

Identification de la pathologie cardiaque "ESV" par un classificateur neuronal

N. Hedeili, R.Kaoulal, M.A.Chikh

Laboratoire de Génie Biomédical - G.B.M-,Département d'Electronique,Faculté des Sciences de l'ingénieur,Université de Abou bekr Belkaid,Tlemcen B.P 230 pole Chetouane,13000 Algérie.

Email : N_Hedeili1@mail.univ-tlemcen.dz

Résumé : On va présenter dans cet article la conception, l'entraînement et la validation de deux classificateurs neuronaux pour la reconnaissance de l'Extrasystole Ventriculaire "ESV".

Les pathologies à classer sont extraites d'une base de données appelée MIT-BIH. Ces classificateurs conçus, sont basés sur des réseaux de neurones multicouches à une seule couche cachée, et l'algorithme d'apprentissage utilisé est la rétropropagation du gradient.

La couche d'entrée du premier réseau est constituée de 33 neurones, dont 30 neurones représentant les échantillons du complexe QRS, et les trois autres neurones d'entrée représentent respectivement, le cycle cardiaque (la durée "RR"), la moyenne de 10RR (mrr) et la moyenne carrée du 30 échantillons du complexe QRS (la puissance moyenne du complexe QRS(qrsc)) ce qui constitue un vecteur d'entrée de 33 composantes. Puis, on va réduire les 30 échantillons du complexe QRS en 13 échantillons en utilisant la méthode d'analyse en composantes principales (ACP), afin d'augmenter la susceptibilité de classificateur sans compliqué l'architecture de ce dernier, et on aura un nouveau vecteur d'entrée (de 16 composantes : 13 échantillons QRS, RR, mrr, qrsc) pour notre deuxième réseau de neurones.

L'évaluation des performances de nos classificateurs, est basé sur les paramètres suivants : la sensibilité (SE), la spécificité (SP), la prédictivité (PP) et le taux de classification correcte (CC).

Mots clés :

Signaux ECG, base de données "MIT-BIH", réseau de neurones, ACP.

I.Introduction :

Le cœur est l'organe moteur de l'appareil circulatoire, l'étude de ces paramètres fait appel à plusieurs méthodes parmi elles : l'électrocardiogramme (ECG) qu'est l'interprétation physique de l'activité électrique du cœur, il est constitué d'une succession de déflexion respectivement identifiée par les ondes P,Q,R,S,T,U ("voir figure1 ").

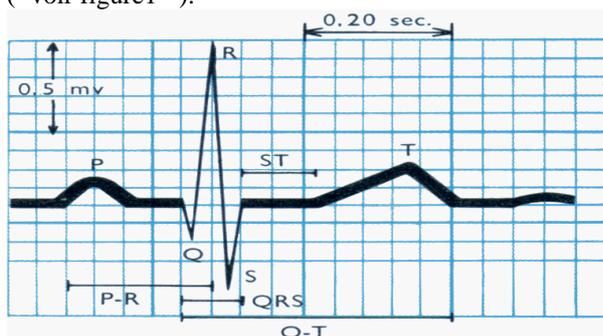


Figure1 : Electrocardiogramme normale [1]

L'onde P correspond à la dépolarisation auriculaire (des oreillettes), l'intervalle PQ qui permet aux oreillettes de se vider dans les ventricules avec la contraction de celui-ci, le complexe QRS est un ensemble de déflexion qui correspond à la dépolarisation ventriculaire, l'onde T est contemporaine de la repolarisation ventriculaire et l'onde U c'est une petite onde positive, de très faible amplitude qui n'est pas présentée constamment [2]. Donc l'électrocardiogramme (ECG) est un formidable outil de diagnostic pour les pathologies cardiaques ; mais malheureusement son interprétation ne se faisait

qu'après avoir fait le tracé électrique et étudié l'aspect de chaque complexe imprimé sur papier, ce qui empiétait sur l'urgence. La raison qui a donnée naissance à des nouvelles recherches qui se sont axées sur ce problème objectivant de diminuer le facteur temps dans le diagnostic des différentes cardiopathies. Notre travail va aussi dans le même sens, et nous envisageons de simuler deux classificateurs neuronaux car le récent progrès scientifique dans le domaine des réseaux de neurones, les rends attrayants pour des modèles de reconnaissance (par ex. reconnaissance de la parole, etc.) et grâce à leurs architectures parallèles, ils peuvent traiter un grand nombre de donnée dans un laps de temps réduit [3].

