

## 1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons consacrer la première section à présenter les outils que nous avons utilisés dans l'implémentation de notre solution. Une deuxième section permettra d'implémenter nos approches décrites au chapitre précédent. La troisième section sera réservée à exposer les interfaces graphiques de notre application développée en langage GUI.

Ce projet a pour but d'étudier les méthodes de reconnaissance d'individus grâce aux signaux ECG d'un. En effet, cela permettrait de extraire les caractéristiques pertinents mouvements de chaque individu afin d'utiliser comme une nouvelle application biométrique sous environnement MATLAB 2016b.

## 2. Base de données

Une base de données est composée de données stockées dans des mémoires de masse sous une forme structurée, et accessibles par des applications différentes et des utilisateurs différents. Une base de données doit pouvoir être utilisée par plusieurs utilisateurs en même temps. Dans ce mémoire, on utilise MIT comme une base de données.

La base de données MIT/BIH

Massachusetts Institute of Technology a créé une base de données des enregistrements des arythmies ECG baptisé MIT-BIH en 1980 à Beth Israel Hospital. La base d'arythmie MIT-BIH contient 90 ECG des enregistrements où chacun est chargé pendant d'une demi-heure d'enregistrements ECG à sur deux canaux. Ces données sont obtenues à partir de 47 sujets étudiés par le Laboratoire d'arythmie à l'hôpital BIH dans le Massachusetts.

Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard parmi un ensemble de 4000 enregistrements ECG chaque 24 heures. Cet ensemble a été recueilli à partir d'une population hybride de patients hospitalisés et de patients externes à la BIH, à propos de 60% et 40% respectivement. Les vingt-cinq enregistrements restants ont été sélectionnés à partir du même mis pour inclure des arythmies significatives qui ne seraient pas très claires dans un échantillon aléatoire. Chaque enregistrement de patient dans la base de données MIT-BIH, étiqueté 1 à 90, le taux d'échantillonnage des enregistrements sont de 500 échantillons / seconde avec une résolution de 11 bits. [18]

### 3. Principe de notre système

Dans cette partie, nous présenterons les différentes étapes appliquées sur le signal ECG de chaque individu existant dans la base de données MIT. Le schéma général de notre méthode est présenté dans la figure 3.1. Le processus d'identification ECG proposé dans ce contexte est défini comme suit:

1. le prétraitement de l'ECG, la détection des pics,
2. la segmentation, le fenêtrage de l'ECG,
3. extraction des paramètres, qui sont considérés des distances entre les pics d'ECG.
4. classification par réseau de neurones RBF et KNN.

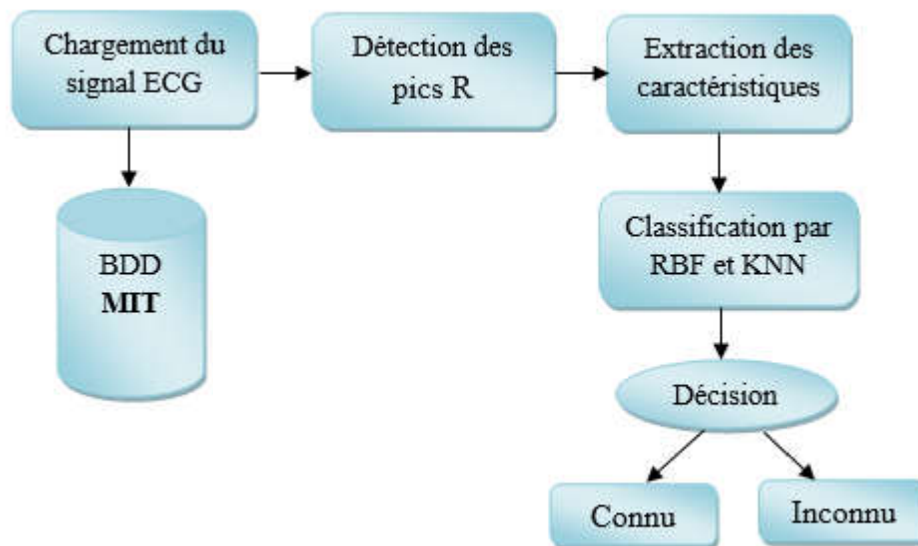


Figure 3.1 : Schéma général de notre méthode.

#### 3.1 Chargement du signal ECG

Dans la première étape, nous chargeons le signal ECG à partir de notre base de données MIT/BIH.

