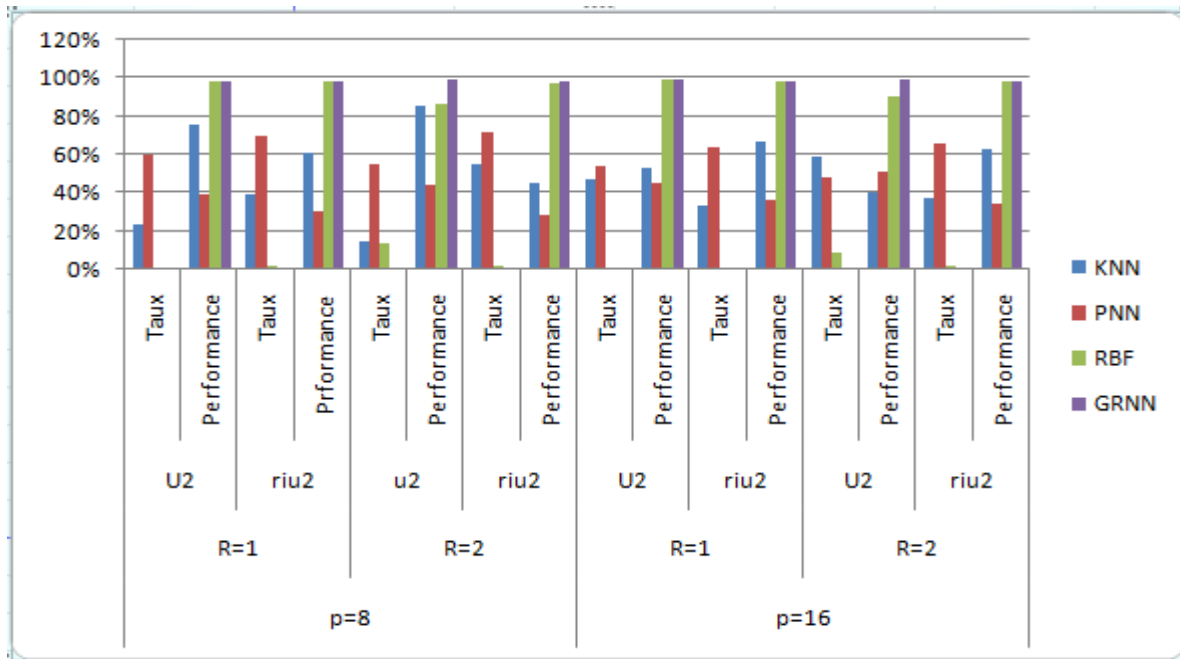


Figure 4.7 le taux de classification pour la technique LBP combinée avec classifieurs KNN, PNN, RBF et GRNN

Discussion

- ✓ Le tableau suivant montre l'évaluation de taux de reconnaissance des méthodes (LBP avec les différents classifieurs) selon le nombre de training de chaque classe et les paramètres de LBP(R, P, U).
- ✓ À partir de ces résultats, nous constatons que la méthode LBP-GRNN réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes (99.2%).
- ✓ le choix de paramètres de LBP influe sur la précision de taux de reconnaissance, nous avons trouve que la combinaison de paramètres P=16, R=2, U2 donne le meilleur taux de reconnaissance.

Dans la deuxième expérience nous divisons la base de données en deux ensembles la première c'est l'ensemble d'apprentissage qui contient 4 images de chaque individu, et la deuxième ensemble du test collectée 3 images de chaque individu, nous avons normalisé la taille des images avec une taille fixée [700 700].

				KNN	PNN	RBF	GRNN
P=8	R=1	U2	Taux	23.33%	61%	1.1467%	1.22%
			Performance	76.6667%	39%	98.8533%	98.78%
		riu2	Taux	60%	74.667%	1.8367%	98.46%
			Performance	40%	25.333%	98.1633%	98.46%
	R=2	U2	Taux	16.333%	59.33%	3.1333%	1.18%
			Performance	83.6667%	40.6667%	96.8667%	98.82%
		riu2	Taux	55%	73.333%	2.9233%	1.4867%
			Performance	45%	26.666%	97.0767%	98.513%
P=16	R=1	U2	Taux	44.33%	60%	1.6%	1.22%
			Performance	55.33%	40%	98.4%	98.78%
		riu2	Taux	33.6667%	68%	1.36%	1.413%
			Performance	66.33%	32%	98.64%	98.58%
	R=2	U2	Taux	37.6667%	54.6667%	6.7267%	1.073%
			Performance	62.33%	45.33%	93.273%	98.926%
		riu2	Taux	38.6667%	67.33%	1.933%	1.3267%
			Performance	61.33%	32.6667%	98.0667%	98.673%

Tableau 4.2 les résultats obtenu dans cas l'apprentissage contient 4 images Et le test contient 3 images, taille d'image [700 700].