Une fois que le réseau est entraîné il devient capable de donner ces fruits sur place [4]. C'est pourquoi ils ont un très bon succès pour les applications dans le domaine biomédical. Nous souhaitons par ce présent travail de retrouver les paramètres représentatifs afin de réduire la taille de notre premier réseau et de maintenir un bon pourcentage de classification correcte. Donc on va réduire les échantillons du complexe QRS en utilisant la méthode de compression qu'est l'analyse en composantes principales (ACP).

II.Conception des classificateurs:

1. Préparation de données :

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones et pour le tester. Dans notre cas les applications ce font sur des signaux ou bien des données réelles prélevées de la base de données MIT-BIH et séparés de leurs annotations [5].

On a choisi des enregistrements ECG d'une duré de 15 minutes pour 12 patients, ils sont représentés dans le tableau si dessous :

ENREGIST - REMENTS	NTCC	N	ESV	A
106	1017	824	183	0
116	1184	1120	63	1
119	987	790	197	0
205	1378	1349	25	4
208	1502	702	546	254
210	1325	1232	83	10
213	1641	1294	115	232
215	1687	1603	82	2
219	1132	1092	33	7
221	1246	1006	240	0
223	1288	1070	157	61
228	1038	824	214	0
233	1532	1107	413	12

Tableau N° 01: La description des enregistrements utilisées

NTCC : nombre total des battements (cycles cardiaques).
 N : nombre de battements "normaux".
 ESV : nombre de battements "ESV".
 A : nombre de battements "autre" (i.e. : autre que normal & autre que ESV).

1.1 Filtrage des signaux d'ECG :

Les signaux d'ECG prélevé de la base de données MIT-BIH on été filtré par un filtre passe bande, tel que la bande passante utilisée est entre 0.1 et 100 Hz, relatifs au vrai temps au-delà des fréquences plus basses et plus hautes récupérables des enregistrements.

Les signaux de la bande passante filtrée ont été échantillonnés à 360Hz. Pour ce qui nous concernent, nous avons utilisé un simple filtre passe bas en cascade avec un filtre passe haut, pour enlever les différentes bruits restants (comme par exemple : l'interférence de 60Hz), remarquons que le choix de sa bande passante dépend du niveau de disjonction entre l'interférence et la bande utile supprimée [6].

⇒ La fonction de transfert du filtre passe bas est donné par :

$$L(z) = (1 - 2z^{-6} + z^{-12}) / (1 - 2z^{-1} + z^{-2}) \quad [7]$$

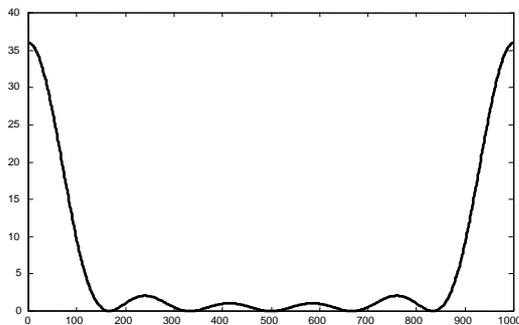


Figure 2 : Graphe du filtre passe bas

Le gain -3db correspond a une fréquence égale à 20Hz, et la fréquence du premier lobe secondaire (amplitude zéro) est 60Hz. Par conséquent, la fréquence de secteur 60Hz est complètement éliminée, et le bruit

du tremblement musculaire de haute fréquence est minimisée (voir figure2).

⇒ La fonction de transfert du filtre passe-haut est donnée par :

$$H(z) = z^{-127} - 1/2^{14} (1 - 2z^{-128} + z^{-256}) / (1 - 2z^{-1} + z^{-2}) \quad [7]$$

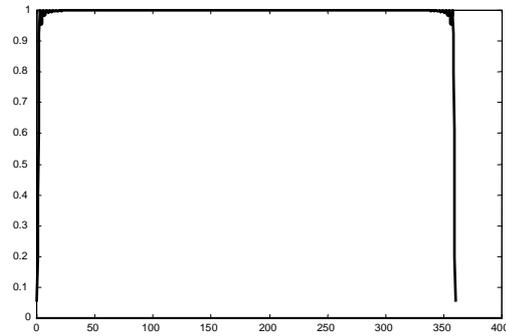


Figure 3 : Graphe du filtre passe haut

Où 2^{-14} est le facteur de la normalisation. La fréquence de coupure de ce filtre est 1Hz, où le gain est l'unité. Donc, il nous permet d'enlever le bruit de respiration trouvé autour de la fréquence 0.2Hz avec succès.

