

Reconnaissance des extrasystoles ventriculaires par la combinaison des réseaux de neurones et la logique floue

R. Benali¹, M. A. Chikh²

Laboratoire de Génie Biomédical. Université Abou Bekr Belkaïd. Tlemcen BP 230. 13000 Algérie.
Email : ¹benali_redouane@yahoo.fr ²mea_chikh@mail.univ-tlemcen.dz

Résumé. Le signal électrocardiogramme (ECG) représente l'activité électrique du cœur. L'enregistrement du signal ECG sur de longues durées (l'Holter) est un examen complémentaire à l'ECG. Il est très employé en cardiologie car il facilite le diagnostic de certaines arythmies cardiaques. L'analyse visuelle de cet enregistrement est difficile à réaliser par le médecin à cause de la grande quantité de donnée récupérée après l'enregistrement. La plus part des systèmes de classification de ces battements qui existent aujourd'hui donnent des résultats non explicites, sans interprétation en adoptant généralement des approches de type boîte noire qui ne permettent pas la justification de leurs résultats. Au cours de ce travail, nous avons conçu et implémenté un classifieur neuro-flou (CLNF) pour la reconnaissance des extrasystoles ventriculaires. Les performances de la classification ont été évaluées par le calcul de la sensibilité (Se), la spécificité (Sp) et le taux de classification correcte (TC). Le modèle neuro-flou à permet d'extraire une base de règles (base de connaissances) qui aide énormément à justifier l'échec ou le succès de la classification. Nous avons utilisé la base de données médicale réelle (MIT-BIH) pour valider nos résultats.

Mots clés : ECG, extrasystole ventriculaire, neuro-flou, réseaux de neurones, MIT-BIH data base.

1 Introduction :

L'enregistrement Holter est une méthode d'enregistrement électro-cardiographique (ECG) de longue durée (de 24 à 48 heures). Cet examen est très employé en cardiologie et il facilite beaucoup la pose d'un diagnostic médical. Mais le problème majeur réside dans la quantité d'information à analyser (pour 24 h d'enregistrement, le cardiologue récupère environ cent milles battements enregistrés sur 2 ou 3 voies). Un si grand nombre de battements ne permet pas une analyse visuelle ou manuelle de chacun d'eux par le cardiologue, d'où l'intérêt d'une analyse accomplie de façon automatique. C'est ainsi que l'analyse automatique des enregistrements Holter est devenue une aide au diagnostic très efficace. Il existe une autre situation qui nécessite une telle analyse, en effet un classifieur automatique d'arythmies cardiaques peut être utile dans les salles de soins intensifs où les médecins ou les infirmiers sont appelés à suivre en permanence l'évolution du signal ECG des patients, une tâche qui n'est pas aussi facile. L'intégration d'un tel modèle dans un système de monitoring facilite beaucoup la tâche de contrôle. Un autre problème que confrontent généralement les médecins est la non-interprétabilité des résultats médicaux d'où la nécessité d'avoir un système automatisé interprétable et explicite. Notre travail dans ce papier permet d'apporter des solutions efficaces à ces types de problèmes.

2 Notions médicales

L'électrocardiogramme ECG est un signal physiologique qui représente l'activité mécanique du cœur (la contraction et le relâchement).

La figure (1) montre un tracé d'ECG pour un sujet sain.

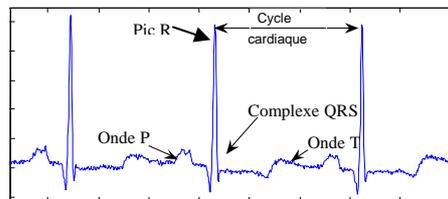


Fig. 1 ECG d'un sujet sain

On peut distinguer dans un ECG différentes ondes :

Onde P : correspond à la contraction des oreillettes.

Complexe QRS : correspond à la contraction des ventricules.

