

# Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels

Mounia HENDEL, Abdelkader BENYETTOU et Hiba KHELIL

*Université des Sciences et de Technologie d'Oran Département d'informatique, laboratoire SIMPA El  
M'nouar BP 1505, Oran Algérie*

**mounia\_90@hotmail.com**

**æk.benyettou@univ-usto.dz**

**hibakhelil@yahoo. fr**

**Résumé :** L'objectif de ce papier est de proposer un système d'analyse et de classification des battements cardiaques basé sur la combinaison des réseaux de neurones artificiels à apprentissage supervisé et non supervisé. Ce système reçoit en entrée 12 paramètres temporels et morphologiques caractérisant un battement ECG, et qui sont déterminés principalement en utilisant la transformée en ondelettes. Quatre types d'arythmies sont considérés dans cette étude : Extrasystole Ventriculaire (EV), Extrasystole Auriculaire (EA), Bloc de Branche Droit (BBD), et Bloc de Branche Gauche (BBG), en plus du battement normal (N). Notre système a été validé sur des signaux réels de la base de données MIT\_BIH, les résultats obtenus en terme de taux de reconnaissance sont uniformes et dépassent les 98 % pour toutes les classes d'arythmies considérées.

**Mots clés :** ECG, base MIT-BIH, réseaux de neurones, ondelettes, cartes de Kohonen, LVQ, MLP.

## 1. Introduction

Un électrocardiogramme (ECG) est un enregistrement de l'activité électrique du cœur. C'est l'un des moyens le plus utilisé pour analyser et surveiller l'état du cœur puisqu'il peut contenir les indicateurs importants sur la nature des maladies pouvant affecter le cœur. Mais puisque l'enregistrement ECG est un signal non stationnaire, cette indication peut se produire au hasard dans le temps. Dans ce cas, les symptômes de la maladie peuvent ne pas se produire à tout instant, mais se manifestent à certains intervalles irréguliers pendant le jour. Par conséquent, pour des diagnostics efficaces, l'étude du signal ECG doit être effectuée pendant plusieurs heures. Ainsi, le volume des données étant énorme, l'étude est monotone et longue. Par conséquent, l'analyse et l'interprétation assistées par ordinateur des signaux ECG devient nécessaire aussi bien pour préparer le travail du cardiologue lors de l'analyse de longs enregistrements, que pour assurer une surveillance continue des patients ; C'est un domaine privilégié des applications de l'informatique biomédicale.

Divers travaux de recherches concernant la classification automatique des signaux ECG ont été proposés dans la littérature ces dernières années. En particuliers, les méthodes connexionnistes sont celle

qui se sont avérées les plus efficaces et qui ont connu le plus de succès [2,3,...]

Dans cette étude, et dans le but d'obtenir un système de classification efficace, nous proposons une structure neuronale hybride, combinant deux étages :

- Le premier étage est constitué d'une carte de Kohonen [7] à apprentissage non supervisé, qui réalise une tâche de pré classification.
- Le deuxième étage est un réseau MLP (Multi layer Perceptron) à apprentissage supervisé et qui est chargé de la classification finale.

Dans la suite de cet article, nous présenterons dans la section II les étapes et les algorithmes utilisés pour extraire les paramètres caractéristiques d'un battement cardiaque. Dans la section III, nous détaillerons la méthodologie adoptée pour la mise au point de notre système de classification. Dans la section IV, nous présenterons les principaux résultats obtenus. Une conclusion et les perspectives concernant ce travail sont données dans la section V.

## 2. Extraction des paramètres

### 2.1. Données ECG

Les signaux cardiaques utilisés dans cette étude ont été obtenus à partir de la base de données MIT/BIH qui est la norme employée par beaucoup de

chercheurs pour l'évaluation des détecteurs d'arythmies [2, 4, 5, 8]. Cette base contient 48 enregistrements, chaque enregistrement a une durée de 30mn et une fréquence d'échantillonnage de 360HZ ; A chaque battement cardiaque est associé son type : normal, extrasystole ventriculaire, bloc de branche gauche, droit. ....

