

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques

Mémoire de Master

Présenté par

BOUKHEDIMI Lylia et ZIANE Hanane

Filière : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Classification des signaux biomédicaux par la méthode Neuro-floue d'ANFIS

Soutenu le 21 /09 /2020 devant le jury composé de:

HAMADOUCHE	M'hamed	Prof	UMBB	Président
BELKACEM	Samia	MCA	UMBB	Examineur
MESSAOUDI	Noureddine	MCA	UMBB	Promoteur

Année Universitaire : 2019/2020

TABLES DES MATIERES

TABLES DES MATIERES	i
Dédicace	vi
Dédicace	viii
Remerciements	ix
TABLE DES FIGURES.....	xiv
LISTE DES TABLEAUX	xviii
LISTE DES ABREVIATIONS	xix
Résumé.....	xxi
ملخص	xxi
Abstract	xxi
Introduction générale	1
Chapitre1 :Electrocardiographie (ECG) et Electromyographie (EMG).....	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 Electrocardiographie et Electromyographie.....	3
3.2.3 L'électrocardiographie.....	3
3.2.3 Electrocardiographie	8
3.2.3 Système de Dérivations électro-cardiographiques	10
3.2.3 Activité mécanique cardiaque	13
1.3 L'électromyogramme (EMG)	16
3.2.3 Bref historique de l'électromyographie	16
3.2.3 Généralités sur le système nerveux	16
3.2.3 Potentiel d'action.....	18
3.2.3 Electromyogramme (EMG).....	19
3.2.3 Types d'électrode pour l'électromyogramme.....	19
3.2.3 Les différents types des muscles.....	20
3.2.3 Anatomie de muscle.....	23
1.4 Conclusion	30
Chapitre 2 : Classification par la logique floue et réseaux de neurones.....	31
2.1 Introduction.....	31
2.2 La logique floue	31
2.3 La théorie des sous ensembles floue	31
2.3.1 Définition d'un sous ensemble floue	31
2.4 Fonction d'appartenance.....	32
2.4.1 Fonction d'appartenance triangulaire	32

2.4.2	Fonction d'appartenance gaussienne	32
2.4.3	Fonction d'appartenance trapézoïdale	33
2.5	Variable linguistique	33
2.6	Opérations sur les sous ensembles flous.....	33
2.6.1	Union	34
2.6.2	Intersection.....	34
2.6.3	Le complément	34
2.7	Implication floue (règle IF ... THEN).....	35
2.8	Système d'inférence floue	35
2.8.1	Fuzzification.....	36
2.8.2	Moteur d'inférence	36
2.8.3	Défuzzification	38
2.9	Les types de système d'inférence floue.....	39
2.9.1	Le système d'inférence floue de Mamdani	39
2.9.2	Système d'inférence floue de Sugeno et Takagi	40
2.10	Les neurones formels.....	41
2.11	Réseaux de neurones	42
2.12	Structure de réseaux de neurone.....	42
2.12.1	Réseaux non bouclés.....	42
2.12.2	Réseaux bouclés	43
2.13	L'apprentissage de réseau de neurone	43
2.13.1	Apprentissage supervisé :.....	43
2.13.2	Apprentissage non supervisé :	43
2.14	Système Neuro-Flou	44
2.14.1	Architecture de l'ANFIS.....	44
2.14.2	Principe de l'ANFIS (Adaptative-Network-based Fuzzy Inference System).....	44
2.14.3	Apprentissage de Neuro-Flou de modèle l'ANFIS.....	46
2.14.4	Rétro propagation du gradient.....	47
2.14.5	Les avantages de modèle ANFIS.....	47
2.15	Conclusion	47
Chapitre 3	: Extraction des paramètres de classification.....	48
3.1	Introduction.....	48
3.2	Représentation graphique des signaux ECG.....	48
3.2.1	Présentation du logiciel MATLAB.....	48
3.2.2	Présentation du logiciel Origin.....	49

3.2.3	Description de la base de données MIT-BIH	50
3.3	Les paramètres de classification.....	51
3.3.1	La valeur efficace (root mean square)	51
3.3.2	La puissance totale (TTP)	52
3.3.3	Représentation graphique des paramètres de classification	52
3.3.4	Résultats et discussions.....	53
3.4	Représentation graphique des signaux EMG	53
3.4.1	Description du système de détection	53
3.4.2	Contraction maximale volontaire (MVC)	53
3.4.3	Résultats et discussions.....	55
3.4.4	Représentation des paramètres de classification	56
3.4.5	Analyse et interprétation des résultats	57
3.4.5.1	Effet du de contraction musculaire volontaire sur le signal EMG.....	57
3.4.5.2	Effet de la distance inter électrode sur le signal EMG.....	57
3.5	Conclusion	57
Chapitre 4 :Classification des signaux ECG et EMG par la méthode Neuro-floue.....		57
4.1	Introduction.....	57
4.2	L'organigramme de classification des signaux biomédicaux	57
4.3	Présentation de la structure ANFIS	58
4.4	Etapes d'utilisation de Toolbox Neuro-Flou.....	58
4.4.1	Chargement des données.....	59
4.4.2	Génération et initialisation du système Neuro-Flou	59
4.4.3	L'architecture obtenue grâce à la méthode Neuro-Flou.....	60
4.4.4	Génération des règles de base	60
4.4.5	La défuzzification des variables de sortie	61
4.4.6	Analyse et interprétation des résultats	62
4.5	Classification des signaux EMG par Neuro-flou	62
4.5.1	La structure de système ANFIS pour le filtre LDD pour $DIE = 5mm$	62
4.5.2	Génération des règles de base	62
4.5.3	La défuzzification de la variables de sortie.....	63
4.5.4	Règles de base du système ANFIS pour le filtre LDD pour $DIE = 10mm$	64
4.5.5	La défuzzification de la variables de sortie.....	64
4.5.6	Règles de base du système ANFIS pour le filtre LSD pour $DIE = 5mm$	65
4.5.7	La défuzzification des variables de sortie	65
4.5.8	Règles de base du système ANFIS du filtre LSD pour $DIE = 10mm$	66

4.5.9 La défuzzification de la variables de sortie.....	66
4.5.10 Règles de base du système ANFIS du filtre NDD pour une $DIE = 5mm$	67
4.5.11 La défuzzification de la variables de sortie.....	67
4.5.12 Règles de base du système ANFIS du filtre NDD pour $DIE = 10mm$	68
4.5.13 La défuzzification des variables de sortie.....	68
4.5.14 Résultats et discussions.....	69
4.6 Résultats obtenus par la méthode Neuro-flou.....	69
4.6.1 Les signaux ECG.....	69
4.6.2 Les signaux EMG.....	70
4.7 Conclusion.....	76
Conclusion générale.....	78
Bibliographie.....	79

Dédicace

Je dédié ce modeste travail à...

A La femme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, à toi Ma Mère.

A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur , Mon Père que j'adore.

Aux personnes dont j'ai bien aimé leurs présence dans ce jour, à toutes mes sœurs et mes frère. je dédie ce travail dont grand plaisir leurs revient en premier lieu pour leurs conseils, aides et encouragements.

A mes oncles et ma chère grand-mère qui je souhaite son rétablissement et que Dieu prolonge sa vie

Un remerciement particulier et sincère pour Ziane Hanane qui a partagé ce travail avec moi.

A mes collègues étudiants.

A chaque personne qui m'a encouragé et aidé de pré ou de loin.

Boukhedimi Lylia

Dédicace

Je dédie ce modeste travail

À ceux qui sont dans mon cœur à ceux qui ont veillé sur notre confort et se sont beaucoup sacrifiés pour notre succès, ma chère mère Sekoura, (que Dieu ait pitié d'elle).

À la personne qui m'a soutenu tout au long de ma vie scolaire, Mon cher père Saïd

(que Dieu me protège cela).

A ma chère belle mère ouerdia Ghobri qui m'a soutenu tout au long de ma vie scolaire

A mes chères grandes mères bouhraoua Yamina, Zohra,

A mon cher grand père Rabah, (que Dieu me protège cela).

A mes chers frères, Yassine, Karim, sofinane, abderaouf

A mes chères sœurs, Karima, Nadia, Siham

Aux femmes de mes frères, Karina, Yasmina

A mes beau frères Akkouche Hamoud , Hamitouche Saïd

A mes nièces et neveux Liana, Youssef, Nassim, Ania, Rani, Lina, Hiba

A mes tantes Fatima, Rbiha.

A mes oncles Mohammed, Belkacem

A mes cousines Dania, Chahinaz

A mes cousins Nourddine, Fahem, Hocine

A tout mes amies spécialement « Anisssa Maiz », « Hanane Salmi » et mon binôme

« Lylia boukhedimi ».

Ziane Hanane

Remerciements

Merci Allah de nous avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et la volonté et la patience de mener à terme le présent travail.

Nous tenons à remercier notre promoteur, Monsieur Messaoudi Noureddine chef de département de génie électrique pour son soutien, sa disponibilité ainsi que ses précieux conseils.

Nous tenons à exprimer nos remerciements les plus sincères aux membres du jury ; Monsieur Hamadouche M'hamed et Madame Belkacem Samia , qui ont accepté d'examiner ce travail.

Notre Vif remerciement s'adresse également à nos enseignants et nos parents, pour leur présence chaleureuse et leur encouragement.

Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la concrétisation de Ce travail, et à toute la promotion de master instrumentation biomédical.

TABLE DES FIGURES

Figure 1. 1. La machine ECG construite par Willem Einthoven (1860-1927). Le patient est infecté au galvanomètre et les deux mains et une jambe sont immergées dans des récipients salins. Les électrodes reliées par des câbles au galvanomètre sont appelées conducteurs de branche. Einthoven a reçu le prix Nobel pour sa découverte de mécanisme d'électrocardiographie. [9].....	4
Figure 1. 2. Anatomie de cœur [12]......	6
Figure 1. 3. Les voies de conduction intra-cardiaques [13]......	8
Figure 1. 4. Un cycle cardiaque [16]......	8
Figure 1. 5. La ligne isoélectrique [16].	9
Figure 1. 6. Segment PR [16].	9
Figure 1. 7. Segment ST [16].	10
Figure 1. 8. Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [17]......	11
Figure 1. 9. Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres [17]......	12
Figure 1. 10. Les dérivations précordiales unipolaires [7].	12
Figure 1. 11. Coupe transversale d'un ventricule, montrant les trois couches du cœur, l'endocarde, le myocarde et le péricarde. La constitution des oreillettes est identique, la couche myocardique y est cependant plus mince [18]......	13
Figure 1. 12. Systole atrial [20].	14
Figure 1. 13. Systole ventriculaire [20].	15
Figure 1. 14. Schéma de système nerveux et ses principaux sous systèmes [23].	18
Figure 1. 15. Formation d'un potentiel d'action. Des stimulations insuffisantes (variations de 15 mV) ne permettent pas d'initier un potentiel d'action. Lorsque la stimulation est suffisante, il y a formation d'un potentiel d'action : le gradient électrique passe rapidement de -70 à +40 mV. Une période réfractaire, ou la cellule est dite « hyperpolarisée » suit immédiatement la formation du potentiel d'action [21].	19
Figure 1. 16. Électrode de surface [25].	20
Figure 1. 17. Électrode aiguille [25].	20
Figure 1. 18. Muscle strié squelettique [26].	21
Figure 1. 19. Tissu musculaire strié cardiaque [26].	22
Figure 1. 20. Tissu musculaire lisse [26]......	23
Figure 1. 21. Schéma descriptive de la composition musculaire [27]......	24
Figure 1. 22. Organisation microscopique du muscle squelettique. Le muscle est composé de fibres qui sont elles mêmes formées de myofibrilles regroupant des filaments d'actine et de myosine [28].	25

Figure 1. 23. Détail d'un sarcomère d'une fibre musculaire squelettique humaine rapide. Représentation tridimensionnelle des tubules transverses et du réticulum sarcoplasmique [28].	25
Figure 1. 24. Schéma de l'unité motrice [30].	28
Figure 2. 1. Exemples des fonctions d'appartenance. (a) Logique classique (b) Logique floue. [33]	32
Figure 2. 2. Fonction d'appartenance triangulaire[34].	32
Figure 2. 3. Fonction d'appartenance gaussienne[34].	32
Figure 2. 4. Fonction d'appartenance trapézoïdale[34].	33
Figure 2. 5. Variable linguistique [34].	33
Figure 2. 6. Union des fonctions d'appartenances[37].	34
Figure 2. 7. Intersection des fonctions d'appartenances[37].	34
Figure 2. 8. Complément de fonction d'appartenances[37].	35
Figure 2. 9. Système d'inférence floue [33].	36
Figure 2. 10. Principe de la méthode d'inférence Max-Min [41].	37
Figure 2. 11. Principe de la méthode d'inférence Max-Produit [41].	37
Figure 2. 12. Principe de la méthode d'inférence Somme-Produit. [41].	38
Figure 2. 13. Système d'inférence flou de Mamdani [34].	40
Figure 2. 14. Système d'inférence flou de Sugeno et Takagi. [34].	41
Figure 2. 15. Schéma graphique d'un neurone[50].	41
Figure 2. 16. Différents types de fonctions d'activation pour le neurone formel [53].	42
Figure 2. 17. Réseau de neurones non bouclé [50].	43
Figure 2. 18. Réseau de neurones bouclé [50].	43
Figure 2. 19. Système ANFIS à deux entrées, une sortie et deux fonctions d'appartenance par entrées [44].	44
Figure 3. 1. Fenêtre principale du logiciel Matlab R2016.	48
Figure 3. 2. Fenêtre principale de logiciel OriginPro 2016.	49
Figure 3. 3. Représentation des signaux ECG.	51
Figure 3. 4. Valeurs de RMS des signaux ECG.	52
Figure 3. 5. Valeurs TTP des signaux ECG.	52
Figure 3. 6. Exemples de signaux sEMG détectés par le système LDD. La DIE est de 5 mm (a) et 10 mm (b).	54
Figure 3. 7. Exemples de signaux sEMG détectés par le système LSD. La DIE est 5 mm (a) et 10 mm (b).	54
Figure 3. 8. Exemples de signaux sEMG détectés par le système NDD. La DIE est de 5 mm (a) et 10 mm (b).	55
Figure 3. 9. Valeurs du RMS (a) et du TTP(b) des signaux sEMG détectés par les systèmes LDD, LSD, NDD. DIE est 5mm.	56