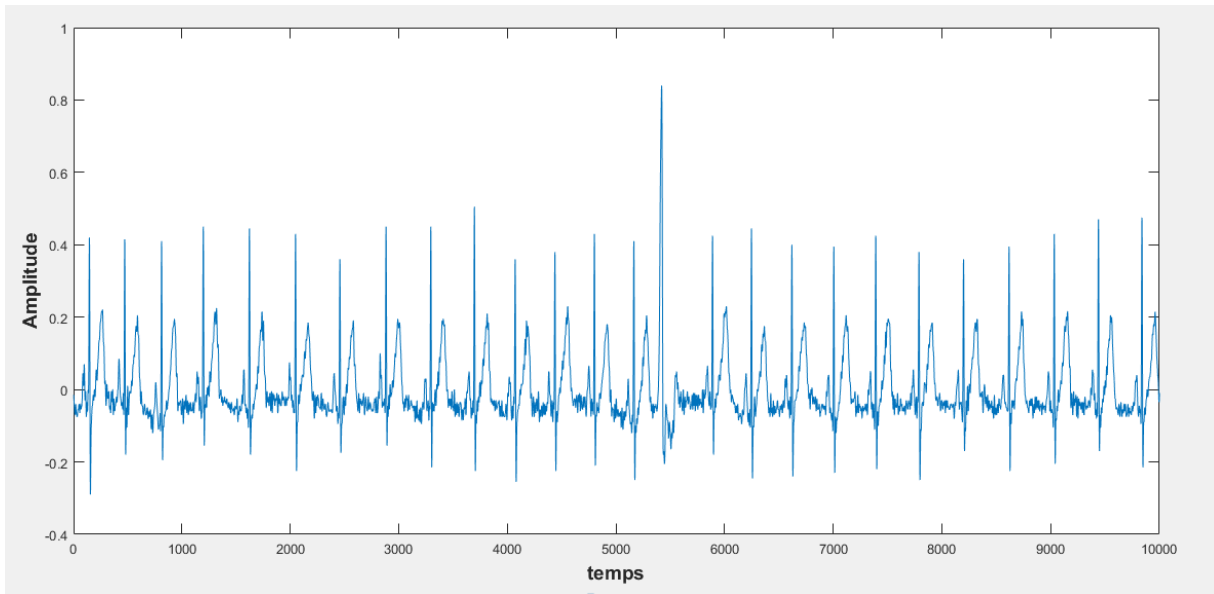


Figure 3.2 : Le Signal Original.

### 3.2 Détection de pic R

Pour détecter les pics 'R' dans un signal ECG, nous avons suivons une approche de seuillage pour localiser les pic 'R' dans chaque enveloppe complexe QRS.

Le seuil est donné par :

$$\text{Seuil} = (\max(X) + \min(X)) / 2;$$

‘X’ : Le signal ECG.

Nous avons détecté les pics 'R' max et les pics 'R' min dans un signal ECG (la figure 3.3) :