Onde T : correspond au relâchement des ventricules

Contrairement aux battements normaux ; les extrasystoles ventriculaires (ESV) sont des battements anormaux qui naissent aux niveaux des ventricules (foyer ectopique ventriculaire). Sur le tracé de l'ECG, elles apparaissent comme des complexes QRS prématurés, larges et non précédé d'une onde P (voir figure.2). [1]

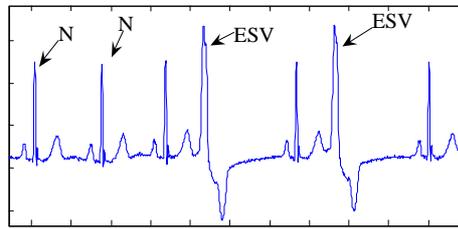


Fig. 2. ECG d'un sujet qui présente des extrasystoles ventriculaires (ESV).

3 Etat de l'art :

Au cours de la dernière décennie, La reconnaissance automatique des arythmies cardiaques a constitué un domaine où plusieurs travaux ont été proposés par différents chercheurs. Certaines méthodes sont simples, elles ont été développées pour la discrimination entre les battements normaux et les battements 'ESV', d'autres travaux sont beaucoup plus complexes, ils ont mis au point une classification entre plusieurs types d'arythmies en même temps.

Puisque nous avons utilisé la base de données MIT-BIH [2] pour valider nos résultats, seulement quelques techniques utilisant cette base de données ont été choisies pour faire une étude comparative.

On peut citer les travaux de Wieben et al [3], qui ont mis au point une classification basée sur les caractéristiques des bancs des filtres et les arbres de décision. L'algorithme a atteint une sensibilité de 85,3% et une prédictivité positive de 85,2%.

Utilisant seulement 14 enregistrements de la base de données MIT-BIH, le classificateur basé sur les réseaux neuronaux présenté par Al-Nashash [4] a atteint une sensibilité de 98,1% et une prédictivité positive de 94,7%.

Lagerholm et Person [5] ont combiné les fonctions d'Hermite de base avec une carte auto-organisation de Kohonen pour obtenir un classifieur très performant (avec un degré de 1,5 % des battements mal classés).

Une classification des complexes QRS en utilisant la distance de Mahalanobis comme critère de classification a été développée par Moreas et al. [6]. Le classificateur a été testé sur 44 enregistrements de la base de données MIT-BIH et les résultats sont : une sensibilité de 90,74% et une prédictivité positive de 96,55%.

Un classificateur neuronal des ESV combiné avec la transformation en ondelettes et les caractéristiques temporelles de l'ECG a été proposé par Inan et al. [7]. Ils ont obtenu une précision de 95,16% sur 40 enregistrements.

Un classifieur neuronal avec 26 paramètres descripteurs extraits à partir de deux dérivations ECG présentées à son entrée a également été proposé par Christov et Bortolan [8]. Utilisant l'ensemble de la base de données MIT-BIH, ils ont atteint une spécificité de 99,7% et une sensibilité de 98,5%.

De Chazal et al. [9] ont utilisé les descripteurs morphologiques et temporels du signal ECG et le rythme cardiaque pour classer les battements. Les résultats obtenus ont été une spécificité de 98,8% et une sensibilité de 77,7%.

Tsipouras et al. [10] et Exarchos et al. [11] ont utilisé des systèmes experts basés sur la logique floue pour classer les arythmies et les battements ischémiques. Ils ont atteint une précision de 96,43% et 96,00%, respectivement, en utilisant 109.880 battements.

4 Présentation de l'approche neuro-floue :

Les réseaux de neurones et la logique floue sont deux approches qui sont très utilisées pour résoudre les problèmes de la classification et la reconnaissance de formes.

Les réseaux de neurones sont des approximateurs universels, l'avantage principal de ces réseaux réside dans leurs capacités d'apprentissage et leurs facilités d'implémentation, par contre la non-interprétabilité de leurs résultats constitue un inconvénient majeur (boîte noire).

Les systèmes d'inférence flous permettent d'interpréter leurs résultats grâce à leur base de connaissances (base de règles).