Figure 3. 10. Valeurs du RMS et du TTP des signaux sEMG détectés par les systèmes LDD, LSD, NDD.DIE est 10mm.....	56
Figure 4. 1. Organigramme de classification.....	57
Figure 4. 2. Architecture du modèle ANFIS proposé [63].....	58
Figure 4. 3. La fenêtre de l'application Neuro-Fuzzy Designer.....	58
Figure 4. 4. Le graphe des données.....	59
Figure 4. 5. Choix des paramètres du système initial SIF.....	59
Figure 4. 6. Structure neuronale du modèle proposé sous Matlab.....	60
Figure 4. 7. Génération des règles floues.....	60
Figure 4. 8. Observateur des règles.....	61
Figure 4. 9. Structure neuronale du modèle proposé sous Matlab.....	62
Figure 4. 10. Génération de règles floues.....	63
Figure 4. 11. Observateur des règles.....	63
Figure 4. 12. Génération de règles floues.....	64
Figure 4. 13. Observateur des règles.....	64
Figure 4. 14. Génération de règles floues.....	65
Figure 4. 15. Observateur des règles.....	65
Figure 4. 16. Génération de règles floues.....	66
Figure 4. 17. Observateur des règles.....	Error! Bookmark not defined.
Figure 4. 18. Génération de règles floues.....	67
Figure 4. 19. Observateur des règles.....	67
Figure 4. 20. Génération de règles floues.....	68
Figure 4. 21. Observateur des règles.....	68
Figure 4. 22. Schéma bloc du (SIF).....	69
Figure 4. 23. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	69
Figure 4. 24. Fuzzification de la variable de sortie «ECG».....	70
Figure 4. 25. Schéma bloc du (SIF).....	70
Figure 4. 26. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	70
Figure 4. 27. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».....	71
Figure 4. 28. Schéma bloc du (SIF).....	71
Figure 4. 29. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	71
Figure 4. 30. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».....	72
Figure 4. 31. Schéma bloc du (SIF).....	72
Figure 4. 32. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	72
Figure 4. 33. Fuzzification de la variable de sortie «EMG ».....	73
Figure 4. 34. Schéma bloc du (SIF).....	73
Figure 4. 35. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	73

Figure 4. 36. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».....	74
Figure 4. 37. Schéma bloc du (SIF).	74
Figure 4. 38. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	74
Figure 4. 39. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».....	75
Figure 4. 40. Schéma bloc du (SIF).	75
Figure 4. 41. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP».....	75
Figure 4. 42. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».....	76

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1. Les différentes couches d'un système ANFIS [46]	45
Tableau 2.2. Les paramètres à ajuster pour l'ANFIS [47]	46

LISTE DES ABREVIATIONS

1D	One Dimensional: Unidimensionnel
2D	Two Dimesional: Bidimensionnel
AD	Atrium Droit
AG	Atrium Gauche
ANFIS	Adaptive Neuro- Fuzzy Inférence System.
ATP	Adénosine-TriPhosphate
aVL,aVR, aVF	Les dérivations périphériques unipolaires
Ca²⁺	Ion Calcium
DI, DII, DIII	Dérivations périphériques bipolaires
DIE	Distance Inter-Electrode
ECG	ElectroCardioGramme
EEG	ElectroEncéphaloGramme
EMG	ElectroMyoGramme
Fe²⁺	ion ferreux ferrique
Fe³⁺	ion ferrique
FIS	Système d'Inférence Flou
LDD	Longitudinal Double Différence : Double différence longitudinale
LSD	Longitudinal Single Differential: Simple Différentiel Longitudinal
LSM	Least Square Méthode.
MLP	MuLtilayer Perceptrons
MVC	Maximum Voluntary Contraction: Contraction Maximale Volontaire
NDD	Normal Double Differential: Double Différentiel Normal
PCr	PhosphoCréatine
QRS(complexe)	Région de signal ECG constituées des ondes Q,R,S.
RMS	Root Mean Square: Racine carrée moyenne
RN	Réseaux de Neurone
sEMG	Surface EMG: Electromyographie de surface

SNC	S ystème N erveux C entral
SNP	S ystème N erveux P ériphérique
TTP	T otal P ower: Puissance Totale
UM	U nité M otrice
V1 à V6	Les dérivations précordiales
VD	V entricule D roit
VG	V entricule G auche

Résumé

Le travail que nous avons réalisé dans ce projet de fin d'étude consiste à appliquer une méthode hybride entre la logique floue et les réseaux de neurones pour classifier quelques signaux d'électrocardiographie (ECG) et d'électromyographie (EMG). Cette méthode est appelé méthode «Neuro-floue d'Anfis». Pour atteindre cet objectif, pour chaque signal nous avons calculé deux paramètres, le premier est un paramètre d'amplitude (RMS : la valeur efficace) et le deuxième est un paramètre spectrale (TTP : la puissance totale).

Nos résultats montrent que la méthode que nous avons utilisée permette de bien classifier les signaux biomédicaux.

Mots clés: classification, logique floue, Neuro-floue, signaux biomédicaux, électrocardiographie, électromyographie.

ملخص

يتكون العمل الذي قمنا به في مشروع نهاية الدراسة هذا من تطبيق طريقة هجينة بين المنطق الضبابي والشبكات العصبية لتصنيف بعض إشارات تخطيط الكهربي للقلب (ت ك ق) والتخطيط الكهربي للعضلات (ت ك ع) تسمى هذه الطريقة بطريقة «Neuro-floue d'Anfis». لتحقيق هذا الهدف ، قمنا بحساب معلمتين لكل إشارة ، الأولى هي معلمة الاتساع (RMS: القيمة الفعالة) والثانية هي معلمة طيفية (TTP: القدرة الإجمالية).

تظهر نتائجنا أن الطريقة التي استخدمناها تسمح لنا بتصنيف الإشارات الطبية الحيوية بشكل صحيح.

الكلمات المفتاحية: التصنيف ، المنطق الضبابي ، الغموض العصبي ، الإشارات الطبية الحيوية ، تخطيط الكهربي للقلب ، التخطيط الكهربي للعضلات.

Abstract

The work we did in this end of study project consists of applying a hybrid method between fuzzy logic and neural networks to classify some electrocardiography (ECG) and electromyography (EMG) signals. This method is called the "Neuro-fuzzy Anfis" method.

To achieve this goal, for each signal we have calculated two parameters, the first is an amplitude parameter (RMS: the effective value) and the second is a spectral parameter (TTP: the total power).

Our results show that the method we used allows us to properly classify biomedical signals.

Key words: classification, fuzzy logic, neuro-fuzzy, biomedical signals, electrocardiography, electromyography.

Introduction générale

Introduction générale

Dans nos jours, l'étude des signaux biomédicaux et l'extraction de l'information utile à partir de ces signaux d'une façon automatique est très importante et aide les médecins à bien comprendre le comportement de différents tissus cellulaires afin de faire un bon diagnostic et à construire les bases de données de patients [1]. Le travail que nous allons présenter dans ce mémoire, consiste à appliquer une méthode hybride entre la logique floue et les réseaux de neurones pour pouvoir classifier les signaux biomédicaux tels que l'électrocardiogramme (ECG) et l'électromyogramme (EMG).

L'ECG explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des électrocardiogrammes, tracés bidimensionnels qui inscrivent en fonction du temps les variations du potentiel électrique induites dans les différents points du cœur en activité [2] ainsi que l'EMG est une technique permettant de recueillir un signal électrique par un électromyogramme (EMG) afin d'analyser l'activité électrique d'un muscle durant une stimulation [3].

Le concept de la logique floue (LF) est basé sur la théorie des ensembles flous présentée par Lotfi A. Zadeh de l'université de Californie, Berkeley, en 1965 [4]. La théorie des ensembles flous porte sur l'imprécision ou l'incertitude et elle fournit une méthode pour l'utilisation de données imprécises avec des concepts mathématiques [5].

Au cours de ces dernières années, plusieurs hybridations de ces techniques ont vu le jour comme celle du système ANFIS (Adaptative Network Fuzzy Inférence System) ; dont la puissance réside dans la possibilité d'incorporer une base de connaissance, de traiter les données imprécises par logique floue et d'introduire l'apprentissage via le réseau de neurones [6].

Pour bien montrer l'objectif de notre projet de fin d'études, nous avons organisé ce mémoire comme suit :

Dans le premier chapitre, nous avons décrit les deux signaux biomédicaux ECG et EMG où nous avons présenté d'abord un bref historique sur l'ECG et l'EMG ainsi que une description de l'anatomie du cœur et du muscle.

Le deuxième chapitre est réservé pour la logique floue, sa définition, les caractéristiques essentiels des raisonnements approximatifs, le système d'inférence floue et la méthode utilisée.

Le troisième chapitre est consacré à la représentation des signaux ECG et EMG, la définition de quelques paramètres de classification et les représenter afin d'extraire les informations.

Dans le quatrième et dernier chapitre, les étapes de la méthode qui a été présentée lors de deuxième chapitre seront exploitées pour classer les signaux biomédicaux.

Finalement, une conclusion générale synthétise le contenu de ce projet de fin d'étude sera présentée.

Chapitre 1

Chapitre 1

Electrocardiographie (ECG) et Electromyographie (EMG)

1.1 Introduction

Les signaux biomédicaux sont des grandeurs physiques prélevés sur le corps humain au moyen de capteurs appropriés. Ils sont de nature électriques, on peut citer: l'électrocardiogramme (ECG), électroencéphalogramme (EEG), électromyogramme (EMG) ou de nature non-électrique à savoir: la respiration, les mouvements, etc. Tels signaux, contiennent des informations cachées qui sont très utiles aux cliniciens et aux médecins pour faire leur diagnostic et de les guider dans leur thérapeutique [7].

Dans ce chapitre, des notions de bases sur les signaux ECG et EMG seront présentées.

- Dans la première partie, Nous allons étudier en détail l'anatomie du cœur à fin de comprendre la Genèse de ces signaux et ainsi que le comportement du cœur et ses activités.
- Pour la deuxième partie, L'étude des deux systèmes : nerveux et musculaire est très important pour bien comprendre la naissance du signal EMG.

1.2 Electrocardiographie et Electromyographie

3.2.3 L'électrocardiographie

1.2..1 Historique de l'électrocardiographie

Les potentiels électriques responsables de l'activité musculaire du cœur sont connus depuis les travaux de Carlo Matteucci publiés en 1842. Cependant, ce n'est qu'en 1887 que le premier ECG humain a été publié par Augustus D. Waller, démontrant ainsi avec E. Marey que l'activité électrique du cœur peut être collectée directement sur la peau. Au début du XXème siècle, Willem Einthoven met en évidence à l'aide d'un galvanomètre les cinq déflexions du cœur (ondes P, Q, R, S et T) et établit une classification des ECG pathologiques ce qui lui vaudra un prix Nobel en 1924. A la suite de cela, le signal ECG commence à être utilisé pour le diagnostic médical en 1932 et son acquisition de manière non-invasive et indolore est devenue courante aujourd'hui pour diagnostiquer toute anomalie cardiovasculaire [8].