Discussion

- ✓ Le tableau suivant montre l'évaluation de taux de reconnaissance des méthodes (LBP avec les différents classifieurs) selon le nombre de training de chaque classe et les paramètres de LBP (R, P, U).
- ✓ À partir de ces résultats, nous constatons que la méthode LBP-GRNN réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes (98.78%).
- ✓ le choix de paramètres de LBP influe sur la précision de taux de reconnaissance, nous avons trouve que la combinaison de paramètres P=8, R=1, U2 donne le meilleur taux de reconnaissance.
- ✓ le nombre des individus utilise pour l'apprentissage influer aussi sur le taux de reconnaissance (le taux de reconnaissance augmente si le nombre des individus utilise pour l'ensemble d'apprentissage plus grand que l'ensemble de teste)

Nous illustrons le tableau 4.2 sous forme un histogramme comme suit :

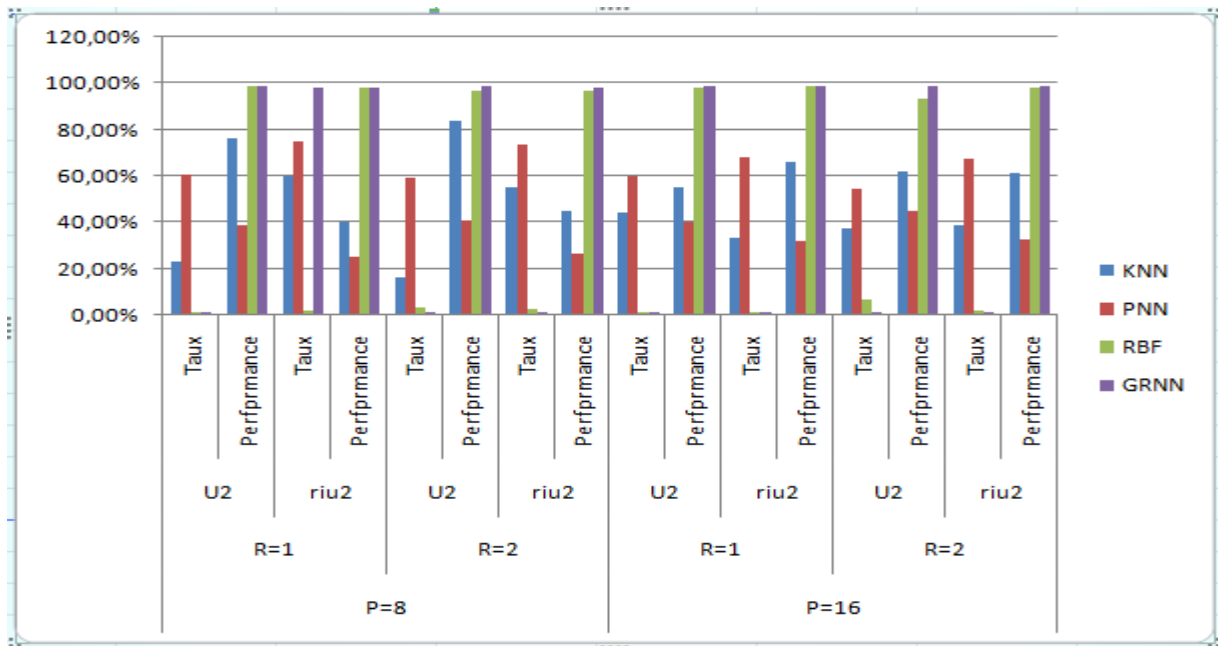


Figure 4.8 Comparaison entre les quatre classifieurs KNN, PNN, RBF et GRNN dans un la deuxième expérience.

Dans la troisième expérience nous divisons la base de données en deux ensembles la première c'est l'ensemble d'apprentissage qui contient 4 images de chaque individu, et la deuxième ensemble du test collectée 3 images de chaque individu, on a utilisé la taille originale des images [702 492].