L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et les systèmes d'inférence flous permettent d'exploiter les avantages des deux méthodes.

Différents modèles pour combiner la logique floue avec les réseaux de neurones ont été présentés par plusieurs auteurs [12] [13], dans ce travail on va présenter l'approche ANFIS (adaptative neuro fuzzy inference system) proposée par Jang [14].

4.1 Structure de l'ANFIS :

L'ANFIS est un système d'inférence floue basé sur le modèle de Takagi-Sugeno et possède une architecture de cinq couches. Pour des raisons de représentation, on va considérer un système à deux entrées et une sortie et considérons aussi un modèle de 1^{er} ordre composé de deux règles suivantes :

Si x_1 est A_1 et x_2 est B_1 alors $y_1 = f_1(x_1, x_2) = a_1x_1 + b_1x_2 + c_1$.

Si x_1 est A_2 et x_2 est B_2 alors $y_2 = f_2(x_1, x_2) = a_2x_1 + b_2x_2 + c_2$.

L'architecture d'anfis qui permet de représenter cette base de règles est réalisée par un réseau adaptatif qui contient des nœuds fixes (circulaires) et des nœuds adaptatifs (carrés) comme illustré dans la figure 3.

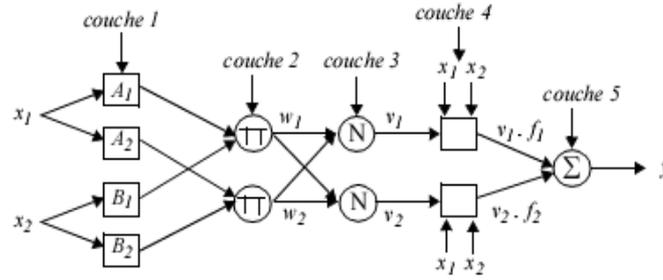


Fig. 3. Architecture d'ANFIS pour deux règles

Chaque nœud carré ou circulaire applique une fonction sur ses signaux d'entrées et pour une couche donnée les nœuds ont tous le même type de fonction. La sortie O_i^k d'un nœud i de la couche k (appelée **nœud** (i,k)) dépend des signaux provenant de la couche $k-1$ et des paramètres du nœud (i,k) .

$$O_i^k = f(O_1^{k-1} \dots O_{n_{k-1}}^{k-1}, a, b, c, \dots) \quad (1)$$

Où n_{k-1} est le nombre de nœuds dans la couche $k-1$, et a, b, c sont les paramètres du nœud (i,k) . Il est à noter qu'un nœud circulaire ne possède pas de paramètres.

Couche 1 :

Les nœuds de cette couche sont tous des nœuds adaptatifs. Cette couche réalise la fuzzification des entrées c'est-à-dire qu'elle détermine les degrés d'appartenance de chaque entrée :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (2)$$

Où x est l'entrée du nœud i , A_i est la variable linguistique et O_i^1 est le degré d'appartenance de x à A_i .

Les paramètres d'un nœud de cette couche sont ceux de la fonction d'appartenance correspondante

Couche 2 :

Les nœuds de cette couche sont des nœuds fixes. Ils reçoivent les signaux de sortie de la couche précédente et envoient leur produit en sortie

$$w_i = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2) \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

w_i présente le degré de vérité de la règle i .

Couche 3 :

Chaque neurone dans cette couche calcule le degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée.

$$v_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (4)$$

Le résultat à la sortie de chaque nœud représente la contribution de cette règle au résultat final.

Couche4 :

Les nœuds dans cette couche sont des nœuds adaptatifs. Chacun de ces nœuds est relié à un neurone de normalisation correspondant et aux entrées initiales du réseau.

La sortie d'un nœud i est donnée par :

$$O_i^4 = v_i \cdot f_i = v_i (a_i x_1 + b_i x_2 + c_i) \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

Couche5 :

Cette couche comprend un seul neurone circulaire qui effectue la somme des signaux provenant de la couche précédente pour donner la sortie finale du réseau :

$$O_1^5 = y = \sum_i v_i \cdot f_i \quad (6)$$

La généralisation du réseau à un système à plusieurs entrées ne pose aucun problème, le nombre de nœuds dans la première couche est toujours égal au nombre total de termes linguistiques définis.