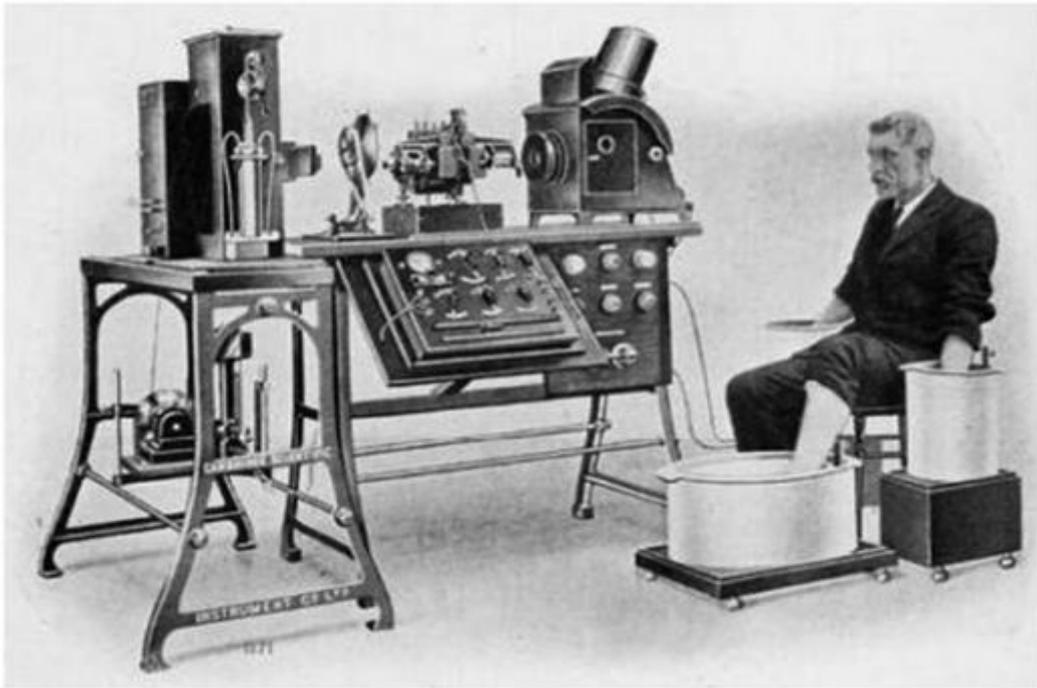


Figure 1.1. La machine ECG construite par Willem Einthoven (1860-1927). Le patient est connecté au galvanomètre et les deux mains et une jambe sont immergées dans des récipients salins. Les électrodes reliées par des câbles au galvanomètre sont appelées conducteurs de branche. Einthoven a reçu le prix Nobel pour sa découverte de mécanisme d'électrocardiographie. [9]

1.2..2 Le système cardiovasculaire

Caractéristiques générales du système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire est un système continu et complètement clos de tubes endothéliaux. Sa fonction générale est de perfuser les lits capillaires apportant du sang frais à tous les organes selon une gamme restreinte de pressions hydrostatiques. Les besoins fonctionnels locaux déterminent la nature structurale de la paroi qui entoure ces tubes endothéliaux.

La circulation est divisée en circulation systémique ou périphérique et en circulation pulmonaire [10].

Les artères transportent du sang à haute pression et possèdent des parois musculaires épaisses. Les veines sont des conduits ramenant le sang des tissus vers le cœur. La pression du système veineux est très basse et les parois veineuses sont fines [10].

Il existe des variations de la pression sanguine entre les différentes parties du système cardiovasculaire. Du fait que le cœur envoie en permanence du sang dans l'aorte de manière pulsatile, la pression aortique est élevée (environ 100 mm Hg) et la pression artérielle varie entre un niveau systolique de 120 mm Hg et un niveau diastolique de 80 mm Hg [10].

Comme le sang circule à travers la circulation systémique, sa pression atteint la valeur la plus basse (0 mm Hg) lorsqu'il revient dans l'oreillette droite par la veine cave supérieure. Dans les capillaires, la pression est d'environ 35 mm Hg à l'extrémité artériolaire et plus basse (10 mm

Hg) à l'extrémité veineuse. Bien que la pression des artères pulmonaires soit pulsatile, comme dans l'aorte, la pression systolique y est inférieure (environ 25 mm Hg) ainsi que la pression diastolique qui est de 8 mm Hg. Dans les capillaires pulmonaires, la pression n'est que de 7 mm Hg alors qu'elle est de 25 à 35 mm Hg dans le lit capillaire de la circulation systémique [10].

1.2.3 Anatomie de cœur

Le cœur se trouve au centre de la cavité thoracique

Le cœur est un organe musculaire creux dont la taille est à peu près celle du poing fermé. Il est situé dans le thorax, à peu près au milieu entre le sternum en avant et la colonne vertébrale dorsale en arrière. Contrairement à une croyance répandue le cœur n'est pas à gauche dans le thorax mais bien au milieu de lui. Le diamètre du cœur diminue de la base vers la pointe appelée apex. Son grand axe est incliné de sorte que la base est plutôt à la droite et l'apex à gauche du sternum. C'est à gauche du sternum que l'on perçoit les battements du cœur quand on a des palpitations et que l'on peut sentir les battements du cœur en posant la main sur le thorax; d'où la croyance commune mais erronée que le cœur est situé à gauche dans la poitrine [11].

On met à profit la situation du cœur entre deux structures osseuses, sternum et vertèbres dorsales, au cours du massage cardiaque externe lors des manœuvres de ressuscitation cardiopulmonaire en cas d'arrêt des battements cardiaques. La compression manuelle rythmique du cœur entre ces deux structures osseuses chasse du sang hors du cœur ce qui se substitue à l'effet des battements spontanés. Associé à la respiration artificielle, le massage externe du cœur peut sauver la vie dans l'attente de la restauration de la fonction cardiaque par un traitement approprié [11].

Le cœur est une pompe à deux corps

Le cœur est bien entendu un seul organe, mais ses côtés gauche et droit sont deux pompes distinctes [11].

Le cœur a en effet un côté droit et un côté gauche et quatre cavités, deux par côté. De chaque côté, le sang qui revient au cœur entre dans l'oreillette d'où il passe dans le ventricule qui le pompe hors du cœur. On appelle veines les vaisseaux par lesquels le sang revient au cœur et artères ceux par lesquels il en sort. Les deux côtés du cœur sont séparés par une cloison musculaire continue, ou septum, qui empêche le mélange du sang oxygéné que le cœur gauche pompe et du sang pauvre en oxygène qui revient au cœur droit [11].

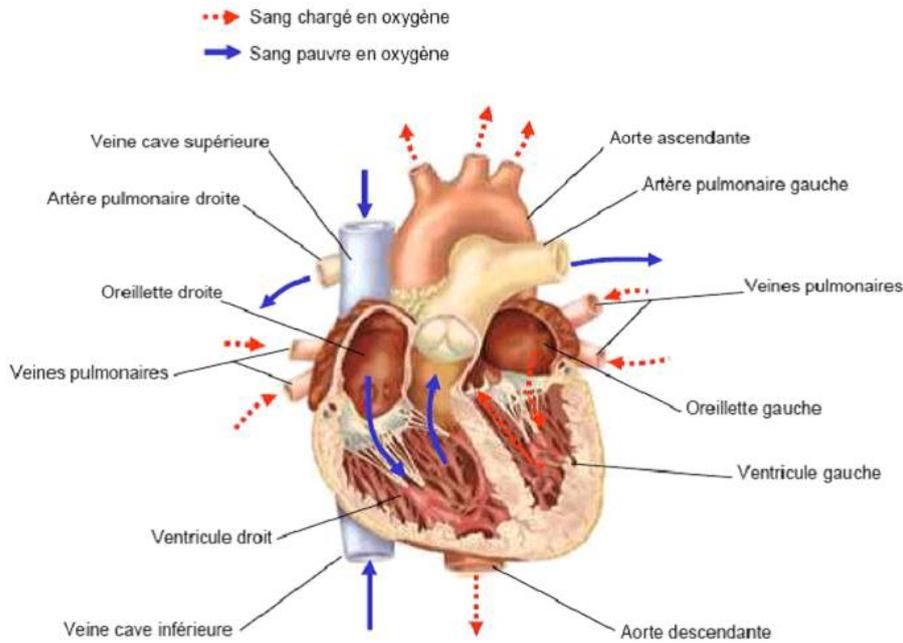


Figure 1.2. Anatomie de cœur [12].

Rôle du cœur

Il assure:

- La circulation du sang oxygéné vers les tissus par la circulation générale à haute pression (circulation systémique).
- L'envoi du sang désoxygéné vers les poumons, par la circulation pulmonaire à basse pression où le sang éliminera le dioxyde de carbone et s'enrichira en oxygène [13].

1.2.4 Système Cardio-Necteur

Constitution: Le système cardio-necteur ou Systeme de conduction de l'excitation, est formé par des cellules myocardiques spécialisées dont la propriété est de produire spontanément et de manière rythmique des excitations locales, celles-ci sont conduites à distance, excitent le muscle cardiaque et engendrent des contractions. Ce système de conduction est constitué de plusieurs parties: le nœud sinusal, le nœud atrio-ventriculaire, le faisceau atrio-ventriculaire et ses branches [14].

1.2.1.4.1 Le nœud sinusal

Ou nœud de Keith et Flack est situé au niveau de l'abouchement de la veine cave supérieure dans l'oreillette droite. Ce nœud est une masse de cellules musculaires, il est situé sous l'endocarde, irradie dans la musculature de l'oreillette droite et conduit l'excitation jusqu'au nœuds atrio-ventriculaire [14].

1.2.1.4.2 Le nœud atrio-ventriculaire

Ou nœud d'Aschoff et Tawara : est situé dans l'oreillette droite, contre la cloison inter-auriculaire, à proximité de l'abouchement de sinus coronaire. Ce nœud se poursuit par le faisceau atrio-ventriculaire [14].

1.2.1.4.3 Le faisceau atrio-ventriculaire

Ou faisceau de His : prolonge le nœud d'Aschoff et Tawara, perfore le septum atrio-ventriculaire, puis chemine à droite de la partie membraneuse du septum interventriculaire, où il croise l'insertion de la valve interne de la tricuspide; il constitue donc à ce niveau, un risque au cours de la fermeture chirurgicale des communications inter-ventriculaires [14].

1.2.1.4.4 Les branches de faisceau de His

Au bord supérieur de la partie musculaire de septum interventriculaire, le faisceau de His se bifurque en deux branches droite et gauche, qui descendent de part et d'autre de la cloison inter-ventriculaire [14].

La branche droite

Chemine sous l'endocarde ventriculaire et gagne le muscle papillaire antérieur en empruntant la bandulette ansiforme; elle se termine en s'épanouissant dans les parois du ventricule droit, sous forme de faisceau de Purkinje [14].

La branche gauche

Traverse la cloison interventriculaire, chemine sous l'endocarde de la face gauche de cette cloison, et se termine en s'épanouissant dans les parois du ventricule gauche sous forme de réseau de Purkinje [14].

1.2..4.1 Les fibres de Purkinje

Les branches de faisceau de His finissent dans un réseau de fibres qui arrivent dans les parois ventriculaires. Les fibres de Purkinje terminent en anastomoses avec les fibres myocardiques musculaires, facilitant leur excitation [15].

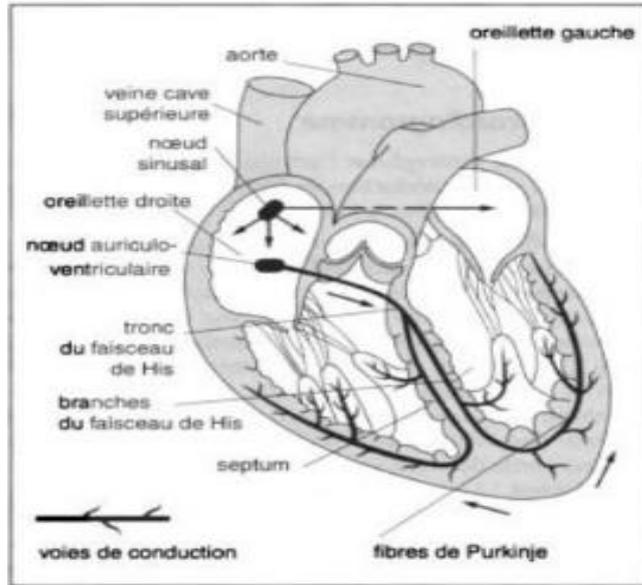


Figure 1. 3. Les voies de conduction intra-cardiaques [13].

3.2.3 Electrocardiographie

L'électrocardiographie est la technique de transcription de l'activité électrique et rythmique du cœur sous forme d'un tracé appelé électrocardiogramme [7].

L'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore sans danger, de surveiller l'appareil cardio-circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde [7].

1.2..1 Ondes enregistrées et terminologie

Pour chaque battement cardiaque, l'électrocardiogramme enregistre successivement 5 ondes : P, Q, R, S et T (Figure 1.4). Généralement les ondes Q, R et S sont groupées et on parle plutôt du complexe QRS [16].

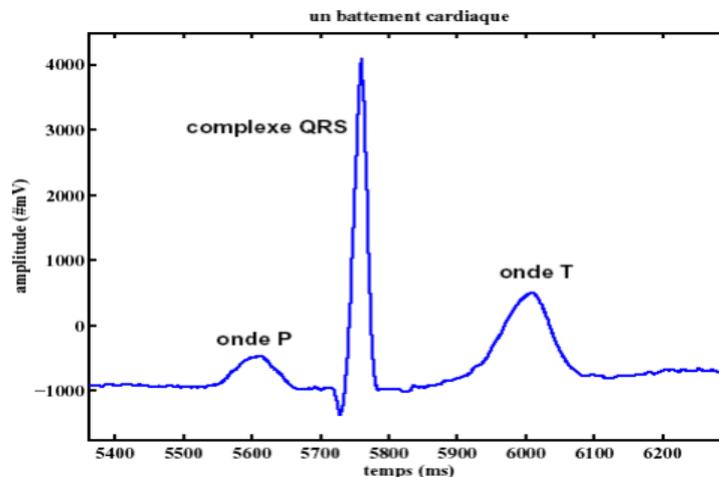


Figure 1. 4. Un cycle cardiaque [16].