**2.2. Prétraitement**

L'enregistrement ECG est généralement perturbé par l'interface du secteur de réseau électrique 50 Hz et par d'autres bruits dus aux mouvements du patient et à sa respiration, ce qui va impliquer le déplacement de la ligne isoélectrique de l'ECG. Pour enlever les composantes non désirées du signal ECG, nous avons donc appliqué aux enregistrements un prétraitement [6,8] qui consiste en deux filtres passe bas (1) suivi d'un filtrage passe haut (2). Les fonctions de transfert des deux filtres sont :

$$L(Z) = \frac{1 - 2Z^{-6} + Z^{-12}}{1 - 2Z^{-1} + Z^{-2}} \tag{1}$$

$$L(Z) = \frac{1}{36} \cdot \frac{1 - 2Z^{-6} + Z^{-12}}{1 - 2Z^{-1} + Z^{-2}} \tag{2}$$

**2.3. Extraction des paramètres**

Pour la détection du complexe QRS nous avons utilisé la méthode de Pan et Tompkins [5,8], car elle est de complexité raisonnable et peu excessive en temps de calcul. Le but final de la méthode Pan et Tompkins est la localisation du pic R pour le calcul de la fréquence cardiaque, pour détecter les ondes Q et S, et pour mesurer la durée du complexe QRS. Les principales étapes de la méthode sont :

- Calcul des dérivées premières et secondes  $y_1$  et  $y_2$  du signal ECG  $x(n)$  :

$$y_1 = x(n+1) - x(n-1) \tag{3}$$

$$y_2 = x(n+2) - 2x(n) + x(n-2) \tag{4}$$

- Lissage des deux dérivées : Le lissage s'obtient par un moyennage sur 3 échantillons consécutifs, On pose:

$yliss_1$  : Lissage de la dérivée première

$yliss_2$  : Lissage de la dérivée seconde

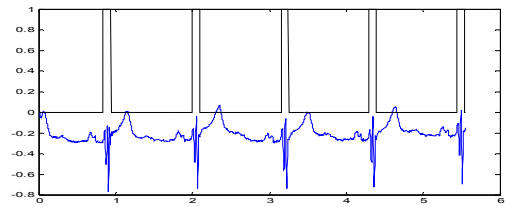
- Sommation:

$$y(n) = yliss_1^2(n) + yliss_2^2(n) \tag{5}$$

- Le signal obtenu est passé à travers une fenêtre d'intégration de N points :

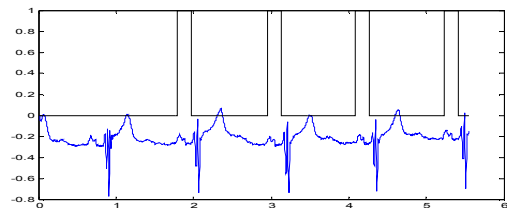
$$z(n) = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N x(n - (N - i)) \tag{6}$$

Calcul des positions du complexe QRS par un seuillage fixé à 30% de la valeur maximale de z.

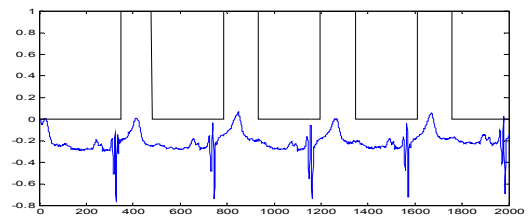


**Figure 1** : détection du complexe QRS

La méthode utilisée pour la détection des ondes T et P est basée sur l'utilisation de la transformée en Ondelettes du signal cardiaque [4]. Après plusieurs tests, nous avons choisi d'utiliser le coefficient N=20 pour la localisation des ondes P et T.



**Figure 2** : détection de l'onde T



**Figure 3** : détection de l'onde P

Une fois les différentes ondes d'un battement cardiaque sont localisées, nous pouvons calculer ensuite les 11 paramètres suivants :

L'intervalle RR, durée du complexe QRS, amplitude du pic R, amplitude de l'onde S, présence ou absence de l'onde Q, Durée et l'amplitude de l'ondes T, l'intervalle QT, Durée et l'amplitude de l' ondes P, l'intervalle PR. Ces vecteurs paramètres constituent les entrées du classifieur.

**2.4. Préparation des bases de données**

La base MIT-BIH nous a permis la création de deux bases de données : une pour l'apprentissage, l'autre pour le test qui serviront pour l'entraînement et l'évaluation du classifieur. Les battements sélectionnés sont donnés dans la table 1.