1.2 Séparation des bases de données :

Afin de développer une application à base de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances.

1.3 Mise en forme des entrées d'un réseau de neurones :

Dans cette étape on a préparé deux types de vecteurs d'entrées pour chaque enregistrement qui sont étudiées séparément :

➤ **Le premier vecteur :**

En ce qui concerne la base de données, la position de l'échantillon du pic R est connu pour cela on a prie 15 échantillons a sa gauche et 14 échantillons a sa droite a fin d'obtenir tout le complexe QRS "30 échantillons" ($N = Tf_s$, avec N : le nombre d'échantillons, T : est la duré de QRS et f_s : la fréquence d'échantillonnage), ces 30 échantillons QRS constituant les 30 entrées de réseau de neurones, pour les trois autres entrées, une représente le cycle cardiaque c'est à dire la durée RR(rr), et l'autre correspond à la moyenne de 10 RR (mrr), et la troisième caractérise la moyenne carrée du 30 échantillons du complexe QRS (la puissance moyenne du complexe QRS : qrsc).

➤ **Le deuxième vecteur :**

- rr
- mrr
- qrsc
- qrs : 13 échantillons les plus significatifs obtenues par la compression du complexe QRS par la méthode d'analyse en composantes principales (en abrégé ACP). Compte tenu de la taille d'informations à traiter, on a utilisé la méthode ACP qui est une technique mathématique dédiée a la compression de l'information en réduisant sa redondance (les échantillons redondants sont des échantillons numériques jouent tous le même

rôle), Cette réduction ne sera possible que si les échantillons initiaux ne sont pas indépendants et ont des coefficients de corrélation non nuls [8].

Donc le but de l'analyse en composantes principales est de condenser les données originales en de nouveaux groupements de façon à ce qu'ils ne présentent pas de corrélation entre eux et soient ordonnés en terme de pourcentage de variance apportée par chaque composante. Ainsi, la première composante principale contient les informations relatives à la variance maximale, la deuxième contient les informations relatives à la variance suivante. Le processus est répété jusqu'à l'obtention de la nième et la dernière composante principale. Les pertes d'informations diminuent d'une étape à la suivante. Ainsi, on a recours souvent à cette opération de pré traitement avant les traitements numériques proprement dits tel que la classification [9]. Le tableau ci dessous représente les variations du coefficient TR (coefficient de compression ; ie :en fonction de TR on peut choisir le nombre des échantillons voulu après la compression) en fonction des enregistrements :

Enregistrement	TR
106	$45 \cdot 10^{-7}$
116	$4 \cdot 10^{-6}$
119	$45 \cdot 10^{-8}$
205	$5 \cdot 10^{-6}$
208	$2 \cdot 10^{-6}$
210	$15 \cdot 10^{-6}$
213	$4 \cdot 10^{-7}$
215	$9 \cdot 10^{-6}$
219	$6 \cdot 10^{-7}$
221	$3 \cdot 10^{-7}$
223	$15 \cdot 10^{-7}$
228	10^{-7}
233	10^{-7}

Tableau N° 02 : Les variations du coefficient TR en fonction des enregistrements

1.4. Mise en formes des sorties désirées d'un réseau de neurones :

On à préparé un vecteur de sortie qui regroupe les annotations (de 15min) correspondant au vecteur d'entrée, afin d'assurer la phase d'apprentissage.

2. Apprentissage du réseau de neurones :

2.1. Sélection d'un modèle de réseau :

Il s'agit de réaliser la mise en correspondance de vecteur d'entrée avec le vecteur de sortie. Etant donné que l'on dispose de la sortie désirée, l'apprentissage est supervisé. A priori, la fonction de mise en correspondance est complexe (non linéaire) ce qui impose le choix d'un réseau multicouche (RMC). L'algorithme d'apprentissage le plus performant aujourd'hui sur cette structure est la rétropropagation de gradient [10].