Ainsi, sur chaque battement cardiaque on peut identifier :

La ligne isoélectrique (Figure 1.5) : Le premier repère sur un tracé électro-cardiographique est la ligne isoélectrique. Elle est la ligne de base correspondant à l'absence de phénomène électrique. Au-dessus de celle-ci, on parle d'onde positive, en dessous, d'onde négative. Une onde peut être aussi diphasique si une partie de celle-ci se situe au-dessus et l'autre partie au-dessous de la ligne isoélectrique. Toutes les ondes se mesurent du début de leur phase initiale, à la ligne isoélectrique [16].



Figure 1. 5. La ligne isoélectrique [16].

L'onde P: Elle représente la dépolarisation auriculaire. Sa durée est de l'ordre de 90 ms. C'est une onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2 mV [16].

Le complexe QRS: Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms [16].

L'onde T: Elle correspond à la repolarisation des ventricules. Elle est asymétrique, d'une branche ascendante légèrement oblique et d'une branche descendante plus abrupte. Son amplitude est inférieure à 2 mm. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe QRS [16].

Le segment PR: s'étend de la fin de l'onde P au début du complexe QRS; il indique la durée que met l'influx pour traverser les oreillettes, le nœud d'Aschoff Tawara et le faisceau de His; sa durée est de 0.12 à 0.20 seconde [14].



Figure 1. 6. Segment PR [16].

Le segment ST (Figure I.7) : Il correspond à la période d'excitation uniforme des ventricules jusqu'à la phase de récupération des ventricules. On le mesure de la fin de l'onde S ou R jusqu'au début de l'onde T. Il est normalement horizontal ou légèrement oblique +/-

isoélectrique. Un sur-décalage ou un sous-décalage de plus de 1 mm par rapport à la ligne isoélectrique est anormal [16].



Figure 1. 7. Segment ST [16].

1.2..2 L'électrocardiogramme

L'électrocardiogramme (ECG) est l'enregistrement de l'activité électrique de l'ensemble du cœur. Les courants électriques auxquels donnent lieu la dépolarisation et la repolarisation du muscle cardiaque sont conduits par les liquides de l'organisme et circulent dans les tissus qui entourent le cœur. Une partie de ces courants atteint la surface du corps où on peut les détecter avec des électrodes enregistreuses. L'enregistrement obtenu est l'électrocardiogramme ou ECG (l'abréviation EKG qui est souvent utilisée dans les ouvrages anglo-saxons vient du grec kardia, « cœur ») [11].

3.2.3 Système de Dérivations électro-cardiographiques

La dérivation en électrocardiographie se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique. Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'emplacement de ces électrodes est choisi de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque résultant de la contraction du myocarde [17].

1.2..1 Les dérivations périphériques

Les dérivations périphériques (ou dérivations des membres) permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques. Elles ont été déterminées par Einthoven en 1912 (Les dérivations périphériques bipolaires) et complétées par Goldberger en 1942 (Les dérivations périphériques unipolaires) [17].

1.2.3.1.1 Les dérivations périphériques bipolaires

Les dérivations bipolaires (DI, DII, DIII) ont été déterminées par Einthoven [Ein'1912] au début du vingtième siècle et restent encore utilisées aujourd'hui. Ces dérivations utilisent trois électrodes placées sur le sujet. Les électrodes sont placées sur les bras droit et gauche et sur la jambe gauche pour former un triangle (triangle d'Einthoven).

Ces dérivations sont dites bipolaires parce qu'elles mesurent une différence de potentiel entre deux électrodes [17].

Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différente pour chacune des dérivations (voir figure 1.8).

Les trois dérivations sont :

- DI (dérivation I) avec $DI = VL - VR$
- DII (dérivation II) avec $DII = VF - VR$
- DIII (dérivation III) avec $DIII = VF - VL$

Avec : VL le potentiel sur le bras gauche, VR le potentiel sur le bras droit, VF le potentiel sur la jambe gauche [17].

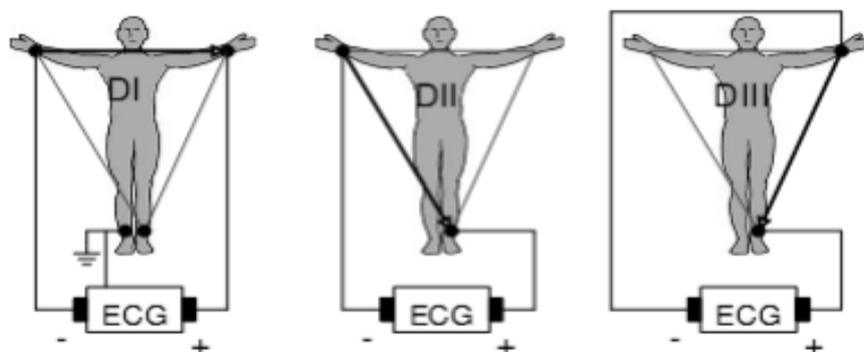


Figure 1. 8. Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [17].

1.2..1.1 Les dérivations périphériques unipolaires

Les dérivations unipolaires ont été introduites par Wilson. Dans son système, les dérivations sont obtenues entre une électrode exploratrice placée au sommet du triangle d'Einthoven et une borne centrale (électrode neutre ou indifférente, dont le potentiel est la moyenne des potentiels des trois sommets du triangle d'Einthoven). Cela a donné les dérivations unipolaires VL VR et VF. Plus tard, Goldberg [Gol'42] a modifié le système des dérivations de Wilson pour obtenir trois dérivations unipolaires augmentées, appelées aVL aVR et aVF (illustré dans la figure1.9). La lettre a (de l'anglais augmented) désigne le fait que les nouvelles dérivations amplifient les variations de potentiel des dérivations de Wilson par un facteur de 1,5 [17].

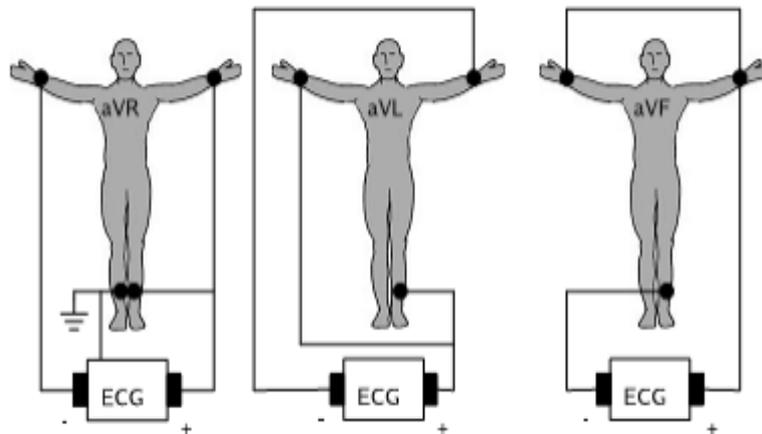


Figure 1. 9. Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres [17].

1.2..2 Les dérivations précordiales

Ce sont les dérivations unipolaires mise au point par Wilson (Wilson et al, 1944). Elles sont posées sur le thorax près de cœur, en des endroits précis dans six points (figure) et sont désignées par la lettre V suivie de numéro de leur emplacement (V1 à V6) [7].

- V1:électrode placée à la 4ème espace intercostal droit, bord droit de sternum.
- V2: électrode placée à la 4ème espace intercostal gauche, bord gauche de sternum.
- V3: électrode placée à mi-chemin entre V2 et V4.
- V4: électrode placée à la 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.
- V5: électrode placée en même horizontale que V4, la ligne axillaire antérieure.
- V6: électrode placée en même horizontale que V4, la ligne axillaire moyenne.

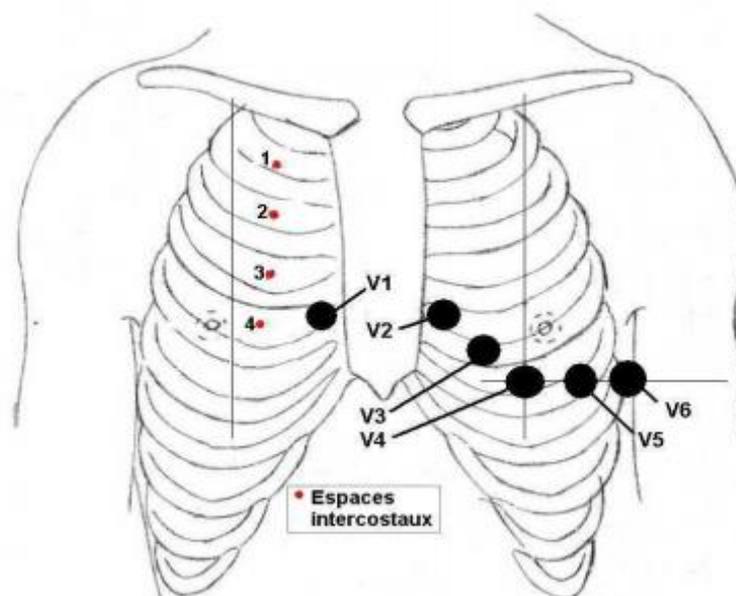


Figure 1. 10. Les dérivations précordiales unipolaires [7].

1.2..3 Tissu musculaire cardiaque, le myocarde

Le myocarde donne au cœur la faculté de se contracter. Ce muscle assure, grâce à sa contractilité et à son élasticité, la vidange et le remplissage des cavités cardiaques (oreillettes et ventricules). C'est le myocarde qui donne au cœur la faculté de faire circuler le sang dans l'organisme. Son épaisseur dépend de la fonction de la cavité, il est épais pour les ventricules et mince au niveau de l'atrium. Le myocarde est l'une des trois tuniques du cœur avec le péricarde (enveloppe protectrice extérieure) et l'endocarde (tunique interne qui tapisse les cavités) Le myocarde est composé en majorité de cellules musculaires cardiaques, les cardiomyocytes. Ces cellules donnent au myocarde la capacité de se contracter et de conduire l'excitation électrique ; elles sont reliées entre elles par un tissu conjonctif. Toutes les parties du cœur sont reliées entre elles par cet ensemble d'écharpes de faisceaux constitués des cardiomyocytes et du tissu conjonctif. Le myocarde est un muscle de type strié, proche des muscles squelettiques, il possède toutefois des propriétés uniques dans le corps. Les cellules qui le constituent sont organisées en maillage et sont incapables de rester contractées de façon prolongée [18].

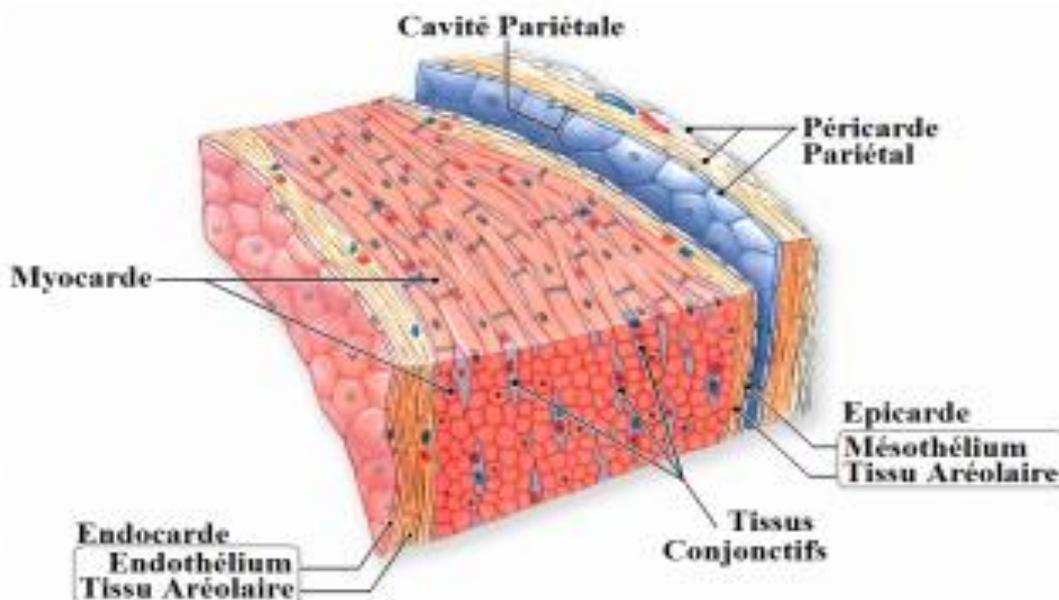


Figure 1. 11. Coupe transversale d'un ventricule, montrant les trois couches du cœur, l'endocarde, le myocarde et le péricarde. La constitution des oreillettes est identique, la couche myocardique y est cependant plus mince [18].

3.2.3 Activité mécanique cardiaque

Celle-ci consiste en trois étapes majeures: la systole auriculaire, la systole ventriculaire et la diastole.

Dans la systole auriculaire, les oreillettes se contractent et projettent le sang vers les ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valvules auriculo-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes. La systole ventriculaire implique la contraction des ventricules expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules, pulmonaire à droite et aortique à gauche se ferment [19].

Enfin, la diastole est la relaxation de toutes les parties du cœur, permettant le remplissage passif des ventricules et l'arrivée de nouveau sang [19].