4.2. Apprentissage de l'ANFIS :

L'apprentissage à partir d'un ensemble de données concerne l'identification des paramètres des prémisses et des conséquences, la structure du réseau étant fixée. Jang a proposé d'utiliser une méthode d'apprentissage dite "hybride" [14].

Cette méthode combine un algorithme de la rétro propagation de l'erreur par la descente de gradient pour l'optimisation des paramètres non linéaires (les paramètres de la première couche) avec une estimation des moindres carrés pour l'estimation des paramètres linéaires (les paramètres de la quatrième couche).

5. Expérimentation réalisée :

Dans ce travail on s'intéresse à la classification des extrasystoles ventriculaires (ESV) par une approche neuro floue en utilisant notre classifieur neuro-flou et de comparer les résultats obtenus avec les résultats des autres travaux actuels.

Les signaux ECG utilisés dans ce travail sont des enregistrements réels de la base de données MIT-BIH [2]. Ces signaux ECG sont échantillonnés à la fréquence de 360 Hz.

Deux cardiologue ou plus ont fait le diagnostic pour ces différents enregistrement et ils ont annotés chaque cycle cardiaque. Ces annotations seront utiles pour l'apprentissage et l'évaluation de la classification.

Le choix des paramètres qui constituent le vecteur d'entrée est lié la pathologie ciblée et en se basant sur l'avis d'un cardiologue [15]. Dans notre cas c'est l'extrasystole ventriculaire (ESV), et elle est caractérisée par un QRS prématuré et large avec une absence de l'onde P (voir figure 2).

Notre choix est fixé par les paramètres suivants (figure 4) :

- RR_p : la distance entre l'onde R actuelle et l'onde R précédente.
- RR_s : la distance entre l'onde R actuelle et l'onde R suivante.
- RR_s/RR_p : le rapport entre la distance RR_s suivante sur la précédente.
- QRS : la durée du complexe QRS.
- PP : l'amplitude (peak to peak)

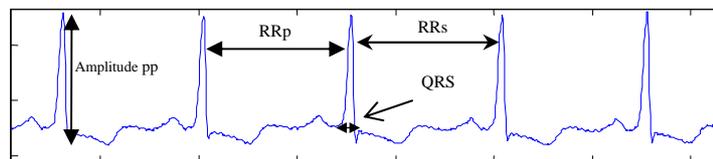


Fig.4. les paramètres de caractérisation sur un signal d'un sujet sain [RR_p RR_s RR_s/RR_p QRS PP]

Les différents paramètres utilisés ont été calculés en utilisant un algorithme développé et implémenté dans le laboratoire LISI de l'université de Rennes 1. Cet algorithme est basé sur la technique présentée par Pan J. et Tompkins W.J [16].

La base de données construite est utilisée pour l'apprentissage et le calcul des paramètres des classifieurs.

Les malades choisis pour construire la base de données sont des malades qui présentent la pathologie concernée (ESV) et ils sont présentés dans le tableau suivant (Tab.1) :

Tableau.1 : nombre de battements normaux et pathologiques pour chaque signal sélectionné

enregistrement	N	ESV	Autre	Total
106	1500	517	0	2017
116	2273	109	0	2382
119	1535	442	0	1977
200	1815	773	0	2588
205	2574	68	0	2642
208	1681	1216	44	1941
214	2013	235	0	2248
219	2083	57	3	2143
221	2022	393	0	2415
234	2733	3	5	2741

A partir de cette base et en se basant sur des connaissances d'un expert du domaine (cardiologue), on génère un classifieur neuro-flou initial avec la partition floue suivantes (voir la figure.5).