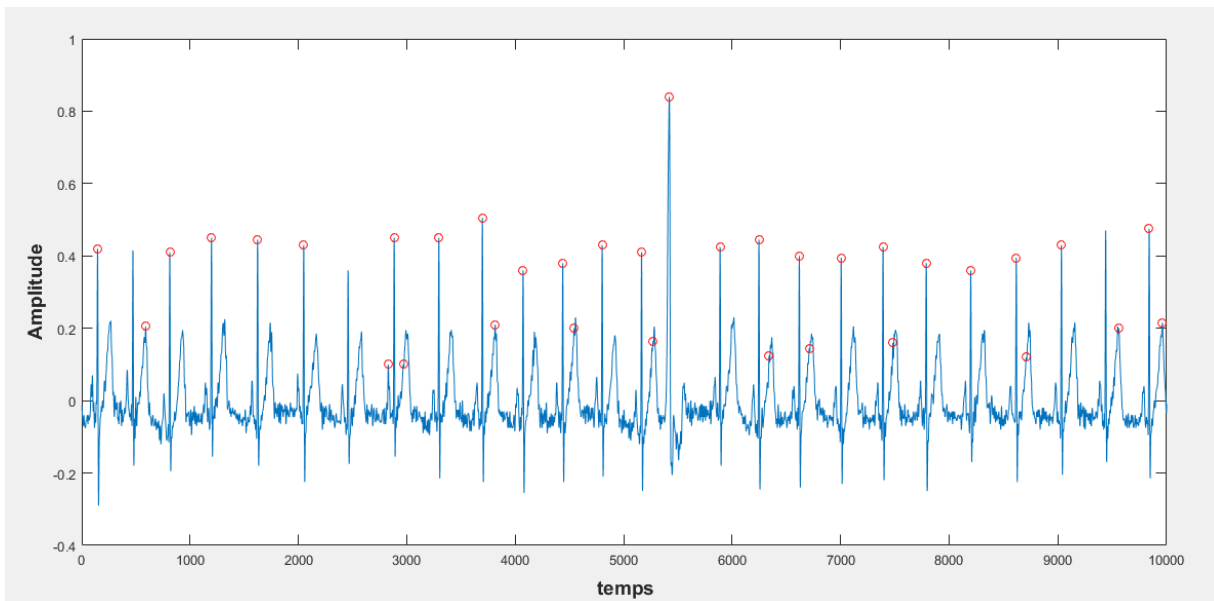


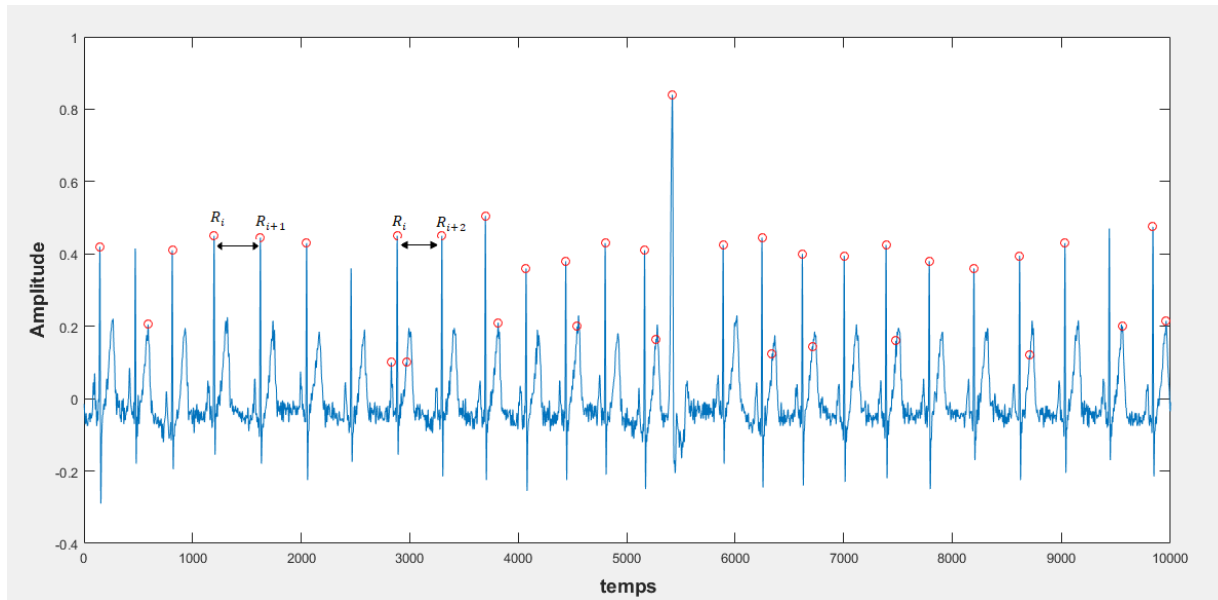
Figure 3.3 : détection des pics R.

### 3.3 Extraction des caractéristiques

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

Dans cette étape nous avons calcul les distances mesurées entre ( $R_i$  et  $R_{i+1}$ ) et ( $R_i$  et  $R_{i+2}$ ) (Baptiser l'intervalle RR) avec les pics 'R' max et les pics 'R' min, qui sont localisées successivement dans un signal ECG.

Une fois les distances sont calculées et enregistré dans un vecteur de taille N que sera représenté les attributs d'un signal ECG.



**Figure 3.4 :** les distances mesurées entre( $R_i$  et  $R_{i+1}$ ) et( $R_i$  et  $R_{i+2}$ ).

### 3.4 Classification par RBF et KNN

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. La classification est effectuée dans cette partie par le KNN et le réseau RBF.

Le KNN : le plus proche voisin, c'est considéré comme un algorithme de classification basé sur métrique euclidienne, qui consiste à trouver la distance minimale entre un attribut inconnu et les attributs d'apprentissage.

Le réseau RBF : est constitué d'une couche d'entrée contenant 30 entrées correspondant au taille du vecteur des distances pics R, d'une couche cachée composée de 10 neurones dont la

fonction d'activation est la fonction gaussienne et d'une couche de sortie contenant 90 neurones égal aux nombres d'individus à identifier (base de données MIT). 50% sont utilisés pendant la phase d'apprentissage du réseau de neurones.

L'apprentissage du réseau RBF consiste à déterminer son architecture (le nombre de fonctions radiales) et à fixer les valeurs des paramètres. La valeur du paramètre du lissage est déterminée empiriquement.

### 3.5 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 :

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{\text{lenombre d'ecg detestereconnues}}{\text{lenombertotaled'ecgdeteste}} \quad (3.1)$$

La performance d'identification est analysée en faisant varier les caractéristiques utilisées pour identifier les différents individus. le choix de R(max, min) et la distance entre les pics ont été pris en considération.

## 4. Résultats et expérimentaux

Dans la première expérience nous avons utilisé les intervalles qui calcule avec les distances mesurées entre ( $R_i$  et  $R_{i+1}$ ) par les pics 'R' max et les pics 'R' min avec les méthodes KNN et RBF.

➤ Les pics R max et min avec un classifieur KNN :

	KNN	
	Pic R Min	Pic R Max
Taux d'erreur	21.67 %	22.22 %
Taux de reconnaissance	78.33 %	77.78 %