1.2..1 Systole atrial

Elle survient au terme de la diastole ventriculaire, au moment où le ventricule est prêt à rentrer de nouveau en contraction, pour finir son remplissage. La contraction des atriums progresse de haut en bas, poussant le sang devant elle. L'absence de valves au niveau des veines caves et pulmonaires entraîne un léger reflux de sang vers celles-ci, mais de façon minime, du fait : [20]

- du type de la contraction atriale · de l'inertie du flux sanguin
- de la contraction du muscle atrial entourant les orifices des veines caves et pulmonaires
- des faibles pressions développées par les atriums

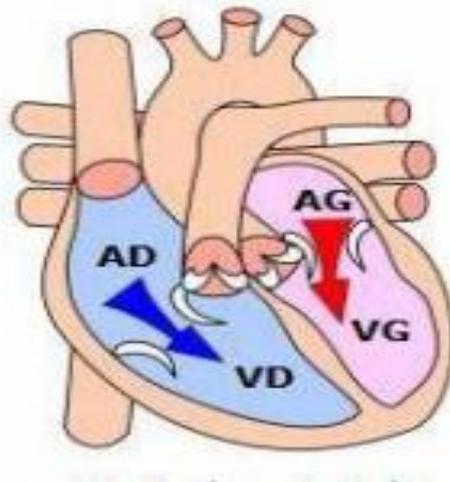


Figure 1. 12. Systole atrial [20].

1.2..2 Systole ventriculaire

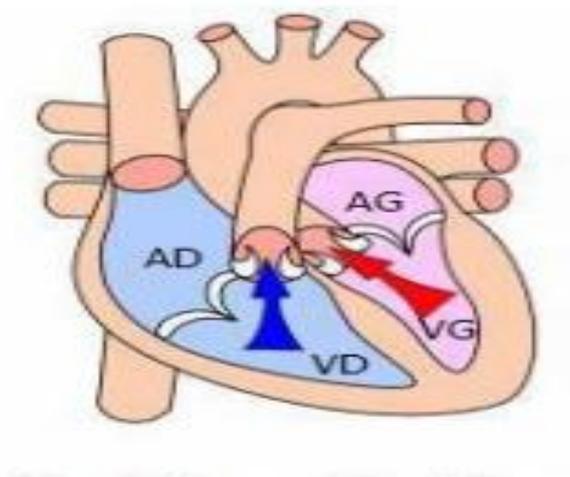


Figure 1. 13. Systole ventriculaire [20].

1.2.4.2.1 Contraction iso-volumétrique

Dès le début de la contraction ventriculaire, l'élévation de la pression dans cette cavité ferme la valve atrio-ventriculaire. Cela produit le 1er bruit (toux). Les valves sigmoïdes étant fermées, la cavité est close. La contraction va se faire à volume constant. Sous l'effet de la contraction, la pression s'élève très vite jusqu'à ce qu'elle dépasse la pression diastolique aortique pour le ventricule gauche, et la pression diastolique dans l'artère pulmonaire pour le ventricule droit. Cette inversion du gradient de pression provoque l'ouverture des valves sigmoïdes [20].

1.2.4.2.2 L'éjection ventriculaire

Le début de cette phase coïncide avec l'ouverture des valves sigmoïdes. Pendant le premier temps de l'éjection, la pression monte parallèlement dans l'aorte et le VG ou dans l'artère pulmonaire et le VD. C'est la phase d'éjection rapide. La deuxième phase d'éjection est la phase d'éjection lente, pendant ce temps la pression tend à se stabiliser dans l'artère et dans la cavité ventriculaire de telle sorte que la contraction peut être considérée comme isotonique. Cette phase se termine lorsque la pression des artères est égale à celle des ventricules ce qui permet la fermeture des valves sigmoïdes à l'origine du bruit 2eme bruit (TA). **NB** : Le ventricule n'est jamais entièrement vidé, seulement 50% du volume télé-diastolique est éjecté durant la systole ventriculaire [20].

1.2..3 Diastole ventriculaire

1.2.4.3.1 La relaxation iso-volumétrique

Elle débute avec la fermeture des valves sigmoïdes. L'ensemble du myocarde est en relaxation (donc y compris les atriums). La cavité ventriculaire est close de toutes parts. La pression ventriculaire baisse alors très vite [20].

1.2.4.3.2 Remplissage ventriculaire

- Passif : dès que la pression intra-ventriculaire est voisine de zéro, les valves mitrales et tricuspides s'ouvrent sous la poussée du sang atrial, le sang fait irruption dans les ventricules.
- Actif : il correspond à la systole atrial [20].

1.3 L'électromyogramme (EMG)

3.2.3 Bref historique de l'électromyographie

L'EMG exploite les phénomènes électro-chimiques produits par les contractions musculaires afin de fournir un indice de l'activité musculaire. Les premiers écrits faisant un lien entre le système musculaire et l'activité électrique datent du XVIII^{ème} siècle. Ceux-ci relatent les découvertes de Francesco Redi (1666), qui a associé la production de chocs électriques émis par un animal marin à un phénomène de nature musculaire. S'en sont suivies de nombreuses publications dont celle de Luigi Galvani, qui proposa le terme "bioélectricité" afin de décrire le phénomène de contraction du tissu musculaire d'une grenouille lorsque celui-ci est soumis à une stimulation électrique. Le chercheur Français Jules Étienne Marey fut le premier à mesurer l'activité électrique générée par une contraction volontaire chez l'humain grâce à un système d'acquisition qu'il a baptisé « électromyographe ». Aujourd'hui, l'électromyographie (EMG) désigne la technique d'enregistrement des variations de potentiels électriques associés à l'activité neuromusculaire [21].

3.2.3 Généralités sur le système nerveux

Système nerveux central

Le système nerveux central(SNC) se compose de l'encéphale et de la moelle épinière. Le SNC est le centre d'intégration et de régulation de l'ensemble du système nerveux. Il reçoit les messages sensoriels du système nerveux périphérique et élabore les réponses à ces messages [22].

Système nerveux périphérique

Le système nerveux périphérique (SNP) se compose de nerfs et de ganglions. Les nerfs relient les parties les plus éloignées du corps aux récepteurs du système nerveux central. Les ganglions (groupes de corps cellulaires faits de neurones) sont reliés aux nerfs. Du point de vue fonctionnel, le système nerveux périphérique se divise en une partie afférente (sensitive) et une partie efférente (motrice) [22].

La partie afférente se compose de neurones sensitifs somatiques qui transmettent au SNC les influx nerveux en provenance des récepteurs situés dans la peau, dans les aponévroses et dans les voisinages immédiats des articulations. Elle comprend aussi les neurones sensitifs viscéraux qui transmettent les influx nerveux des viscères au système nerveux central [22].

La partie efférente se subdivise en un système nerveux somatique (volontaire) et un système nerveux autonome (involontaire). Le système nerveux volontaire se compose de neurones moteurs somatiques qui transmettent les influx nerveux du SNC aux muscles squelettiques pour qu'ils se contractent. Le système involontaire se compose de neurones moteurs viscéraux qui transmettent les influx nerveux aux muscles lisses des viscères, au muscle cardiaque et aux glandes. Du point de vue fonctionnel, le système nerveux autonome se subdivise à son tour en un système sympathique et un système parasympathique [22]. Un certain nombre de neurones moteurs somatiques des nerfs crâniens (12 paires) contrôle l'activité volontaire des muscles squelettiques du cou et de la tête. L'innervation des muscles du dos, des parois latérales du corps, des membres supérieurs et inférieurs sont l'apanage des nerfs spinaux (31 paires) [22].

Les nerfs spinaux ont leur origine dans la moelle épinière. Ils se dirigent vers les muscles à innover en passant par les trous intervertébraux. Ces nerfs, disposés tout le long du rachis, portent le nom de la vertèbre situé immédiatement au-dessous d'eux. Ainsi le 4^e nerf cervical passe par le trou intervertébral situé entre la 3^e et 4^e vertèbre cervicale. Dès sa sortie du trou intervertébral, chaque nerf spinal se divise en deux branches ou rameaux: une branche postérieure et une branche antérieure. La branche postérieure se divise à l'arrière des vertèbres pour innover la peau et les muscles du dos. La branche antérieure est plus longue et son trajet varie selon la région du corps qu'elle innerve. Dans la région thoracique, la branche antérieure chemine dans l'espace intercostal où elle innerve la peau et les muscles des parois latérales du corps. Dans les régions cervicale, lombale et sacrale, les branches antérieures (rameaux ventraux) des nerfs spinaux se rejoignent pour former des plexus (réseaux) qui donnent naissance aux nerfs de la peau et des muscles des membres inférieurs et supérieurs. À chacun des muscles correspond de ce fait une innervation particulière qui a sa source dans un plexus.

Le plexus, quant à lui, est le fait d'un nerf spinal. Les principaux plexus nerveux sont les plexus cervical, brachial, lombal et sacral.

Les nerfs périphériques, qui résultent des plexus, portent tous des noms spécifiques. Ainsi, le nerf radial issu du plexus brachial, innerve les muscles extenseurs du bras et de l'avant-bras. Ces noms seront portés à l'attention du lecteur au fil des descriptions [22].

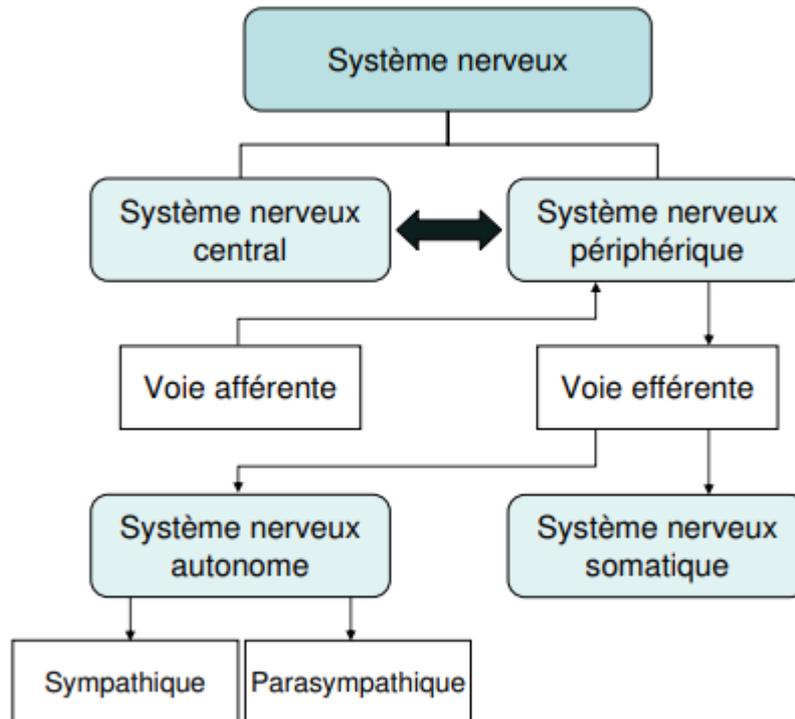


Figure 1. 14. Schéma de système nerveux et ses principaux sous systèmes [23].

3.2.3 Potentiel d'action

De manière générale, l'activité musculaire est gérée par le système nerveux central. Au repos, le milieu intra-cellulaire de la fibre musculaire possède une charge négative (-70 à -90 mV) par rapport au milieu extra-cellulaire. Au moment d'une contraction volontaire, un influx nerveux est tout d'abord relayé du système nerveux central au muscle par l'intermédiaire d'un motoneurone. Ce dernier relâche des neurotransmetteurs au niveau de la plaque motrice. Sous l'effet de ceux-ci, les caractéristiques de perméabilité du sarcolemme sont modifiées, provoquant une variation du gradient électrochimique entre les milieux intra- et extra-cellulaires. Lorsqu'un certain seuil d'excitabilité est atteint, la fibre musculaire devient chargée positivement pour un court moment. Son potentiel électrique passe de -70 mV à +40 mV, tel qu'illustré à la Figure 1.15. Ce phénomène prend le nom de potentiel d'action. Celui-ci se propage rapidement de la plaque motrice aux deux extrémités de la fibre musculaire. Les variations du gradient électrochimique provoquent le relâchement d'ions calcium (Ca^{2+}), ce

qui permet ultimement le raccourcissement des fibres musculaires sous l'action de leurs unités contractiles [21].

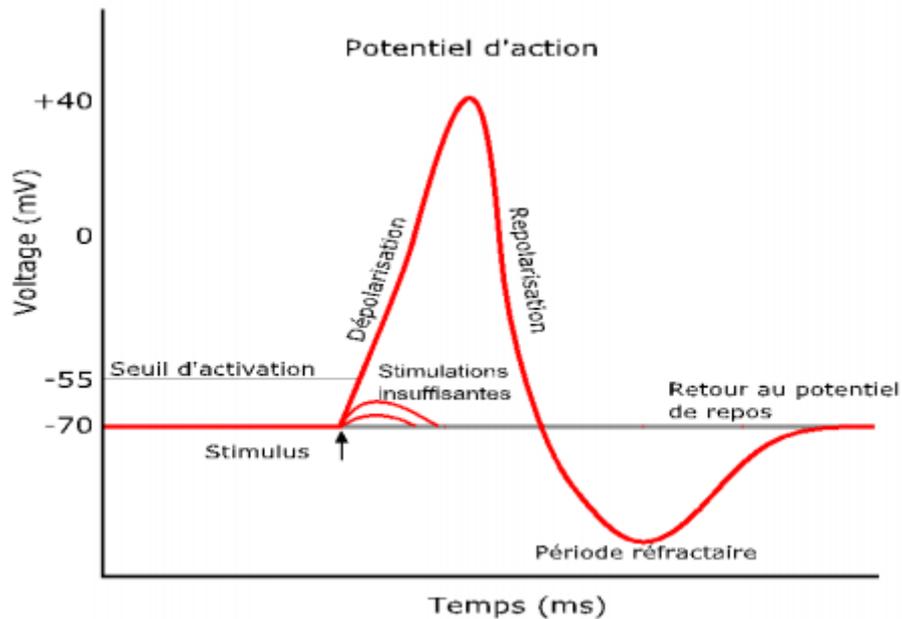


Figure 1. 15. Formation d'un potentiel d'action. Des stimulations insuffisantes (variations de 15 mV) ne permettent pas d'initier un potentiel d'action. Lorsque la stimulation est suffisante, il y a formation d'un potentiel d'action : le gradient électrique passe rapidement de -70 à +40 mV. Une période réfractaire, ou la cellule est dite « hyperpolarisée » suit immédiatement la formation du potentiel d'action [21].