**Table 1 :** patients et nombre de battements utilisés dans cette étude

Type	Patients MIT-BIH	Base Apprentissage	Base test
NORMAL	100,103,105,108,	500	500
BBG	112,113,114,115,117	500	500
BBD	109,111,207,214	500	500
EV	118,124,212,231,232	500	500
EA	106,200,119, 214,203 ,208 100,209 ,118,202, 200,213,220	500	500
Total		2500	

### 3. Classification

Les réseaux de neurones artificiels ont des propriétés remarquables : capacité d’adaptation, apprentissage à partir d’exemples et généralisation, robustesse face au bruit, ils sont intégrables dans des processus temps réel et ils sont remarquablement efficaces pour l’extraction des règles à partir d’exemples pour des problèmes difficilement modélisables. En raison de ces propriétés, les méthodes connexionnistes ont connu ces dernières années un très grand succès dans l’analyse et l’interprétation des signaux ECG [1,..6].

Dans cette étude, pour minimiser le risque d’erreur du diagnostique, nous proposons un réseau de neurones hybride similaire à celui utilisé dans [9], combinant :

- Une carte SOM (Self Organizing Map) à apprentissage non supervisé qui permet d’effectuer une pré classification en regroupant les vecteurs d’entrée similaire en clusters.
- Un réseau LVQ (Learning Vector Quantization) à apprentissage supervisé, pour améliorer les frontières entre catégories.
- Un réseau MLP, chargé de la classification finale.

#### 3.1. Carte Auto-organisante de Kohonen

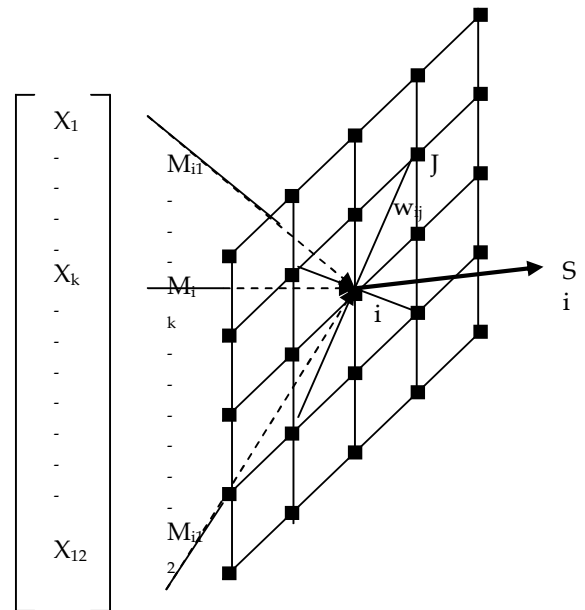
Les cartes SOM sont des réseaux neuromimétiques qui s’inspirent des modèles biologiques de perception [6][5], leur utilisation principale est la catégorisation et la projection non linéaire des données

##### 3.1.1. Architecture

Le réseau simulé pour la classification des battements cardiaque est une SOM bidimensionnelle composée de N\*N neurones artificiels figure5.

- Le vecteur d’entrée  $X=[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{12}]$  représente les 12 paramètres caractérisant un battement cardiaque, et il est lié à tous les neurones.
- Les connexions extérieures du neurone  $i$  avec le vecteur d’entrée  $X$  se matérialise par un vecteur poids synaptiques  $M_i = [m_{i1} \ m_{i2} \ \dots \ m_{i12}]$ .
- D’autre part, chaque neurone  $i$  de la carte est lié à tous les autres neurones de la carte : interaction

entre neurones. Les poids des connexions internes  $w_{ik}$  du neurone  $i$  avec ses voisins sont donnés par la fonction dite du “chapeau mexicain”. Ces connexions dépendent de la distance entre neurones et sont invariants dans le temps.



**Figure 5 :** La carte auto adaptative de Kohonen 5\*5

- La sortie  $S_i$  du neurone  $i$  à l’instant  $t$  s’exprime par :

$$S_i(t) = \sigma \left[ \sum_j m_{ij} \cdot X_j + \sum_k w_{kj} \cdot S_k(t-1) \right] \quad (7)$$

La sortie  $S_i$  à l’instant  $t$  du neurone  $i$  est donc fonction de deux termes, une entrée totale

$\sum_j m_{ij} \cdot X_j$  et une entrée interne résultante d’une somme pondérée (par l’importance des interactions latérales) des signaux émis aux sorties des neurones

voisins à l’instant  $(t-1)$   $\sum_k w_{kj} \cdot S_k(t-1)$ . La somme globale est évaluée par la fonction d’activation sigmoïde  $\sigma$ .