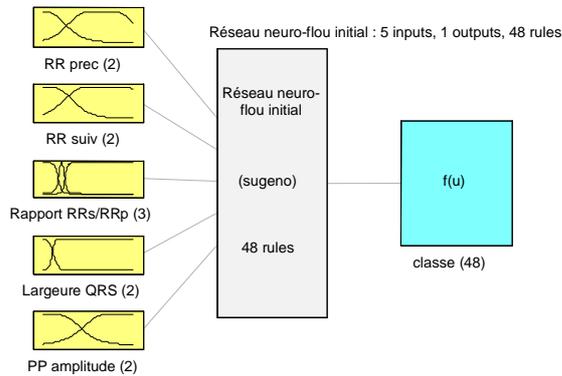


Fig. 5. Modèle du classifieur neuro-flou initial

Toutes les fonctions d'appartenances sont choisies de type g-bell (éq. 7) pour améliorer l'apprentissage [14].

$$g - bell (x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c}{a} \right)^{2b}} \quad (7)$$

A la fin de l'apprentissage les paramètres des fonctions d'appartenances initiales (figure.6.a) seront modifiées (modification des paramètres a b et c) comme illustré sur la figure.6.b

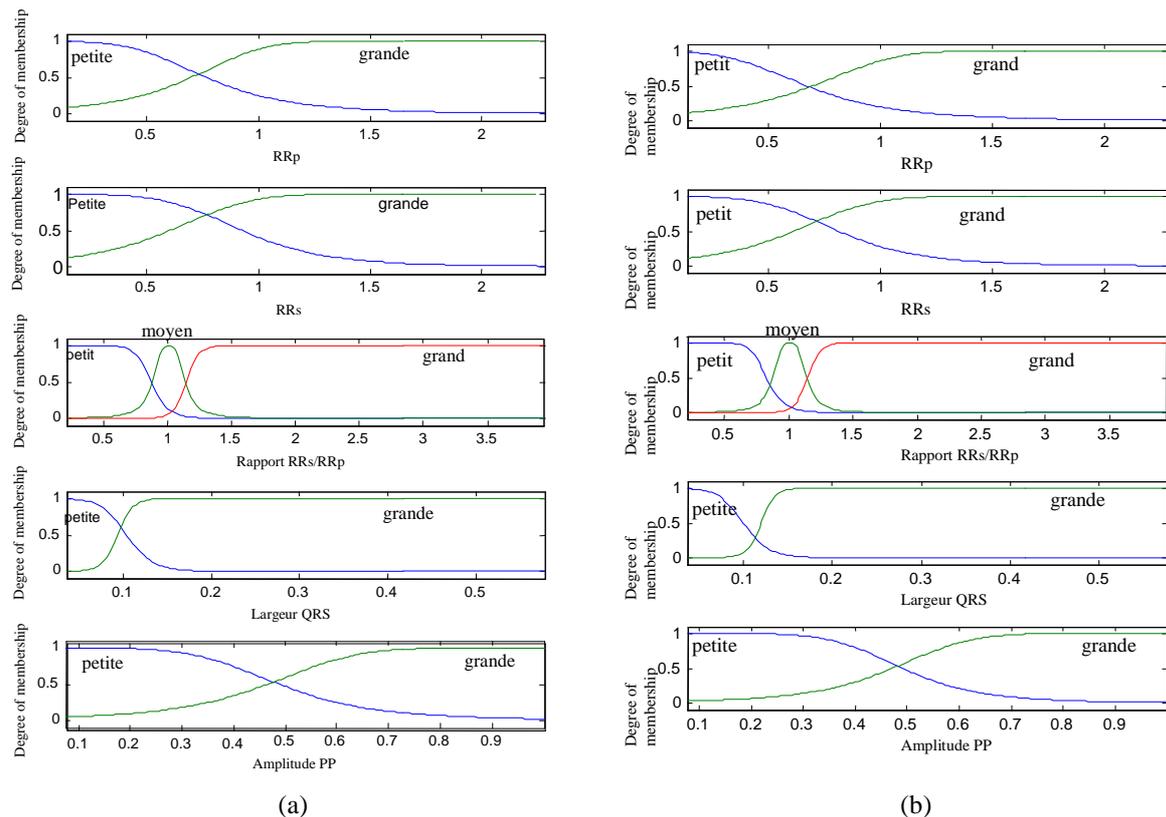


Fig. 6. (a) les fonctions d'appartenance initiales, (b) Les fonctions d'appartenance finales (après l'apprentissage)