3.2.3 Electromyogramme (EMG)

L'électromyogramme est une technique qui permet de recueillir un signal électrique contenant une intégration des champs de potentiel qui se propagent dans les nerfs où les fibres musculaires. L'analyse du système neuromusculaire est réalisée grâce à l'étude de ce signal. Il est dit de surface lorsque il est réalisé avec des électrodes posées sur la peau au regard du muscle à étudier et est dit invasif lorsque les électrodes sont mises à l'intérieur du muscle (sous la peau) [24].

3.2.3 Types d'électrode pour l'électromyogramme

Pour débiter, il existe deux grandes catégories d'électrode pour l'électromyogramme. Il y a l'électrode de surface ainsi que l'électrode aiguille. Celui de surface est beaucoup plus facile à installer et peut être utilisé par le grand public. Étant donné sa facilité d'installation, l'électrode de surface est principalement utilisée dans le domaine sportif pour prendre des mesures sur la force développée. Suite à plusieurs mesures, il permet d'observer l'amélioration de l'entraînement musculaire. Une préparation de la peau est souvent nécessaire et ce type d'électrode est souvent utilisé avec un gel spécialisé qui permet d'avoir des mesures plus précises [25].

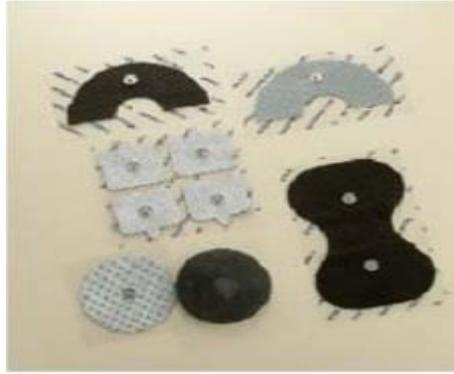


Figure 1. 16. Électrode de surface [25].

Le second type est l'électrode aiguille, ce type est utilisé pour le diagnostic médical d'où l'importance d'avoir un diplôme pour pouvoir l'utiliser. Les mesures prises sont toutefois beaucoup plus précises et permettent d'établir des diagnostics sur la présence d'un muscle atrophié ou encore le dysfonctionnement des nerfs [25].

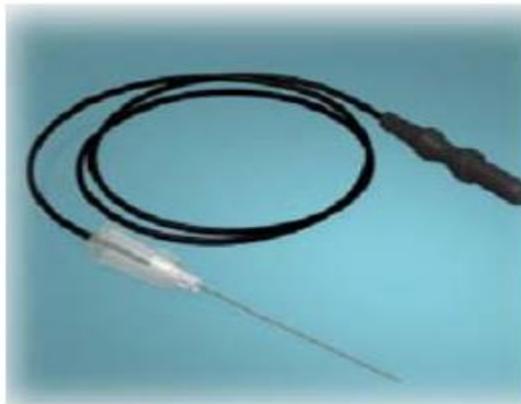


Figure 1. 17. Électrode aiguille [25].

3.2.3 Les différents types des muscles

Il existe trois types de tissus musculaires : le tissu musculaire strié squelettique, le tissu musculaire strié cardiaque et le tissu musculaire lisse. Les tissus musculaires squelettique et cardiaque montrent au microscope une striation transversale et sont souvent regroupés, bien qu'ils diffèrent à beaucoup d'égards, sous le vocable de musculature strié. A l'opposé, la musculature non striée est dite lisse. La striation provient d'un assemblage régulier d'actine et de myosine en sarcomères [26].

1.3..1 Tissu musculaire strié squelettique

La musculature squelettique se compose de structures allongées et multi-nucléées, les fibres musculaires ou myofibres squelettiques, qui proviennent de la fusion de cellules uninucléées, les myoblastes. Le tissu musculaire strié squelettique se rencontre dans les muscles de l'appareil locomoteur, mais on en trouve également dans la langue, le pharynx, l'oesophage et le larynx. L'élévation des concentrations cytosolique locales en Ca^{2+} est

déclenchée par un potentiel d'action survenant dans une synapse neuromusculaire ou « plaque motrice ».C'est le système nerveux somatique qui est responsable de l'innervation motrice [26].

Il existe trois étages de dimensions dans les structures composant l'architecture de la musculature striée.Ce sont: [26]

- Les fibres musculaires ou myofibres squelettiques visibles à la loupe.
- les myofibrilles qui sont visibles au microscope ordinaire et qui constituent les unités structurales et fonctionnelles des myofibres.
- les myofilaments qui constituent les myofibrilles et sont visibles uniquement au microscope électronique.

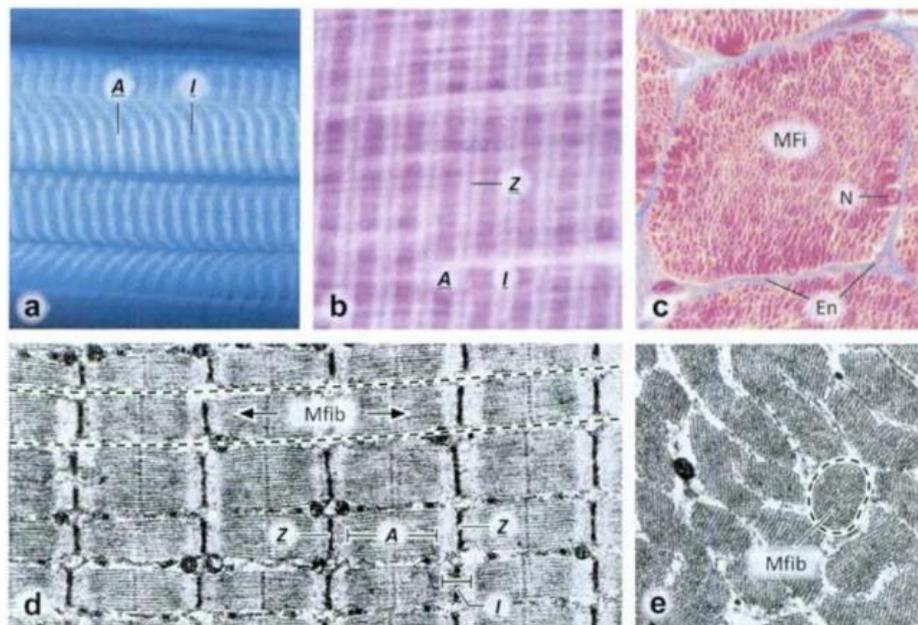


Figure 1. 18. Muscle strié squelettique [26].

En endomysium ; **MFi** myofibrille; **Mfib** myofibrille; **N** noyau
les lettres A,I et Z marquent les stries ou lignes correspondantes.

a Muscle étiré vu au microscope à polarisation ($\times 500$):les stries A sont claires et les I sombres.

b Coupe longitudinale (azan, $\times 1\ 400$):suite à la coloration,les stries A sont sombres et les I claires;les limites des myofibrilles sont perpendiculaires à la striation et floues.

c Coupe transversale (azan, $\times 500$):les myofibrilles apparaissent comme des points rouges à l'intérieur de la myofibre.

d Ultrastructure longitudinale ($\times 6\ 600$):les limites d'une myofibrille sont indiquées en pointillé.

e Ultrastructure transversale ($\times 9\ 000$).

1.3.2 Tissu musculaire strié cardiaque

L'organisation de l'appareil contractile et le mécanisme de la contraction y sont pratiquement les mêmes que dans la musculature squelettique. Il existe cependant quelques différences morphologiques significatives. (1) Le tissu musculaire strié cardiaque se compose de cellules ramifiées souvent unicellulaires, les cardiomyocytes, dont la longueur est de l'ordre de 100 μm .

(2) Elles sont reliées les unes aux autres à leurs extrémités par des contacts adhérents et des nexus (« gap junction ») qui forment des fascias adhérents. (3) Le réticulum sarcoplasmique est peu abondant et les tubules T ont une lumière élargie. (4) Les potentiels d'action provoquant les contractions ne proviennent pas de neurones mais bien d'un nœud de cardiomyocytes stimulants spécialisés appartenant au complexe stimulant du cœur. Le complexe comprend un autre nœud ainsi que des voies de transmission composées de cardiomyocytes modifiés [26].

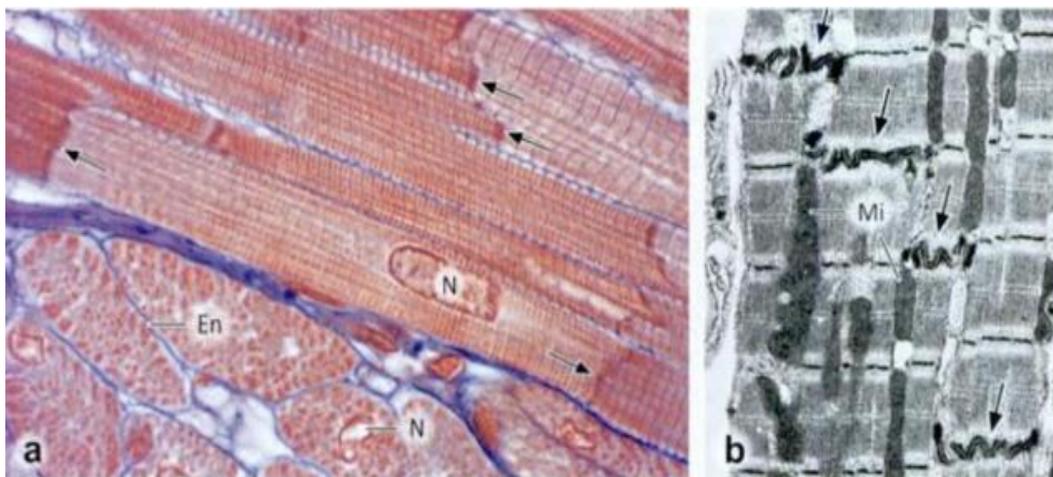


Figure 1. 19. Tissu musculaire strié cardiaque [26].

En endomysium; **Mi** mitochondrie; **N** noyau

a cardiomyocytes (ventricule de boeuf, azan, $\times 780$): les flèches pointent sur des disques intercalaires; au bas de la micrographie, on observe des myofibrilles en coupe transversale.

b Disque intercalaire (ventricule de cobaye, ultrastructure, $\times 5\ 900$).

1.3.3 Tissu musculaire lisse

Le tissu musculaire lisse se compose de myocytes lisses, des cellules minces dans lesquelles l'actine et la myosine ne forment pas de sarcomères. On en trouve dans la paroi de tous les organes creux (sauf le cœur) qui peuvent modifier activement le calibre de leur lumière (les vaisseaux sanguins, le canal digestif, les conduits urinaires et génitaux, les voies respiratoires), ainsi qu'à bien d'autres endroits. Le muscle lisse se contracte plus lentement et

plus fortement que le muscle strié (raccourcissement jusqu'à environ un tiers de la longueur initiale). Beaucoup de myocytes lisses peuvent rester à l'état contracté (tonus) pendant longtemps sans grande dépense d'énergie. Leur innervation dépend du système nerveux autonome. Les muscles lisses des organes et des systèmes présentent une très grande diversité de structures et de fonctions [26].

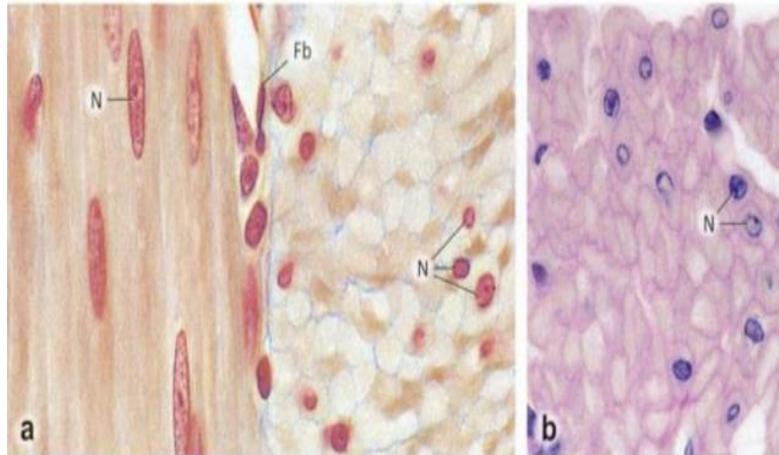


Figure 1. 20. Tissu musculaire lisse [26].