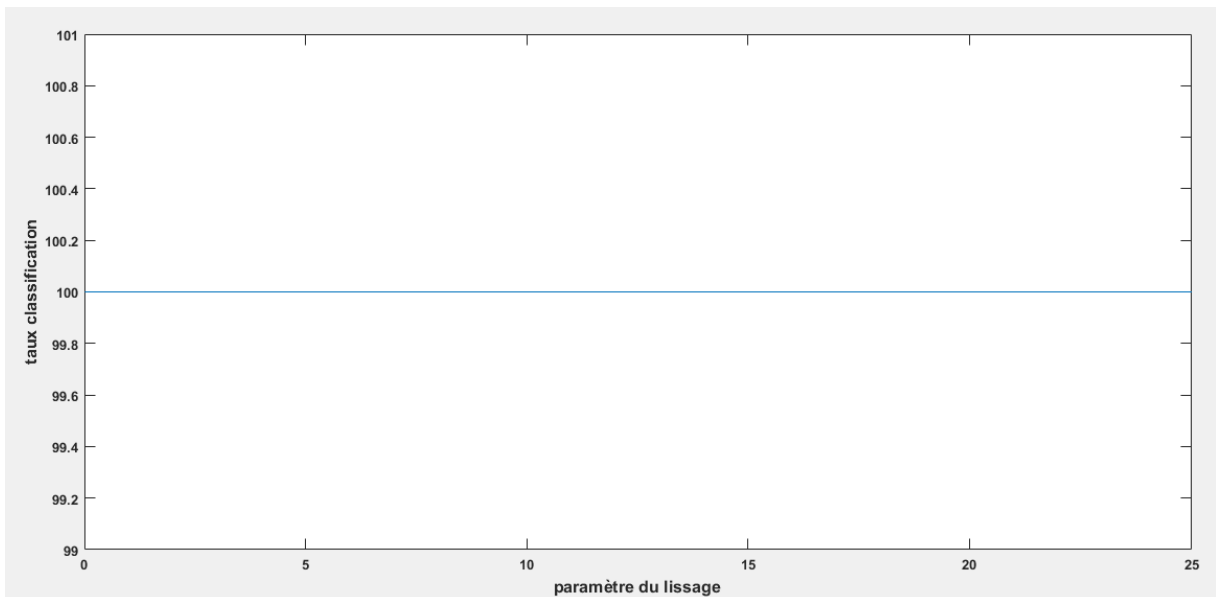
**Tableau 3.1** : Taux de reconnaissance obtenu par KNN( $R_i$  et  $R_{i+1}$ ).

➤ Les pics R max et min avec un classifieur RBF :

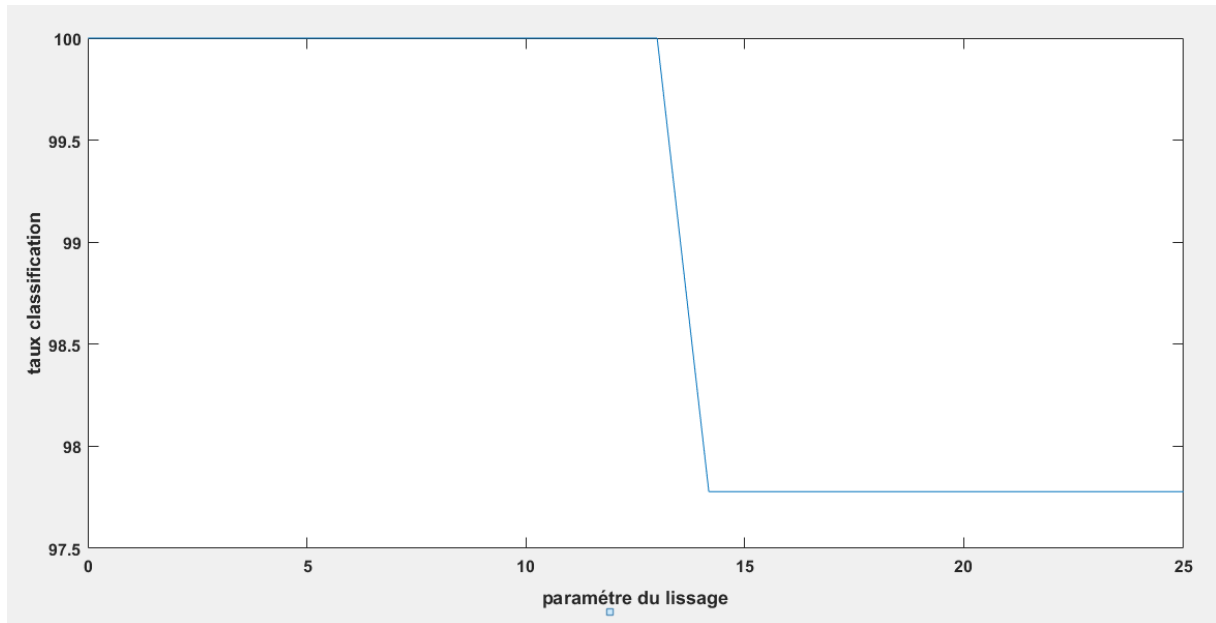
	RBF	
	Pic R Min	Pic R Max
Taux d'erreur	2.22 %	0 %
Taux de reconnaissance	97.78 %	100 %

**Tableau 3.2 :** Taux de reconnaissance obtenus par le réseau RBF( $R_i$  et  $R_{i+1}$ ).

➤ Le choix de paramètres de lissage et influe sur le taux :



**Figure 3.5 :** Taux de classification obtenu en fonction du paramètre de lissage (RBF) (les pics 'R' max).



**Figure 3.6 :** Taux de classification obtenu en fonction du paramètre de lissage (RBF) (les pics ‘R’ min).

#### Discussion :

- ✓ Les tableaux (3.1 et 3.2) montrent l’évaluation de taux de reconnaissance obtenus par les caractéristiques qui sont les intervalles RR (Pic R Min et Pic R Max) avec les différents classifieurs KNN et RBF.
- ✓ À partir de ces résultats, nous constatons que la méthode RBF (avec Pic R Max) réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes, (100 %).