❖Notes :

- Les réseaux de neurones multicouches en particulier présentent quelques défauts très fastidieux, car il est pratiquement impossible de spécifier une architecture satisfaisante.

On peut régler ce problème que expérimentalement (c-a-d après plusieurs essais), donc, il faut mettre en

évidence que le nombre de couches cachées et surtout de neurones cachés peut faire la différence entre le succès et l'échec d'autant qu'il n'existe pas de formules, ce qui nous a obligé à concevoir plusieurs modèles de réseaux et on a choisi parmi eux deux (les plus performants).

- L'algorithme de rétropropagation présente aussi un petit problème qui peut être facilement surmonté, c'est de la symétrie des poids (symetry breeking).

- Le choix de pas d'apprentissage lui aussi est très difficile, car sa valeur dépend fortement du problème a résoudre. Mais puisque on a réalisé cette étude avec le logiciel MATLAB 5.3-1998-, le problème de choix de pas d'apprentissage est résolu parce qu'il est choisi par le logiciel, les valeurs initiales des poids sont affectées aléatoirement par une fonction « RANDON » implémentée sous MATLAB, donc le problème de symétrie de poids est résolu.

- Pour améliorer les résultats, on a fait une normalisation des données d'entrée (30QRS, RR, mrr, qrsc), afin de les ramener entre zéro et un. Sachant qu'il existe déjà une fonction de normalisation implémentée sous MATLAB c'est : PREMNMX.

- Dans notre application nous avons utilisé des fonctions de transferts qui sont implémentées avec leurs dérivées dans le logiciel MATLAB, ainsi que les fonctions d'entraînement, elles sont déjà implémentées dans MATLAB.

- On a effectué l'apprentissage par l'enregistrement "106 " car il contient un nombre important de cas pathologique PVC.

- On choisie une seul couche cachée pour tous les réseaux.

- Notons que le programme d'apprentissage va s'arrêter sous l'une de ces conditions :

1. L'erreur soit inférieure à 10^{-8} .

2. Le nombre d'itérations (epoch) égal a 3000 époques.

Les tableaux ci dessous représentent respectivement : la topologie et les différentes caractéristiques de la phase d'apprentissage.

	Structure		
	Nombre de neurones		
	Couche d'entrée	Couche cachée	Couche de sortie
Réseau de neurones 1	33	3	3
Réseau de neurones 2	16	3	3

Tableau N°03 : la topologie du deux classificateurs

	PHASE D'APPRENTISAGE		
	Fonction d'activation des neurones		Fonction d'entraînement
	Couche cachée	Couche de sortie	Couche de sortie
Réseau de neurones 1	Tansig	Tansig	Trainlm
Réseau de neurones 2	tansig	tansig	trainlm

Tableau N°04 :les fonctions d'activations et d'entraînements des neurones dans les deux réseaux

	PHASE D'APPRENTISSAGE		
	Nombre d'itération	Erreur obtenue	Temps apprentissage écoulé (TPA)
Réseau de neurones 1	16	3.484 10 ⁻⁹	27.36
Réseau de neurones 2	11	8.14 10 ⁻⁹	22.19

Tableau N°05 : les résultats d'apprentissage des deux réseaux

3. Phase de validation :

Une fois le réseau de neurones est entraîné (après l'apprentissage), il est nécessaire de le tester sur une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage.

Pour évaluer nos classificateurs nous avons utilisé quatre lois statistiques basés sur la reconnaissance des catégories mutuellement exclusive de TP (true positive), FP (false positive), TN (true négative), FN (false négative).

Ces lois sont :

La sensibilité : $SE = TP/(TP+FN)$: c'est la fraction de cas réel visé correctement reconnu sur tous les cas réels visés

La spécificité : $SP = 100 \times TN/(TN+FP)$: c'est la fraction de cas réel non visé correctement rejeté

La prédictivité : $PP = 100 \times TP/(TP+FP)$: c'est la fraction de cas réel visé sur tous les cas reconnus comme cas visé.

La classification correcte : $CC = 100 \times (TP+TN) / (TN + TP + FN + FP)$: c'est le taux de classification correct (calculé par la méthode statistique).