Fb fibroblaste; **N** noyau

a Myocytes lisses coupés longit udinalement à gauche et transversalement à droite (intestin grêle de chat,azan,× 640):chaque cellule est entourée de matrice extracellulaire en bleu.

b Myocytes lisse enchevêtrés (vessie,coloration au PAS, × 640):la matrice est colorée en mauve;le noyau n'est pas visible dans la plupart des myocytes lisses.

3.2.3 Anatomie de muscle

1.3.1 Structure du muscle

La musculature squelettique constitue le tissu le plus abondant du corps humain, ainsi que l'un de plus adaptables. Un entraînement intensif avec poids peut doubler ou tripler la masse d'un muscle, tandis que son immobilisation totale consécutive a un traumatisme ou à un voyage spatial peut réduire la masse musculaire de vingt pour cent en deux semaines [27].

Un muscle est un faisceau de cellules allongées, nommées fibres musculaires, entourées d'un tissu conjonctif. Une fibre, formée d'une cellule qui s'étend d'un tendon à l'autre et comportant plusieurs noyaux étalés sur sa longueur, est composée de fibrilles et entourée d'un sac, le sarcolemme. Le sarcolemme enveloppe la fibre musculaire, elle-même constituée de plusieurs milliers de fibrilles possédant la capacité de se contracter: les myofibrilles, filaments que l'on trouve dans le cytoplasme. Les plus grandes fibres musculaires humaines atteignent 30 centimètres de longueur, 0,05-0,15 millimètres de diamètre, et contiennent plusieurs milliers

de noyaux. Les myofibrilles ont la même longueur que la fibre et sont la partie des cellules aptes à se contracter sous la sollicitation des impulsions nerveuses. Les cellules nerveuses motrices ou neuromotrices s'étendent de la moelle épinière (ou spinale) à un groupe de fibres musculaires, en formant une unité motrice. Dans les muscles des jambes, un seul motoneurone peut innerver plus de mille fibres musculaires [27].

Lorsque le mouvement doit être d'une grande précision, comme par exemple bouger un doigt ou les bulbes oculaires, le motoneurone ne contrôle qu'un petit nombre de fibres, et parfois même une seule. La contraction de la myofibrille est réalisée grâce à ses minuscules composantes, les sarcomères, qui se rejoignent à leurs extrémités pour former la myofibrille elle-même. Chaque sarcomère est composé de deux protéines filamenteuses, la myosine et l'actine, dont l'interaction provoque la contraction. La contraction musculaire implique le raccourcissement du sarcomère, comme dans une longue-vue télescopique; en effet, les filaments d'actine situés aux extrémités du filament central de myosine glissent vers le centre de la myosine elle-même. Un composant de la molécule de myosine, connu sous le nom de chaîne lourde, détermine les caractéristiques fonctionnelles de la fibre musculaire. Chez l'adulte, cette chaîne existe sous trois types différents, ou isoformes: [27]

La myosine I, la myosine IIa et la myosine IIb; les fibres qui les contiennent portent le même nom. **Les fibres de type I** sont dites fibres lentes, celles des **types IIa et IIb**, fibres rapides: la plus grande vitesse de contraction d'une seule fibre de type I est, en effet, d'environ un dixième de la vitesse d'une fibre de type IIb. Celle des fibres de type IIa se situe entre les vitesses des deux autres. Outre ces trois différents types de fibres, il existe des hybrides contenant deux isoformes de myosine dans des proportions variables.

Les caractéristiques fonctionnelles de ces fibres hybrides sont voisines de celles du type dominant [27].

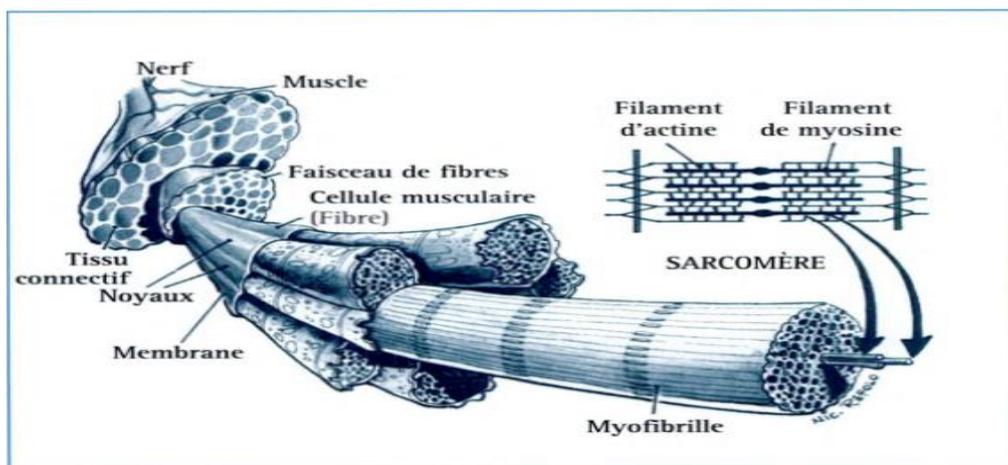


Figure 1. 21. Schéma descriptive de la composition musculaire [27].

1.3.2 Structure et composition des fibres musculaire

Les myofibrilles sont les éléments contractiles de la fibre musculaire dont ils occupent 80 % du volume. Chaque myofibrille se compose d'une succession de sarcomères, constitués de deux types de filaments formés de protéines contractiles qui sont la myosine pour les filaments épais et l'actine pour les filaments minces (Figure 1.22). Les ponts transversaux comblent l'espace compris entre les filaments épais et les filaments minces. Ces ponts sont les sites producteurs de force dans les cellules musculaires [28].

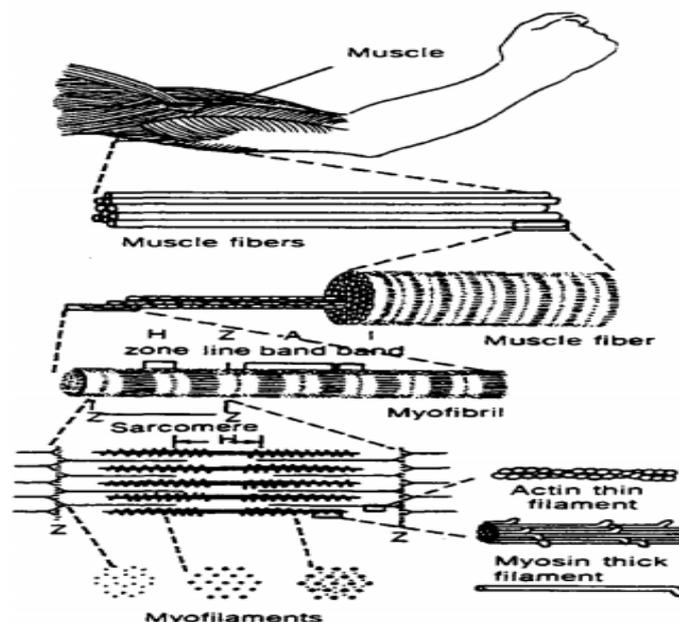


Figure 1. 22. Organisation microscopique du muscle squelettique. Le muscle est composé de fibres qui sont elles mêmes formées de myofibrilles regroupant des filaments d'actine et de myosine [28].

La cellule musculaire (Figure 1.23) est délimitée par une membrane appelée sarcolemme qui entre en contact avec la terminaison nerveuse et constitue la plaque motrice. C'est à ce niveau que naît le potentiel propagé, responsable et témoin de l'activation de la fibre nerveuse[28].

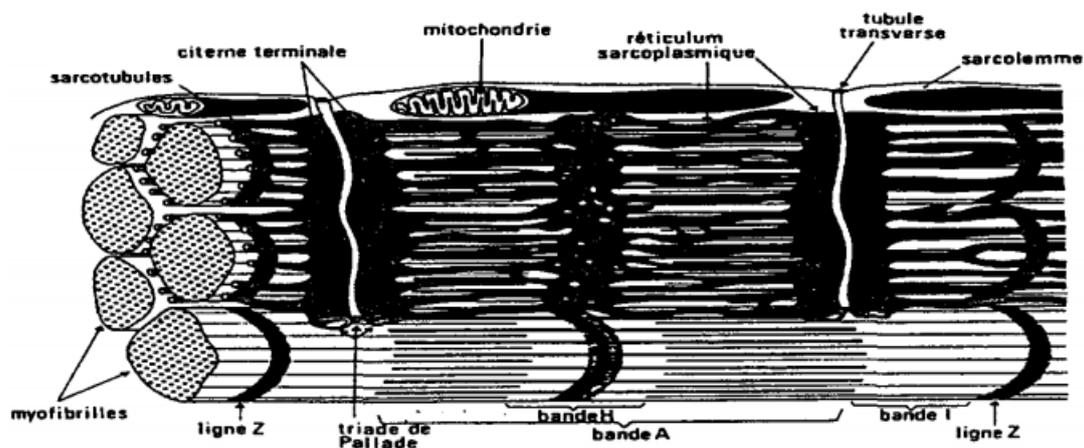


Figure 1. 23. Détail d'un sarcomère d'une fibre musculaire squelettique humaine rapide. Représentation tridimensionnelle des tubules transverse et du réticulum sarcoplasmique [28].

Le cytoplasme joue un rôle nutritif capital. Ce milieu cellulaire renferme divers substrats du métabolisme énergétique comme le glycogène, la phosphocréatine (PCr) et l'adénosine-triphosphate (ATP) mais également des protéines libres. Il contient par ailleurs de très nombreuses mitochondries disposées le long des myofibrilles et de la myoglobine qui constituent une petite réserve intracellulaire d'oxygène disponible précocement dès le début d'une activité musculaire. Les noyaux des cellules musculaires très nombreux, sont allongés dans le sens de la fibre et répartis sur toute sa longueur. Le reticulum endoplasmique favorise la circulation des divers substrats à l'intérieur de celle-ci. Il est plaqué contre les myofibrilles en regard de chaque sarcomère et est en contact étroit avec le système tubulaire transversal (système T). Cette structure est d'une grande importance pour la contraction et la relaxation des fibres musculaires. Le potentiel propagé se déplace non seulement le long de la surface de la fibre musculaire mais également en suivant le système T, à la jonction entre deux sarcomères. Ce dispositif est responsable de l'activation quasi-simultanée de l'ensemble des sarcomères de chaque myofibrille de chaque fibre. Les mitochondries de forme ovoïde sont regroupées en petits amas. Leur longueur peut atteindre 7 μm et leur largeur varie de 0,5 à 1 μm . Les muscles rouges et blancs se distinguent par le nombre et la taille des mitochondries. La matrice constitue l'espace intra-mitochondrial. La membrane externe est librement perméable aux molécules ayant un poids moléculaire inférieur à 10000 daltons. Les enzymes du cycle de Krebs et de la chaîne respiratoire (entités définies par la suite) sont essentiellement localisées dans la matrice. Les réactions d'oxydation du glucose permettant la formation d'ATP ont lieu dans la membrane interne de la mitochondrie. Les oxydations phosphorylantes (Stryer, 1988; Balaban, 1990) sont le processus au cours duquel les atomes d'hydrogène provenant du catabolisme des molécules de combustible sont transférés, par l'intermédiaire de coenzymes, sous forme d'électrons et d'ions hydrogènes aux cytochromes de la chaîne respiratoire. Ces cytochromes appartiennent à une famille de molécules hémoprotéiques comprenant un noyau porphyrine et du fer comme le pigment de l'hémoglobine des hématies. Ils sont spectrophotométriquement différenciables les uns des autres (a, a₃, b, c, c₁). Chaque cytochrome contient sous sa forme oxydée, un atome de fer ferrique (Fe³⁺) qui peut accepter un électron et être réduit en état ferreux (Fe²⁺), puis être réoxydé en état ferrique lorsqu'il transmet cet électron à l'accepteur suivant. Les deux derniers accepteurs de cette chaîne respiratoire sont étroitement imbriqués (cytochrome a-a₃) et sont décrits sous le nom commun de cytochrome-oxidase. Le cytochrome a₃ donne directement ses électrons à l'oxygène moléculaire aboutissant par libération d'énergie à la formation d'ATP

et à la synthèse d'eau. Cette chaîne est strictement aérobie et fortement consommatrice d'oxygène [28].

1.3.3 Caractéristiques des muscles

Le signal EMG est un signal biomédical qui mesure les courants électriques générés dans les muscles lors de son contraction, représentant les activités neuromusculaires.

Ces signaux sont des signaux complexes, contrôlés par le système nerveux et dépendent de la structure anatomique et les propriétés physiologiques des muscles.

Le signal EMG est de nature stochastique.

Son schéma peut être raisonnablement représenté par une fonction de distribution gaussienne.

Son amplitude varie de 0 à 10 mV.

La densité spectrale de puissance du signal EMG varie de 10 à 500 Hz.

L'énergie utilisable se situe entre 50 et 150 Hz.

La qualité du signal EMG dépend du moment et de l'intensité de la contraction musculaire, la distance de l'électrode par rapport à la zone musculaire cible, épaisseur de la peau et tissu graisseux, propriétés des électrodes et de l'amplificateur, qualité du contact entre la peau et l'électrode, etc. [29].