6 Analyse comparative des résultats :

L'évaluation du classifieur neuro-flou a été faite par le calcul de la spécificité (Sp) la sensibilité (Se) et le taux de classification correcte (CC)

$$Se = Tp / (Tp + Fn)$$

$$Sp = Tn / (Tn + Fp)$$

$$CC = (Tp + Tn) / (Tp + Tn + Fp + Fn)$$

Avec :

Tp (True positive) : nombre de cycles cardiaques présentant une « ESV » reconnu comme des « ESV ».

Tn (True negative) : nombre de cycles cardiaques qui ne présentent pas de « ESV » reconnu comme « Normal »

Fp (False positive) : nombre de cycles cardiaques ne présentant pas une « ESV » reconnu comme des ESV.

Fn (False negative) : nombre de cycles cardiaque ESV non reconnu

Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 2 :

Tableau 2. Performances classifieur neuro-flou (CLNF) en %.

enregistrement	CC	Se	Sp
106	99.45	97.86	100
116	99.87	98.16	99.95
119	99.89	99.54	100
200	95.59	97.80	94.64
205	99.50	89.88	100
208	95.91	93.25	97.79
214	99.15	99.14	99.15
219	99.43	96.49	99.52
221	99.75	99.23	99.85
234	99.67	100	99.67
Total	98.71	98.48	98.23

Le tableau 3 présente les résultats obtenus pour la classification des ESV, comparés avec les résultats de quelques autres travaux cités dans la littérature.

Tableau 3. Comparaison des résultats obtenus avec d'autres travaux.

<i>auteur</i>	<i>Sp(%)</i>	<i>Se(%)</i>	<i>Description de la méthode</i>	<i>Interprétation des résultats</i>
<i>Notre méthode</i>	98.48	98.23	L'algorithme de Tompkins et l'hybridation des réseaux de neurones avec les systèmes d'inférence floue	<i>oui</i>
Wieben [3]	-	85.30	Les bancs des filtres et les arbres de décision	<i>non</i>
Moreas [6]	99.76	90.74	Classifieur non supervisé basé sur la distance de Mahalanobis	<i>non</i>
Christov [8]	99.70	98.50	Estimation des caractéristiques morphologiques avec un classifieur neuronal	<i>non</i>
De Chazal [9]	98.80	77.70	Discrimination linéaire avec une caractérisation morphologique	<i>non</i>
Tsipouras [10]	-	96.43	système expert basé sur la logique floue	<i>oui</i>
Exarchos [11]	-	96.00	système expert basé sur la logique floue	<i>oui</i>

En comparant nos résultats avec ceux de la littérature, on remarque nous n'avons pas obtenu les meilleurs résultats en terme classification (les résultats de Christov et al. [9] sont meilleurs), cependant notre technique permet de justifier leurs résultats (caractéristique absente pour la plupart des techniques citées sauf pour les travaux de Tsipouras et al. [13] [14] qui ont un taux de classification beaucoup moins bon que les autres techniques)

Notre classifieur neuro-flou permet de générer automatiquement une base de connaissances (48 règles) pour justifier la classification. Cette base constitue un plus pour ce classifieur par rapport aux autres techniques, en effet elle permet l'interopérabilité des résultats après la classification

Quelques règles générées dans la base de données :

- **Règle 5.** Si (RRp est petite) et (RRs est petite) et (Rapport RRs/RRp est moyen) et (Largeur QRS est petite) et (PP est petite) alors (classe est Normal)
- **Règle 20.** Si (RRp est petite) et (RRs est grand) et (Rapport RRs/RRp est grand) et (Largeur QRS est grande) et (PP est grande) alors (classe est ESV)

Les règles générées sont très conformes à ceux de l'expert humain (cardiologue).