Puisqu'on a utilisé trois différentes classes, on a choisi de viser chaque cas a part et lui appliquer ces lois statistiques [6] :

3.1. L'évaluation des classificateurs :

a. En choisissant comme cible la pathologie "ESV" :

Avant de représenté les résultats obtenue il faut donné quelques définitions :

TP1 : nombre de battements réellement ESV correctement reconnu.

TN1 : nombre de battements réellement non-ESV correctement reconnu.

FP1 : nombre de battements réellement non-ESV reconnu comme ESV.

FN1 : nombre de battements réellement ESV reconnu comme non-ESV.

Les tableaux si dessous montre l'identification des TP1, TN1, FP1 et FN1 :

⇒voici les résultats obtenus :

REEL	ALGORITHMME		
	n	v	a
N	TN1	FP1	TN1
V	FN1	TP1	FN1
A	TN1	FP1	TN1

Tableau N°06 : définitions des catégories mutuellement exclusive pour la classe "ESV"

ENREGISTREMENT	RESEAU 1			
	TP1	TN1	FP1	FN1
116	63	1121	0	0
119	13	790	0	184
205	25	1353	0	0
208	492	783	173	54
210	75	1238	4	8
213	60	1515	11	55
215	65	1601	4	17
219	31	1096	3	2
221	240	1006	0	0
223	117	1101	30	40
228	211	824	0	3
233	373	1115	4	40

Tableau N°07 : les catégories mutuellement exclusive du 1^{er} réseau

ENREGISTREMENT	RESEAU 2			
	TP1	TN1	FP1	FN1
116	58	1108	13	5
119	196	790	0	1
205	18	1352	1	7
208	479	819	137	67
210	95	1239	3	18
213	19	1525	1	96
215	69	1540	65	13
219	32	529	570	1
221	239	933	73	1
223	84	697	434	73
228	213	824	0	1
233	388	1115	4	25

Tableau N°08 : les catégories mutuellement exclusive du 2^{ème} réseau

ENREGISTREMENT	RESEAU 1			
	SE1	SP1	PP1	CC1
116	100	100	100	100
119	6.599	100	100	81.36
205	100	100	100	100
208	90.11	81.90	73.98	84.87
210	90.36	99.68	94.94	99.09
213	52.17	99.28	84.51	95.98
215	79.27	99.75	94.20	98.76
219	93.94	99.73	91.18	99.56
221	100	100	100	100
223	74.52	97.35	79.59	94.56
228	98.59	100	100	99.71
233	90.31	99.64	98.94	97.13
La moyenne	81.32	98.11	93.11	95.92

Tableau N°09 : les lois statistiques du 1^{er} réseau

ENREGISTREMENT	RESEAU 2			
	SE1	SP1	PP1	CC1
116	92.06	98.84	81.69	98.48
119	99.49	100	100	99.89
205	72	99.93	94.74	99.42
208	87.73	85.67	77.76	86.42
210	78.31	99.76	95.59	98.42
213	16.52	99.93	95	94.09
215	84.15	95.95	51.49	95.37
219	96.97	48.13	5.32	49.56
221	99.58	92.74	76.6	94.06
223	53.5	61.63	16.22	60.64
228	99.53	100	100	99.9
233	93.95	99.64	98.35	98.11
La moyenne	81.15	89.53	74.45	89.53

Tableau N°10 : les lois statistiques du 2^{ème} réseau

b. En choisissant comme cible la classe "A" :

Le tableau si dessous montre l'identification des TP2, TN2, FP2 et FN2 :

REEL	ALGORITHME		
	n	V	a
N	TN2	FP2	TN2
V	TN2	FP2	TN2
A	FN2	TP2	FN2

Tableau N°11 : définitions des catégories

⇒voici les résultats obtenus

ENREGISTREMENT	RESEAU 1			
	SE2	SP2	PP2	CC2
116	0	99.92	0	99.83
119	NAN	81.76	0	81.76
205	0	100	NAN	99.71
208	11.02	93.99	27.18	79.96
210	50	99.69	55.56	99.32
213	4.31	98.72	35.71	85.37
215	50	99.29	7.69	99.23
219	0	95.38	0	94.79
221	NAN	95.35	0	95.35
223	31.15	84.52	9.09	81.98
228	NAN	97.98	0	97.98
233	8.33	97.89	3.03	97.19
La moyenne	/	95.37	/	92.7