##### 3.1.2. Apprentissage du réseau

Pour que la carte atteigne un certain pouvoir de généralisation et de reconnaissance, une phase d’apprentissage est indispensable. Durant cette étape d’entraînement, le réseau s’adapte aux différents types d’arythmies cardiaque et qui sont regroupés dans une base d’apprentissage. Cette phase consiste à modifier les poids des connexions extérieures entre les neurones de la cartes et les entrées, afin de tendre vers une adaptation optimale du réseau. Nous avons envisagé deux modes d’apprentissage. tout d’abord un apprentissage non supervisé suivi d’un apprentissage supervisé de type LVQ.

D’une manière formelle l’algorithme non

supervisé est le suivant [5][6]:

- Initialiser les vecteurs poids  $M_i(0)$  à des valeurs aléatoires faibles

Répéter :

- Présenter un vecteur d'entrée  $X(t_k)$  à la carte
- Calculer la distance Euclidienne entre les vecteurs  $X$  et  $M_i$  pour chaque neurone de la carte

$$\|X - M_i\| = \sqrt{\sum_j (X_j - M_{ij})^2} \quad (8)$$

- Sélection du neurone  $C$  le plus proche de  $X$ , c.a.d.  $\|X - M_c\| = \min(\|X - M_i\|)$  (9)

- Mise à jour des poids  $M_i$  de la cellule élue et de ses voisins selon :

$$M_i(t+1) = M_i(t) - \alpha_1 X(t) - M_i(t) \quad (10)$$

- Etiquetage de la carte

### 3.2. LVQ

Pour mieux affiner les frontières entre classes et diminuer le taux global d'erreur de reconnaissance, nous avons encore entraîné le réseau avec l'algorithme d'apprentissage LVQ2. Le déroulement de cet algorithme est le suivant:

Présenter à la carte un vecteur d'entrée choisi aléatoirement parmi le set d'apprentissage.

Si

- Le vecteur poids  $M_{c1}$  le plus proche de l'entrée  $X$  est de classe différente de celle de  $X$ .
- Le vecteur poids  $M_{c2}$  le suivant le plus proche de  $X$  est de même classe que celle de  $X$ .

Alors :

$M_{c1}$  est éloigné de  $X$  alors que  $M_{c2}$  est rapproché de  $X$ . Les équations qui assurent un tel apprentissage sont:

$$M_{c1}(t+1) = M_{c1}(t) - \alpha(t)[X(t) - M_{c1}(t)] \quad (11)$$

$$M_{c2}(t+1) = M_{c2}(t) + \alpha(t)[X(t) - M_{c2}(t)] \quad (12)$$

- REPETER TANT QUE  $t \leq t_{lvq}$

Avec:  $\alpha(t)$  : gain d'adaptation, il décroît avec le temps (0.1 → 0.05).  $t_{lvq}$  : nombre d'itérations.

A la fin du processus d'apprentissage, on dispose d'un réseau de Kohonen qui s'est auto-organisé en 5 regroupements. Chacun correspond à l'une des 5 pathologies composant la base d'apprentissage. On vérifie que les cellules associées à la même classe ont tendance à se regrouper typologiquement Figure 6.

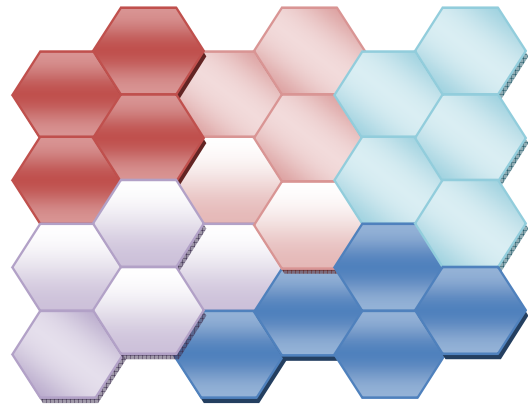


Figure 6 : La carte de Kohonen organisée en 5 clusters

### 3.3. Réseau MLP

Pour la classification supervisée finale des battements ECG, nous avons opté pour un réseau MLP, qui est l'un des modèles connexionnistes le plus efficace et les utilisé pour les tâches de régression et de discrimination. Dans cette étude nous avons utilisé un MLP à trois couches :

- Une couche d'entrée recevant les sorties de la carte de Kohonen
- Une couche de sortie comportant 5 neurones représentant chacune une des classes prédéfinies.
- En ce qui concerne le nombre de neurones de la couche cachée, il n'existe pas de méthodes permettant de le déterminer, on procède en général d'une manière empirique en testant plusieurs valeurs. Dans notre cas, nous avons testé des réseaux ayant entre 5 et 20 neurones et nous retenons celui qui possède la meilleure capacité de généralisation.