En effet, si on prend la règle 20, elle représente le cas d'une ESV, et elle est similaire au raisonnement du médecin car l'ESV est caractérisée par un complexe QRS large et prématuré (RRp est petite).

Pour n'importe quel battement présenté à l'entrée du classifieur neuro-flou, on peut voir les règles actives pour la décision prise à sa sortie.

7 Conclusion :

Ce travail présente une extraction de connaissances et une classification des arythmies cardiaques (extrasystoles ventriculaires, ESV) en utilisant une approche hybride dite neuro-floue qui combine les réseaux de neurones avec la logique floue.

Cette approche a donné de très bons résultats avec un taux de classification correcte de 98.71%, en plus de la justification des décisions prises à la sortie.

Ces résultats sont très prometteurs et nous encourage à élargir cette étude vers d'autres types d'arythmies cardiaques.

Références bibliographiques:

1. A. Carré : *révision accélérée en Cardiologie* maloine s.a éditeur paris 1984
2. MIT BIH Arrhythmia Database Directory. Physiobank Archive Index, MIT-BIH Arrhythmia Database. Available: <<http://www.physionet.org/physiobank/database>>.

3. O. Wieben, V. Afonso, W. Tompkins, Classification of premature ventricular complexes using filter bank features, induction of decision trees and a fuzzy rule-based system, *Med. Biol. Eng. Comput.* (1999) 560–565.
4. H. Al-Nashash, Cardiac arrhythmia classification using neural networks, *Technol. Health Care.* (2000) 363–372.
5. M. Lagerholm, G. Peterson, G. Braccini, L. Edenbrandt, L. Sörnmo, Clustering ECG complex using Hermite functions and self-organizing maps, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* (2000) 838–848.
6. J.C.T.B. Moreas, M.O. Seixas, F.N. Vilani, E.V. Costa, A real time QRS complex classification method using Mahalanobis distance, *Comput. Cardiol.* (2002) 201–204.
7. O.T. Inan, L. Giovangrandi, G.T.A. Kovacs, Robust neural-network-based classification premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* (2006) 2507–2515.
8. I. Christov, G. Bortolan, Ranking of pattern recognition parameters for premature ventricular contraction classification by neural networks, *Physiol. Meas.* (2004) 1281–1290.
9. P. De Chazal, M. O’Dwyer, R. Reilly, Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heart beat interval features, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* (2004) 1196–1206.
10. M.G. Tsipouras, C. Voglis, D.I. Fotiadis, A framework for fuzzy expert system creation—application to cardiovascular diseases, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* (2007) 2089–2105.
11. T.P. Exarchos, M.G. Tsipouras, C.P. Exarchos, C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, L.K. Michalis, A methodology for the automated creation of fuzzy expert systems for ischaemic and arrhythmic beat classification based on a set of rules obtained by a decision tree, *Artif. Intell. Med.* (2007) 187–200.
12. D. Nauck, R. Kruse, *NEFCLASS—A neuro-fuzzy approach for the classification of data*, in: *ACM Symposium on Applied Computing*, Nashville, New York, February, 1995, pp. 461–465.
13. J.J. Buckley and Y. Hayashi, *Neural nets for fuzzy systems*, *Fuzzy Sets and Systems*, 71(1995) 265–276
14. R.J.S. Jang, *ANFIS adaptive-network-based fuzzy inference systems*, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 23 (3) (1993) 665–685.
15. M. A. Chikh, *analyse du signal ECG par les reseaux de neurons et la logique floue : application à la reconnaissance des PVC* These de doctorat. Faculté des sciences d’ingenieurs. Tlemcen 2005
- 16 Pan J. et Tompkins W.J. *A real time QRS detection algorithm* *IEEE Trans. Biomed. Eng.* Vol. 23(4) pp. 230–236, 1985 .