Tableau N°12: les lois statistiques du 1^{er} réseau

ENREGISTREMENT	RESEAU 2			
	SE2	SP2	PP2	CC2
116	0	99.92	0	99.83
119	NAN	100	NAN	100
205	0	99.49	0	99.20
208	0	99.68	0	82.82
210	0	100	NAN	99.25
213	0	100	NAN	85.86
215	0	99.46	0	99.35
219	0	99.91	0	99.29
221	NAN	100	NAN	100
223	0	99.27	0	94.56
228	NAN	100	NAN	100
233	0	100	NAN	99.22
La moyenne	/	99.81	/	96.6

Tableau N°13: les lois statistiques du 2^{ème} réseau

c. En choisissant comme cible la classe "N" :

Le tableau si dessous montre l'identification des TP3, TN3, FP3 et FN3 :

REEL	ALGORITHME		
	n	v	a
N	FN3	TP3	FN3
V	TN3	FP3	TN3
A	TN3	FP3	TN3

Tableau N°14 : définitions des catégories mutuellement exclusive pour la classe "N"

⇒voici les résultats obtenus

ENREGISTREMENT	RESEAU 1			
	SE3	SP3	PP3	CC3
116	99.91	98.44	99.91	99.83
119	100	97.97	99.49	99.59
205	100	86.21	99.70	99.71
208	90.17	87.37	86.24	88.68
210	99.84	92.47	99.43	99.32
213	99.92	28.24	83.85	84.76
215	99.75	92.86	99.63	99.41
219	95.24	85	99.43	94.87
221	94.23	100	100	95.35
223	84.39	86.69	96.89	84.78
228	97.69	99.53	99.87	98.07
233	100	96.47	98.66	99.02
La moyenne	96.76	87.60	96.92	95.28

Tableau N°15: les lois statistiques du 1^{er} réseau

ENREGISTREMENT	RESEAU 2			
	SE3	SP3	PP3	CC3
116	98.93	93.75	99.64	98.65
119	100	99.49	99.87	99.89
205	100	89.65	99.78	99.78
208	81.19	61	64.63	70.44
210	99.84	70.97	97.85	97.81
213	100	5.76	79.83	80.07
215	96.07	95.24	99.74	96.03
219	48.17	92.5	99.43	49.74
221	92.74	99.58	99.89	94.06
223	63.27	61.47	88.96	62.96
228	100	99.53	99.88	99.90
233	99.91	92	97.02	97.72
La moyenne	90.01	80.08	93.87	87.25

Tableau N°16: les lois statistiques du 2^{ème} réseau

ENREGISTREMENT	RESEAU 1		RESEAU 2	
	TDC	TPT	TDC	TPT
116	99.83	1.7	98.47	1.59
119	81.36	1.26	99.89	1.31
205	99.71	1.87	99.2	1.76
208	76.76	2.2	69.84	2.03
210	98.87	1.82	97.73	1.76
213	83.06	2.31	80.01	2.19
215	98.69	2.37	95.37	2.25
219	94.61	1.76	49.29	1.71
221	95.35	1.82	94.06	1.7
223	80.67	1.86	59.08	1.71
228	97.88	1.59	99.90	1.48
233	96.67	2.14	97.52	2.08
La moyenne	91.95	1.89	86.69	1.79

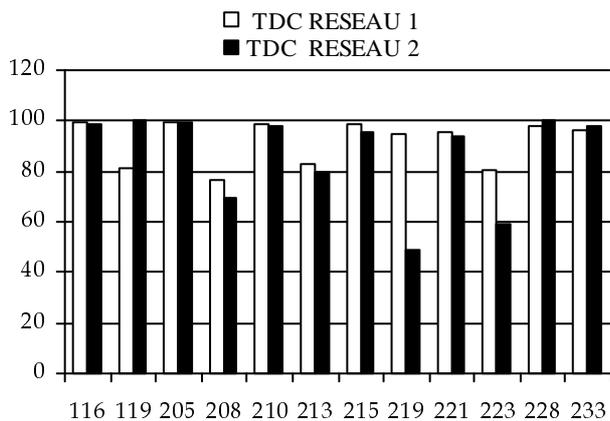
Tableau N°17: Temps de test et le TDC des deux réseaux pour chaque enregistrement

Avec :