L'apprentissage du réseau a été réalisé en utilisant l'algorithme de la rétro propagation du gradient [4] avec une base d'apprentissage comportant 1100 battements tirés de la base MIT-BIH et représentant les cinq types de classes (table 1).

## 4. Résultat

Une fois l'apprentissage des réseaux terminé, il est nécessaire de les tester sur une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage.

Les tableaux suivants illustrent le taux de généralisation et la matrice de confusion du système de classification, on remarque que le nombre de mauvaises classifications est très bas sur l'échantillon d'étude, avec un tau global dépassant 95% en généralisation. On remarque aussi que la confusion entre les classes est faible se qui démontre l'efficacité de la méthode proposée.

Tableau 2 : taux de reconnaissance en% du classifieur

	apprentissage	Test
<b>NORM</b>	<b>100</b>	<b>99.2</b>
<b>BBG</b>	<b>99.7</b>	<b>92.9</b>
<b>BBD</b>	<b>99.8</b>	<b>99.2</b>
<b>EV</b>	<b>100</b>	<b>98.2</b>
<b>EA</b>	<b>100</b>	<b>89.7</b>
<b>Taux Global (%)</b>	<b>99.9</b>	<b>95.18</b>

Tableau 3: matrice de confusion entre classes.

	NOR	BBG	BBD	EV	EA
<b>NORM</b>	<b>99.2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0.8</b>
<b>BBG</b>	<b>3.3</b>	<b>92.9</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>3.3</b>
<b>BBD</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>99.2</b>	<b>0.6</b>	<b>0</b>
<b>EV</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1.8</b>	<b>98.2</b>	<b>0</b>
<b>EA</b>	<b>5</b>	<b>5.3</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>89.7</b>

## 5. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé un système d'aide au diagnostic de quatre arythmies cardiaques très fréquentes qui sont : Extrasystole Ventriculaire (EV), Extrasystole Auriculaire (EA), Bloc de Branche Droit (BBD), et Bloc de Branche Gauche (BBG), en plus du battement normal (N).

- On commence tout d'abord par localiser les ondes QRS, P, et T et par calculer les paramètres temporelles et morphologiques qui caractérisent un battement en utilisant principalement la technique des ondelettes.
- Ensuite nous avons implémenté un système d'analyse et de classification des battements cardiaques basé sur la combinaison des réseaux de neurones artificiels à apprentissage supervisé et non supervisé. Le système est chargé de déterminer le type du battement en fonction de ses caractéristiques.

Notre système a été validé sur des enregistrements extraits de la base de données MIT-BIH, les résultats obtenus sont très encourageants.

## 6. Bibliographie

- [1] "MIT-BIH Arrhythmia Database", <http://physionet.phiu.ac.il/physiobank/database/mitdb.htm>
- [2] R. Ceylan, Y. Ozbay, "Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network", *Expert Systems with Applications* 33 (2007) 286–295
- [3] Fernández EA, Willshaw P, Perazzo CA, Presedo RJ, Barro S, "Detection of abnormality in the electrocardiogram without prior knowledge by using the quantisation error of a self-organising map, tested on the European ischaemia database", *Med Biol Eng Comput.* 2001 May; 39(3):330-7.

- [4] Sung-Nien Yu, Ying-Hsiang Chen, "Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network", *Pattern Recognition Letters* (2007)
- [5] M. Hendel, A. Benyettou, F. Hendel, H. Khilil, « Classification automatique des signaux ECG par les réseaux de neurones probabilistes », "Applications Médicales de l'Informatique : Nouvelles Approches" 13, 14 et 15 Novembre 2008 Monastir-Tunisie
- [6] [R.Le page, Détection et analyse de l'onde P d'un électrocardiogramme : application au dépistage de la fibrillation auriculaire, Thèse Doctorat d'état électronique. L'université de Bretagne occidentale, 2003.
- [7] T. Kohonen (1997), *Self-Organizing Maps*, Springer Series in Information Sciences, Vol. 30, 2nd edition.
- [8] R. Wariar and D. Moreau. "Integer coefficient bandpass filter for the simultaneous removal of baseline wander", 50 and 100 Hz interference from the ECG. *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, vol. 29, pp. 333–336, 199
- [9] F. Alexandre, Kerkeni N., Ben Khalifa K., Bedoui M. H., Bougrain L., Dogui M. "Supervised Neural networks approaches for EEG signal classification : experimental studies", *From Proceeding (544) Artificial Intelligence and Soft Computing – 2006.*