				KNN	PNN	RBF	GRNN
P=8	R=1	U2	Taux	24.33%	61.6667%	3.36%	1.23%
			Performance	75.6667%	38.3%	96.64%	98.76%
		riu2	Taux	54%	71.6667%	3.583%	1.48%
			Performance	46%	28.3%	96.4167%	98.52%
	R=2	U2	Taux	15.6667%	60.3%	4.463%	1.173%
			Performance	84.3%	39.6667%	95.5367%	98.8267%
		riu2	Taux	44%	77.33%	15.9467%	1.6067%
			Performance	56%	22.6667%	84.053%	98.393%
P=16	R=1	U2	Taux	42.6667%	62.33%	50.03%	1.173%
			Performance	57.33%	37.667%	49.9667%	98.8267%
		riu2	Taux	35.33%	69.667%	2.95%	1.34%
			Performance	64.667%	30.33%	97.05%	98.66%
	R=2	U2	Taux	31.33%	65.667%	8.613%	1.24%
			Performance	68.6667%	34.33%	91.3867%	98.76%
		riu2	Taux	30%	77%	11.2533%	1.38%
			Performance	70%	23%	88.7467%	98.62%

Tableau 4.3 les résultats obtenu dans la troisième expérience (La taille d'image [702 492]).

Nous visualisons le tableau 4.3 sous forme un histogramme comme suit :

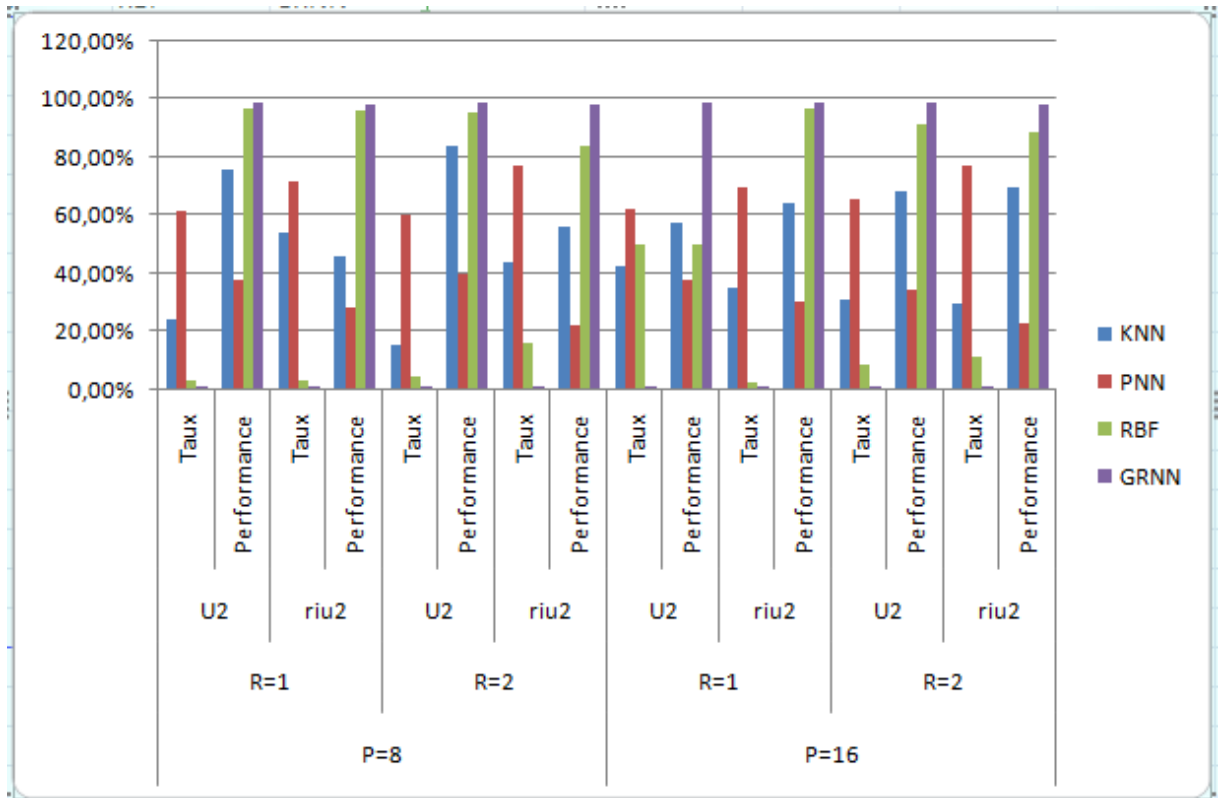


Figure 4.9 Comparaison entre les quatre classifieurs KNN, PNN, RBF et GRNN dans un la troisième expérience.