Dans la deuxième expérience nous avons utilisé les intervalles qui calcule avec les distances mesurées entre ( $R_i$  et  $R_{i+2}$ ) par les pics ‘R’ max et les pics ‘R’ min avec les méthodes KNN et RBF.

➤ Les pics R max et min avec un classifieur KNN :

	KNN	
	Pic R Min	Pic R Max
Taux d’erreur	22.22%	22.78 %
Taux de reconnaissance	77.78 %	77.22 %

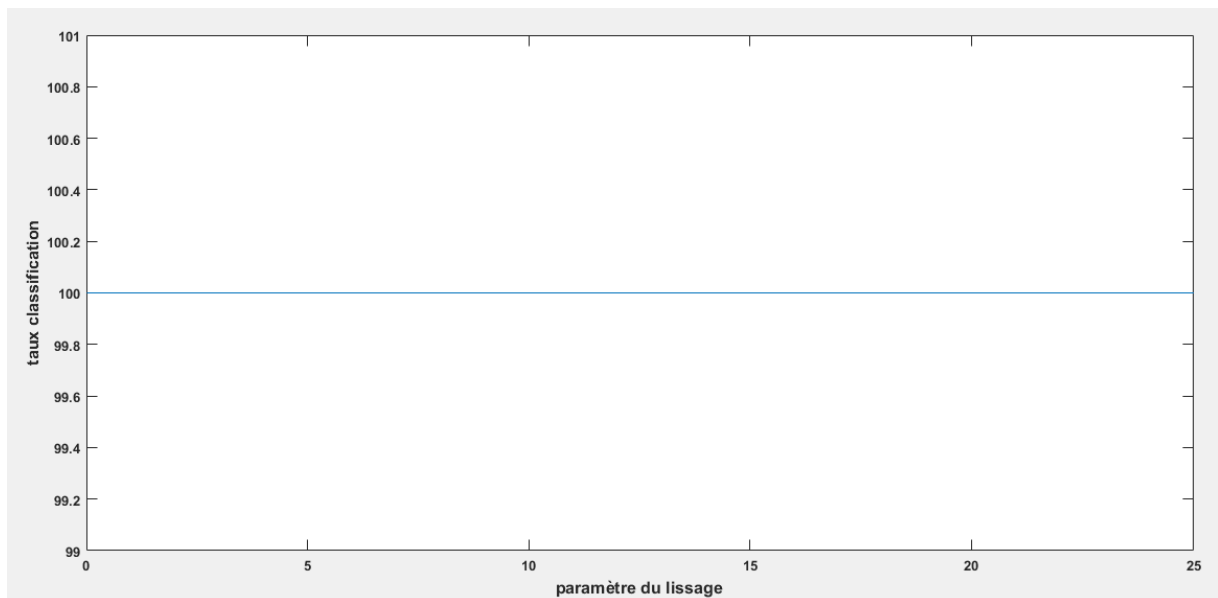
**Tableau 3.3 :** Taux de reconnaissance obtenus par le réseau KNN( $R_i$  et  $R_{i+2}$ ).

- Les pics R max et min avec un classifieur RBF :

	RBF	
	Pic R Min	Pic R Max
Taux d'erreur	0 %	0 %
Taux de reconnaissance	100 %	100 %

**Tableau 3.4 :** Taux de reconnaissance obtenus par le réseau RBF( $R_i$  et  $R_{i+2}$ ).

- Le choix de paramètres de lissage et influence sur le taux :



**Figure 3.7 :** Taux de classification obtenu en fonction du paramètre de lissage(RBF),(les pics 'R' max et min).

### Discussion :

- ✓ Les tableaux (3.3 et 3.4) montrent l'évaluation de taux de reconnaissance obtenu avec les classifieurs à savoir KNN et RBF.
- ✓ À partir de ces résultats, nous constatons que la méthode RBF réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes, (100 %).
- ✓ La classification des données est assurée par le réseau de neurones RBF. Elle s'effectue en deux phases, à savoir, la phase d'apprentissage et la phase d'identification. Pour chaque individu, les R pics sont utilisées dans la phase



d'apprentissage. Les performances du système proposé sont évaluées en faisant évoluer le choix de R utilisées pour identifier les individus.

## 5. Présentation de l'application

On présente dans cette section les différents aspects du notre système de reconnaissance d'ECG.