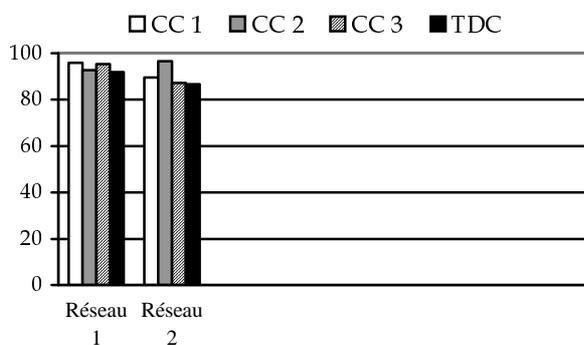
Taux de classification "TDC" : c'est la somme de toutes les annotations correctement connues divisée par le nombre totale des annotations.

Temps de test "TPT" : c'est le temps écoulé pendant la phase de validation.

III. Discussion des résultats :



Histogramme N°1: La variation de TDC d'un enregistrement à un autre des deux réseaux



Histogramme N°2: Les Taux de la classification correcte " CC1, CC2, CC3" et le taux de classification "TDC" des deux réseaux

A partir des résultats obtenus par les deux classificateurs neuronaux nous remarquons que le 2^{ème} réseau a une topologie réduite avec 22 neurones au lieu de 39 neurones pour le 1^{er} réseau et par conséquent un temps de réponse nettement inférieur. (TPA=27.36 et TPT=1.89 pour le 1^{er} réseau et TPA=22.19 et TPT=1.79 pour le 2^{ème} réseau) mais nous notons que de point de vue précision le 1^{er} réseau a donné les meilleurs résultats sachant qu'il n'y a pas une perte d'information (pour le 1^{er} réseau : SE1=81.32, SP1=98.11, PP1=93.11, CC1=95.92, TDC=91.95 et pour le 2^{ème} réseau : SE1=81.15, SP1=89.53, PP1=74.45, CC1=89.53, TDC=86.69).

IV. Conclusion :

En conclusion , nous avons démontré par cette étude la capacité et la précision de la classification automatique des pathologies cardiaques (ESV) en utilisant les réseaux de neurones .Ainsi que nous avons comparé deux méthodes de modélisation du complexe QRS l'une utilise l'information complète (pour le 1^{er} classificateur) et l'autre utilise l'information réduite (pour le 2^{ème} classificateur) en se basant sur l'approche d'ACP, et nous avons remarqué que le 2^{ème} classificateur a une architecture réduite mais un taux de classification un petit peu inférieur par rapport au 1^{er} classificateur .

Mais une étude plus poussée est demandée afin de concevoir un classificateur des pathologies cardiaques valable cliniquement.

Références :

- [1]: Dr PHILIPPE MABO, " Troubles du rythme-généralités " ,Département de cardiologie et maladies vasculaires, CHU de Rennes.
- [2]: ROSE MARIE HAMLADJI", Précis de sémiologie», OPU, 1999.
- [3]: J.HERTZ - A.KROGH - R. PALMER, "Introduction to the theory of neural computation", Edition Wesley, 1991.
- [4]: S.E FAHLMAN,"An empirical study of learning speed in backpropagation networks", Carhenge Mellon University, Computer Science Department, 1988.
- [5]: "MIT-BIH Arrhythmia Database " , <http://physionet.phbiu.ac.il/physiobank/database/mitdb.htm>
- [6]: FREDRIC M. HAM - SOOWHAN HAN, "Classification of cardiac arrhythmias using fuzzy ARTMAP", IEEE Transactions Biomedical Engineering; vol.43, n°4, pp. 425-429, 1996.
- [7]: M.A.CHIKH, N.BELGACEM, F.BEREKSI-REGUIG,"Neural networks to classify cardiac beats" , Actes du IX^{ème} congrès de la société Francophone de classification ,Toulouse,SFC'2002,pp165-168,2002.
- [8]: BAKOTONIAINA SOLOFOARISOA, "Analyse en composantes principales d'une image multispectrale de télédétection".
- [9]: BOUROCHE-SAPORTA, "Analyse en composantes principales (ACP) " ,1980. <http://www.ulg.ac.be/pedaexpe/cours/glosaire.html>
- [10]: Y. LUCON," Modèles connexionniste de l'apprentissage" ,Thèse De Doctorat ,Université Pierre et Marie Curie,Paris-France,1987.