Discussion

- ✓ Le tableau suivant montre l'évaluation de taux de reconnaissance des méthodes (LBP avec les différents classifieurs) selon le nombre de training de chaque classe et les paramètres de LBP(R, P, U).
- ✓ À partir de ces résultats, nous constatons que la méthode LBP-GRNN réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes (98.82%).
- ✓ le choix de paramètres de LBP influe sur la précision de taux de reconnaissance, nous avons trouve que la combinaison de paramètres P=8, R=2, U2 donne le meilleur taux de reconnaissance.
- ✓ la résolution d'une image influée aussi sur le taux de reconnaissance.

5. Interface graphique

On présente dans cette section les différents aspects du notre système de reconnaissance

5.1. La fenêtre d'accueil



Figure 4.10 La fenêtre d'accueil.

5.2. La fenêtre principale

Cette fenêtre présente les différentes fonctionnalités fournit par notre application. On peut alors choisir l'image, la méthode d'extraction aussi la méthode de classification.

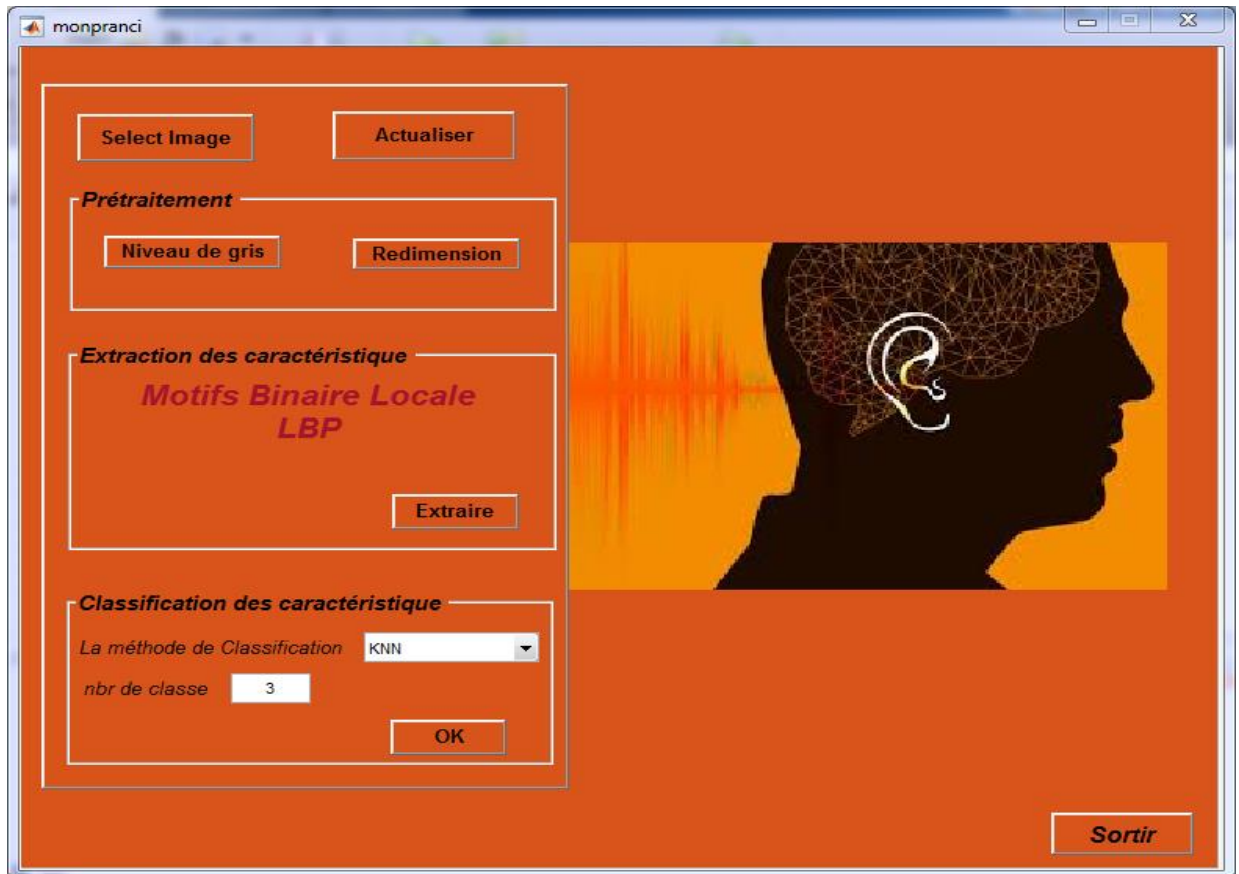


Figure 4.11 La fenêtre principale.