### 5.1 La fenêtre d'accueil

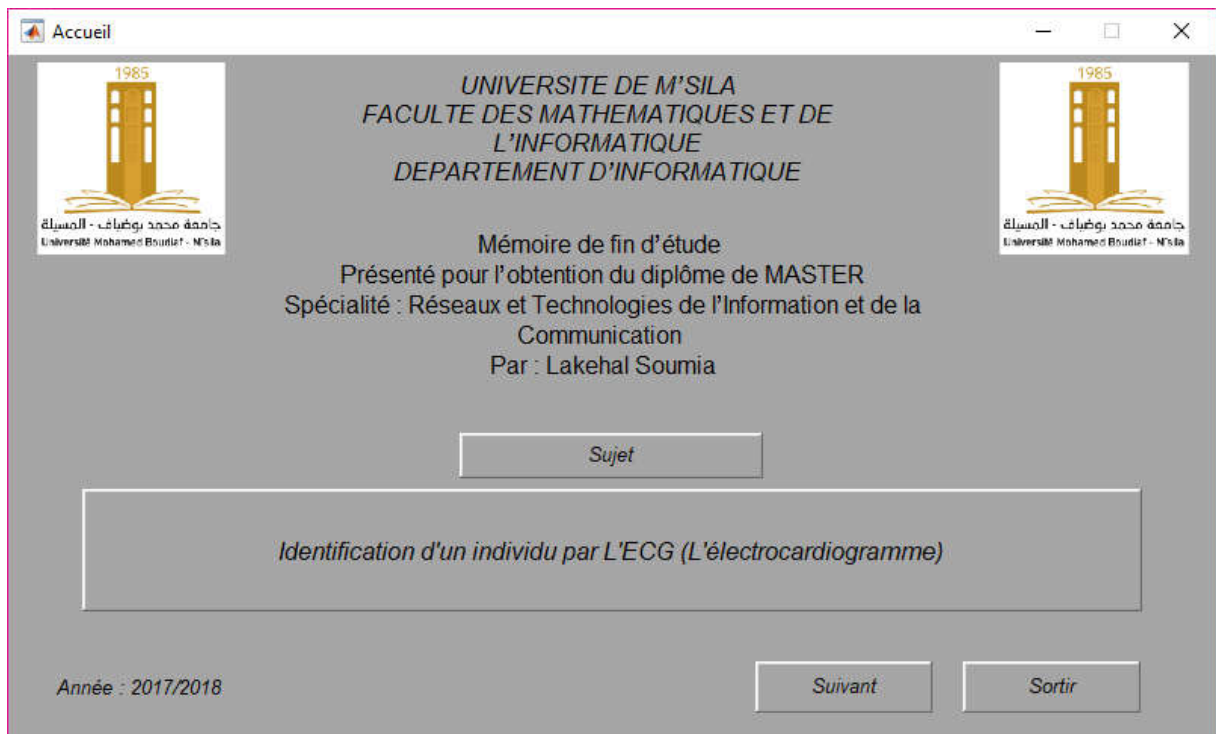
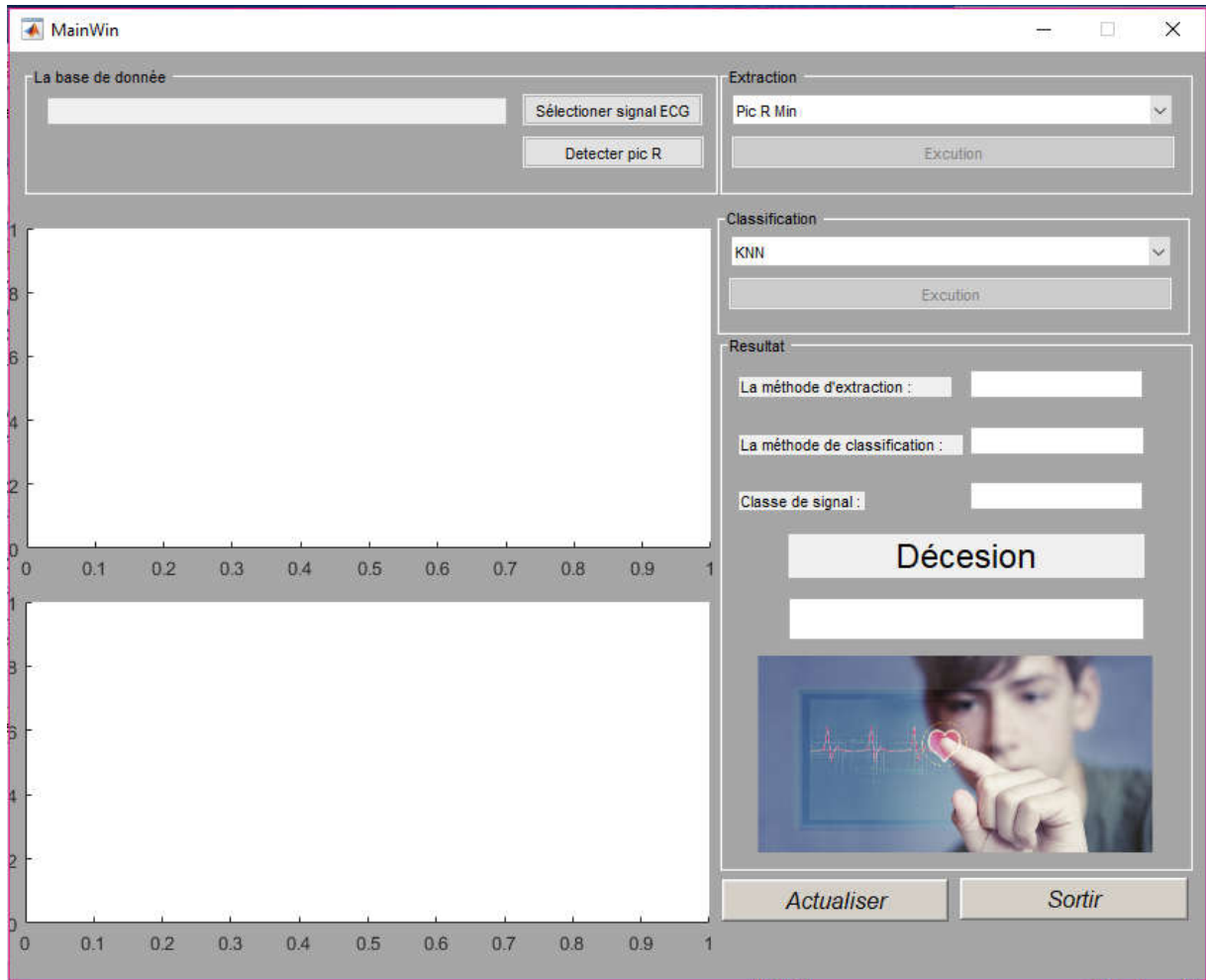