A travers les boutons « niveau de gris » et « redimensionner », On peut afficher l'image prétraité (figure 4.12) :

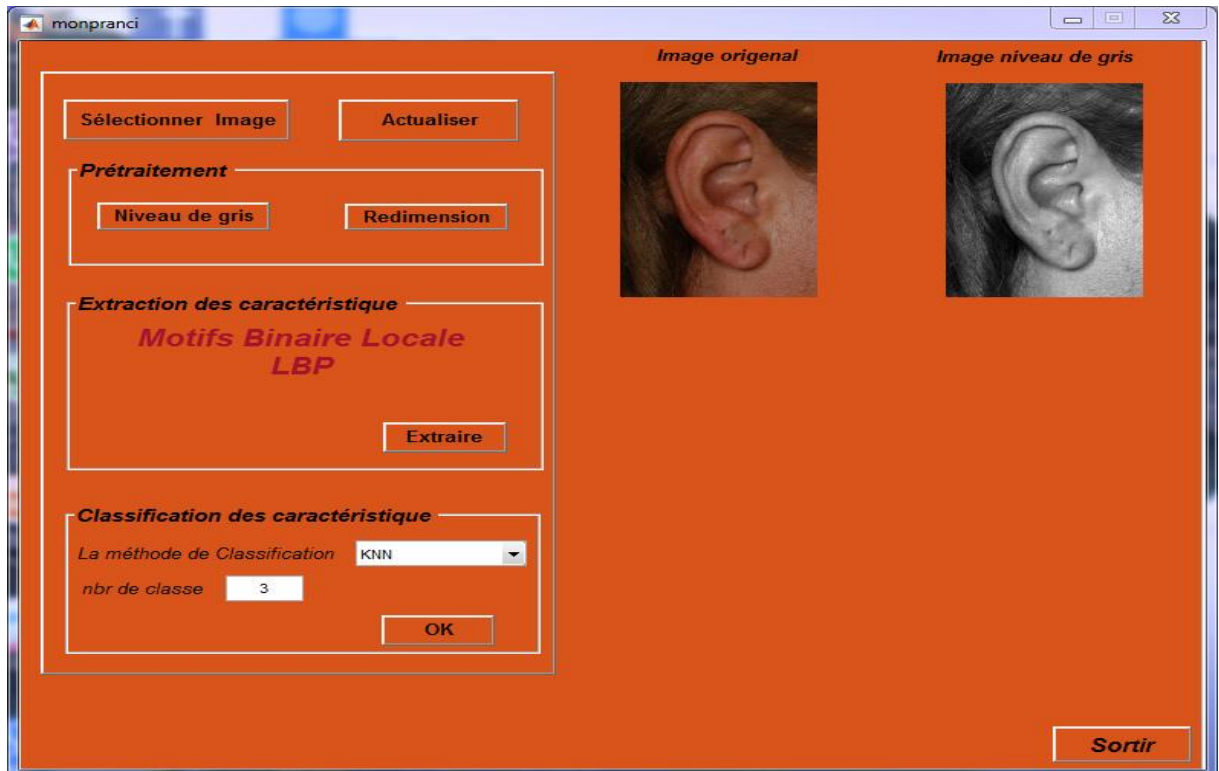


Figure 4.12 Affichage d'image prétraitée.