Figure 3.8 : Fenêtre d'accueil.

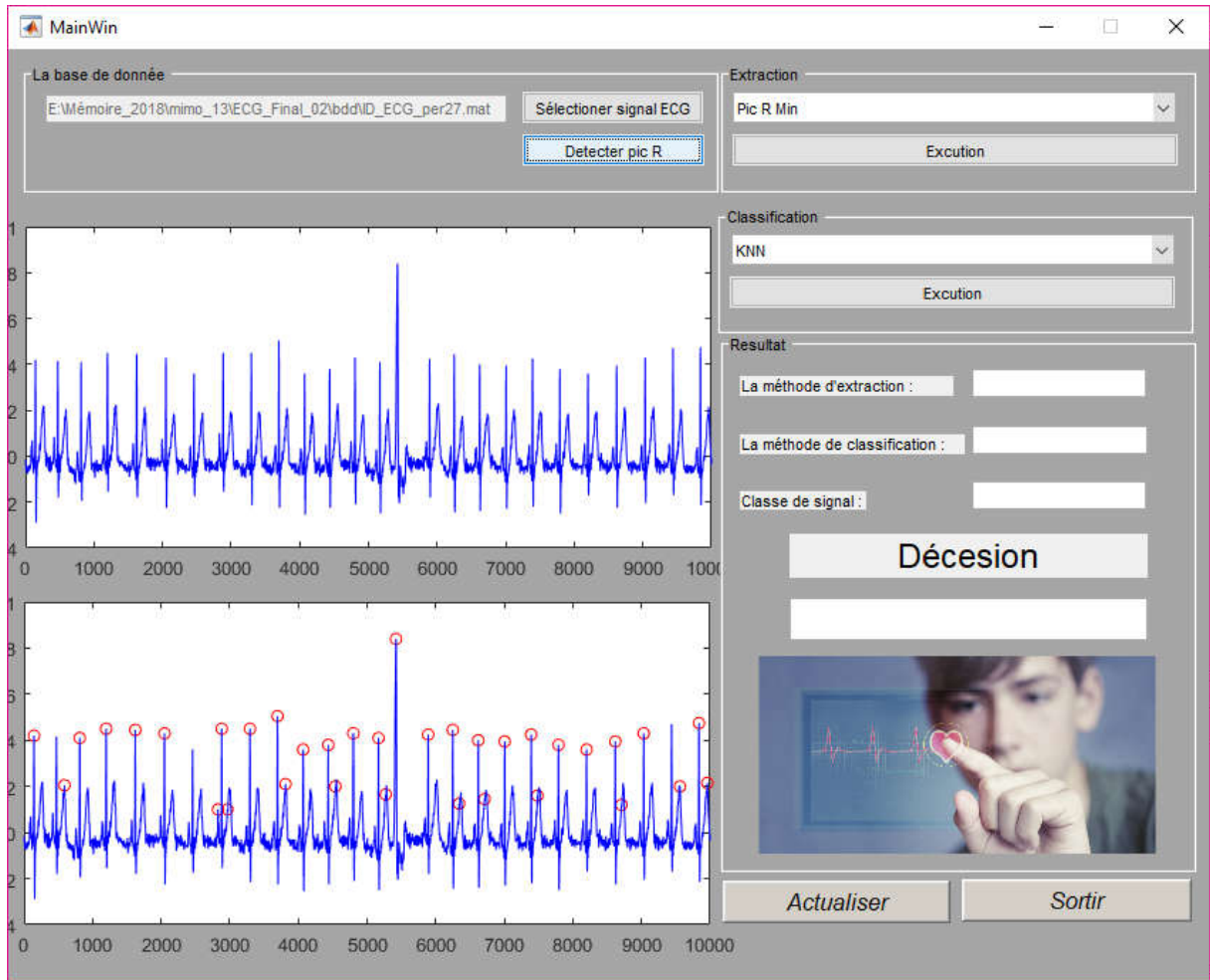
### 5.2 La fenêtre principale

Cette fenêtre présente les différentes fonctionnalités fournies par notre application. On peut alors choisir le signal, la méthode d'extraction ainsi que la méthode de classification.