Peur extraction des caractéristiques d'une image par la méthode LBP on clique sur le bouton « extraire »

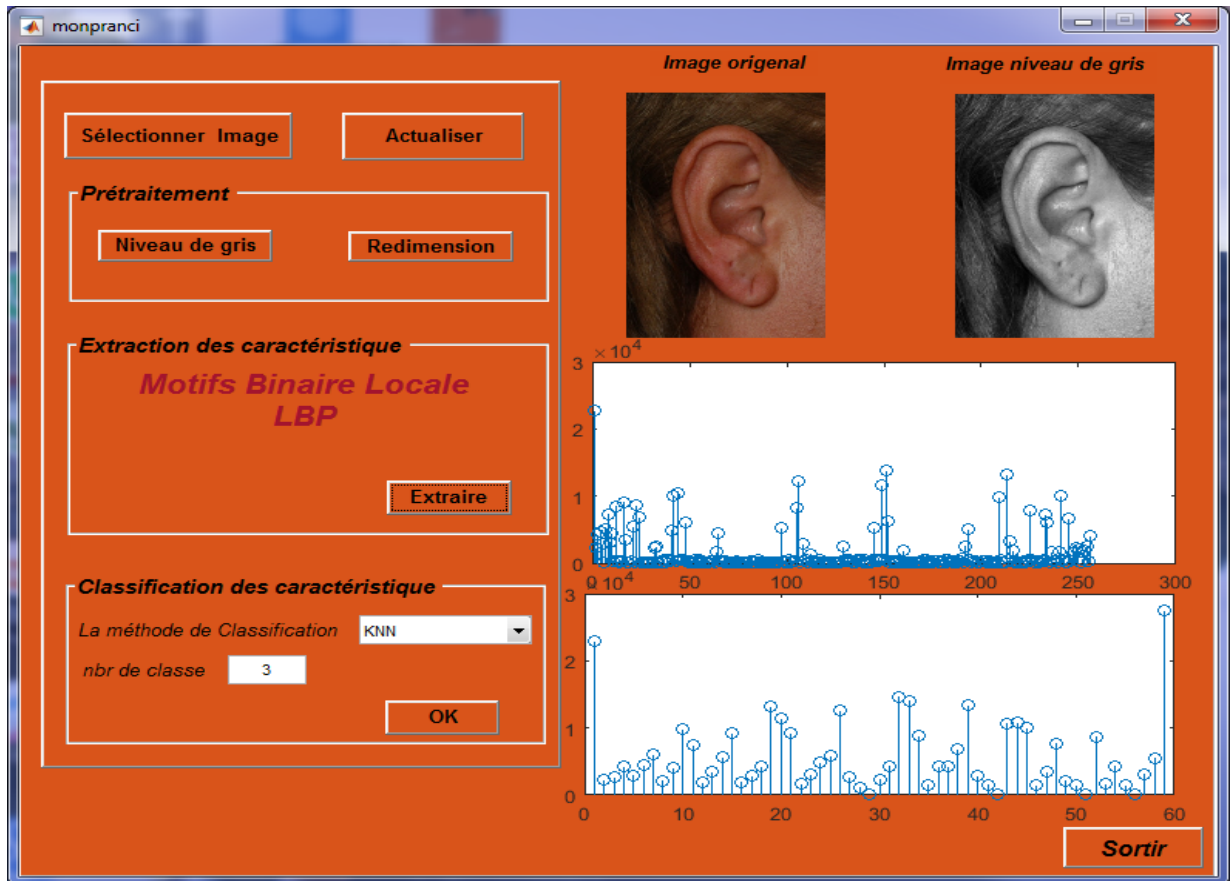


Figure 4.13 Affichage après l'extraction des caractéristiques.

On peut classifier l'image choisit à l'aide du bouton « OK » en choisissant le type de méthode de classification (figure 4.13) :



Figure 4.14 Classification d'une image.

Conclusion

Nous avons présenté, tout au long de ce chapitre, les détails concernant l'implémentation de notre application. Dans la première section, nous avons présenté les outils matériels et logiciels avec les quelles nous avons travaillé.

La seconde section a été réservée à l'illustration différentes étapes de la mise en en place notre approche sur un système de reconnaissance d'un individu par la géométrie de l'oreille. Notre approche a été évalué sur la base de donnés AMI.

Enfin, nous avons exposé et commenté, dans la dernière section, les différentes interfaces composant l'application en GUI MATLAB produit notre de recherche.

Sommaire

Tableau 4.1 les résultats obtenu dans cas l'apprentissage contient 5 images et le test contient 2 images, taille d'image [700 700].	46
Tableau 4.2 les résultats obtenu dans cas l'apprentissage contient 4 images Et le test contient 3images, taille d'image [700 700].	48
Tableau 4.3 les résultats obtenu dans la troisième expérience (La taille d'image [702 492] Nous visualisons le tableau 4.3 sous forme un histogramme comme suit : ...	Error! Bookmark not defined.