**Figure 3.9 :** Interface principale.

A travers le bouton « dessiner signal », On peut afficher le signal ECG, et on clique sur le bouton « détecter pic R » pour détection des pic R, (figure 3.10) :



**Figure 3.10** : Affichage d'ECG et détection de pic R.

Pour obtenir les caractéristiques d'un signal ECG test en choisit premièrement les pic R max ou pic R min et en clique sur la bouton « Exécution ».

Pour classer un signal ECG on peut choisit la méthode KNN ou RBF et cliquer sur le bouton « Exécution », (la figure 3.11) :

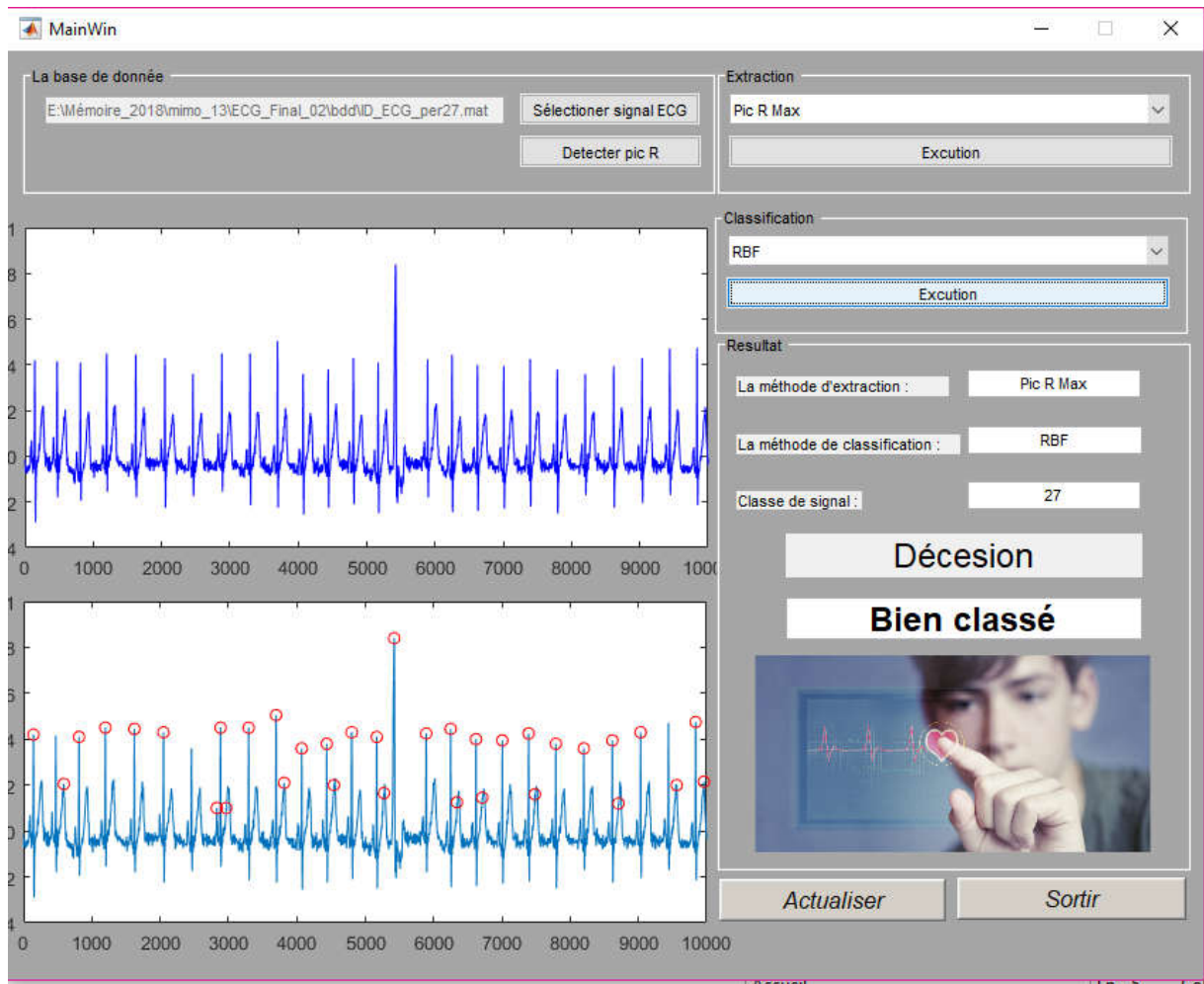


Figure 3.11 : Classification d'ECG.

## 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 place notre approche sur un système de reconnaissance d'un individu par l'ECG. Notre approche a été évalué sur la base de données MIT/BIH.

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