1.3.4 Unité motrice (UM)

L'unité fonctionnelle du système neuro-musculaire est l'unité motrice constituée par un motoneurone alpha (avec un corps cellulaire dans la corne antérieure de la moelle et un prolongement axonal dans le nerf périphérique) et par l'ensemble des fibres musculaires innervées par ce motoneurone. Ainsi chaque cellule nerveuse permet la contraction d'un certain nombre de fibres musculaires qui lui correspondent en propre et qui sont toute de même type [30].

Le nombre de fibres musculaires d'une unité motrice et leur mode de recrutement varient en fonction de la taille et des propriétés fonctionnelles du motoneurone alpha qui les innerve. Les unités motrices d'un muscle à fonction posturale possèdent plusieurs centaines de fibres musculaires alors que les muscles exerçant un mouvement fin et précis ont peu de fibres par unité motrice [30].

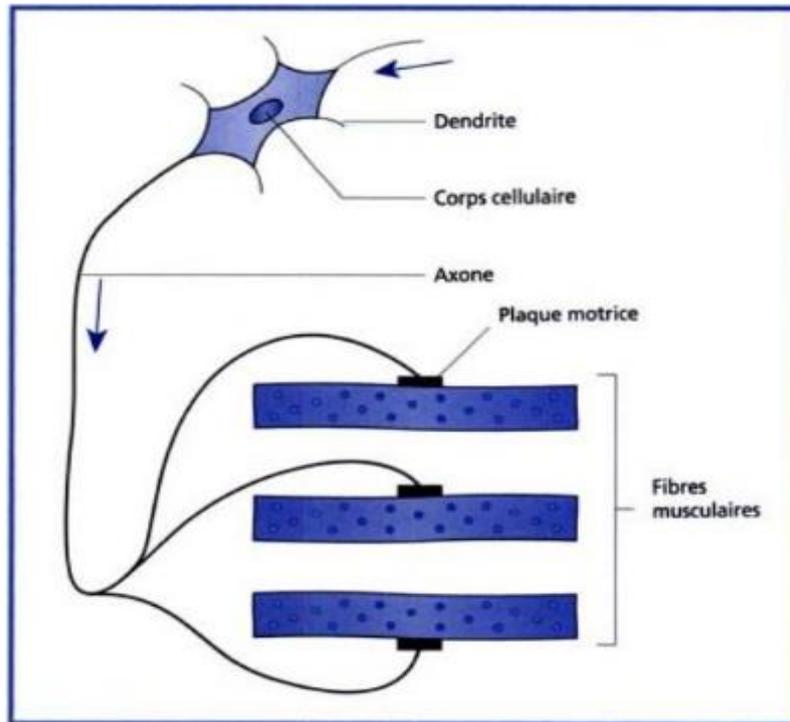


Figure 1. 24. Schéma de l'unité motrice [30].

1.3..5 Les fonctions de tissu musculaire

Par le biais de contractions soutenues ou de contractions et relâchements alternés, le tissu musculaire remplit quatre fonctions clés: la production des mouvements du corps, la stabilisation des articulations et le maintien de la posture, le stockage et le déplacement de substances dans l'organisme, ainsi que la production de chaleur [31].

1. La production des mouvements du corps. Les mouvements du corps, comme courir, marcher, écrire ou hocher la tête, exigent le fonctionnement coordonné des os, des articulations et des muscles squelettiques [31].

2. La stabilisation des articulations et le maintien de la posture. Les contractions des muscles squelettiques stabilisent les articulations et contribuent, avec les ligaments, à les renforcer lors des mouvements. De plus, ces muscles aident à maintenir les positions du corps, telles la station debout et la station assise. Certains des muscles agissant sur la posture restent continuellement contractés dès qu'une personne est éveillée. Par exemple, c'est grâce à la contraction continue des muscles du cou que nous gardons la tête droite [31].

3. Le stockage et le déplacement de substances dans l'organisme

Le stockage est possible grâce à la contraction continue de muscles circulaires lisses, appelés *sphincters*, qui empêchent l'écoulement du contenu des organes creux. Le stockage temporaire de la nourriture dans l'estomac et de l'urine dans la vessie est possible grâce aux sphincters, dont la contraction ferme l'orifice de ces organes. En se contractant, le muscle

cardiaque propulse le sang dans tous les vaisseaux sanguins du corps, et les muscles squelettiques favorisent le retour du sang des veines au coeur. De plus, la contraction et le relâchement du tissu musculaire lisse contenu dans les parois de ces vaisseaux contribuent à ajuster leur diamètre et donc à régler le débit sanguin. Ce sont aussi des contractions des muscles lisses qui déplacent la nourriture et diverses substances dans le tube digestif, qui font avancer les gamètes-spermatozoïdes et ovocytes- dans le système génital et qui poussent l'urine dans le système urinaire[31].

4. La production de chaleur

Lorsque le tissu musculaire se contracte, il produit de la chaleur; ce processus est nommé **thermogenèse**. Une grande partie de la chaleur libérée sert à maintenir la température normale de l'organisme. Les contractions involontaires de muscles squelettiques, ou *frissons*, s'accompagnent d'une production importante de chaleur, ce qui aide à réchauffer l'organisme [31].

1.3.6 Propriétés du tissu musculaire

Le tissu musculaire possède quatre propriétés qui lui permettent d'assurer ses fonctions et de contribuer à l'homoéostasie: [31]

a) L'excitabilité électrique

Cette propriété des myocytes, que possèdent également les neurones, est la capacité de réagir à certains stimulus en produisant des signaux électriques, appelés potentiels d'action musculaires. Ces potentiels se propagent ensuite le long de la membrane plasmique de myocytes et engendrent la contraction musculaire [31].

b) La contractilité

C'est la capacité du tissu musculaire de se contracter avec force après le déclenchement d'un potentiel d'action musculaire. Lorsqu'un muscle se contracte, il génère une tension (force de contraction) en exerçant une traction sur ses points d'attache. Si la tension créée est assez grande pour surmonter la résistance au mouvement d'un objet, le muscle raccourcit et il se produit un mouvement [31].

c) L'extensibilité

C'est la capacité du tissu musculaire de s'étirer sans se déchirer. La capacité d'étirement permet au muscle de dépasser sa longueur au repos et de conserver, lorsqu'il est étiré, la capacité de se contracter avec force [31].

d) L'élasticité

C'est la capacité de tissu musculaire de reprendre sa longueur et sa forme d'origine après une contraction ou un étirement [31].

1.4 Conclusion

L'objectif de ce chapitre c'était:

- Une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie du cœur. Après une introduction sur l'anatomie du cœur humain, nous avons décrit brièvement l'activité mécanique du cœur ainsi que le système de conduction électrique du ce dernier.

Nous avons présenté:

- des généralités sur le système nerveux, des notions générales sur l'anatomie de muscle ainsi que des caractéristiques et ses propriétés mécaniques.

Ces notions sont indispensables pour la bonne compréhension des problèmes étudiés par la suite.

Chapitre 2

Chapitre 2

Classification par la logique floue et réseaux de neurones

2.1 Introduction

La classification constitue le principe de base de plusieurs systèmes d'aide au diagnostic. Parmi les méthodes de classification, que nous allons aborder, la logique floue. Leur utilisation a connu un essor important au cours de ces dernières années [32].

Dans ce chapitre, nous présentons d'une part, les principales notions de la logique floue, le réseau de neurone et d'autre part, la description d'une méthode floue utilisées pour la classification.

2.2 La logique floue

La logique floue fut développée par Lofti A. Zadeh en 1965 à partir de sa théorie des sous ensembles flous.

Elle peut être vue comme une extension de la logique booléenne; de plus, elle permet de traiter des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou expressions du langage naturel [33].

2.3 La théorie des sous ensembles floue

2.3.1 Définition d'un sous ensemble floue

Un ensemble classique (figure 2.1 (a)) A de U est défini par une fonction caractéristique notée $\mu_A(x)$ telle que [33]:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

Le concept de base de la théorie des ensembles flous est la notion de sous-ensemble flou [33].

Cette notion provient du constat que «très souvent, les classes d'objets rencontrés dans le monde physique ne possèdent pas de critères d'appartenance bien définis» .[33]

Soit U une collection d'objets (par exemple $U = \mathbb{R}^n$) appelée univers de discours [33]. Un ensemble flou A dans U est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée: $\mu_A(x)$, ($\mu_A: U \rightarrow [0,1]$), qui appliquée à un élément x de U , retourne un degré d'appartenance $\mu_A(x)$, de x à A (figure II.1 (b)). Un ensemble flou peut être considéré comme une généralisation de l'ensemble classique. La fonction d'appartenance d'un ensemble classique peut prendre seulement deux valeurs $\{0,1\}$.[33]

Un ensemble flou peut être représenté comme un ensemble de paires ordonnées [33]:

$$A = \{x, \mu_A(x) / x \in U\}$$

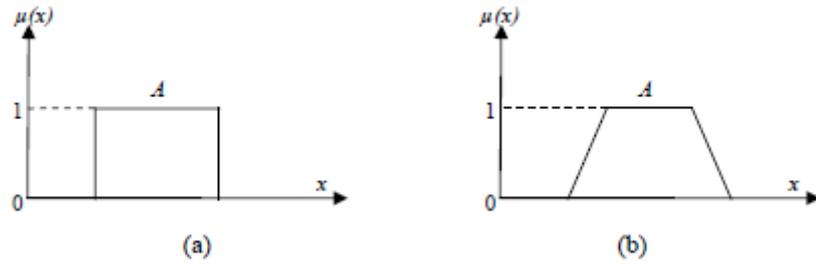


Figure 2. 1. Exemples des fonctions d'appartenance. (a) Logique classique (b) Logique floue. [33]

2.4 Fonction d'appartenance

Soit un ensemble E et un sous-ensemble A de E ($A \subset E$), et x un élément de E appartenant à A ($x \in A$). Pour illustrer cette caractéristique, on utilise la fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ compris entre 0 et 1, qui représente le **degré d'appartenance** de x à l'ensemble flou A. [34]

On peut avoir plusieurs formes de fonctions d'appartenances suivant [35], [36] :

2.4.1 Fonction d'appartenance triangulaire

Elle est définie par trois paramètres {a, b, c}, qui déterminent les coordonnées des trois sommets :

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (2.3)$$

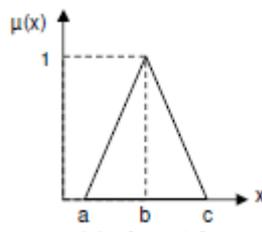


Figure 2. 2. Fonction d'appartenance triangulaire[34]

2.4.2 Fonction d'appartenance gaussienne

Elle est définie par deux paramètres $\{\sigma, m\}$:

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.4)$$

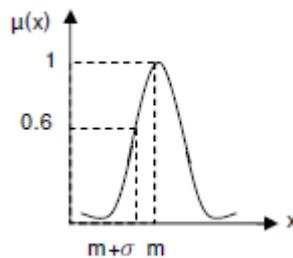


Figure 2. 3. Fonction d'appartenance gaussienne[34].

2.4.3 Fonction d'appartenance trapézoïdale

Elle est définie par quatre paramètres {a, b, c, d} :

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0\right)\right) \quad (2.5)$$

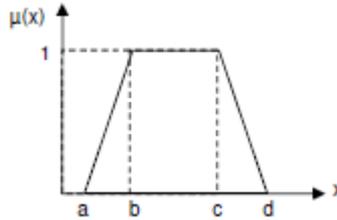


Figure 2. 4. Fonction d'appartenance trapézoïdale[34]

2.5 Variable linguistique

C'est une variable dont les valeurs ne sont pas des nombres, mais des mots ou phrases exprimés en langage naturel [33]. La raison pour laquelle on utilise cette représentation, est que le caractère linguistique est moins spécifique que le caractère numérique. Une variable linguistique est généralement représentée par un triplet (x, T(x), U) dans lequel [33]:

- x est le nom de la variable linguistique (distance, angle, erreur,...),
- T(x) est l'ensemble des valeurs linguistiques qui sont utilisées pour caractériser x.
- U est l'univers de discours de la variable linguistique x.

La figure illustre un exemple de variable linguistique 'vitesse', avec trois termes linguistiques : petit, moyenne et grand [34].

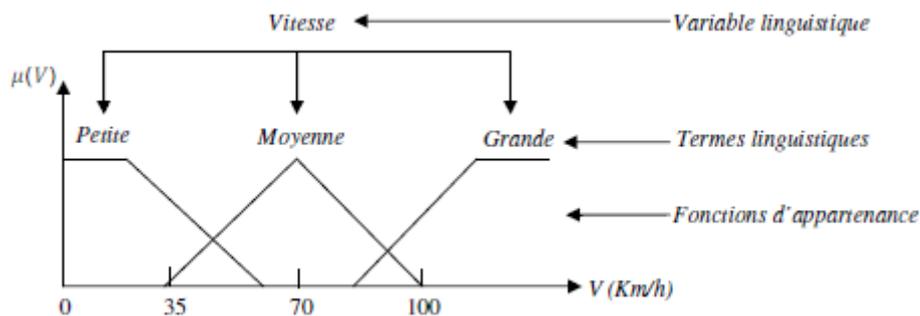


Figure 2. 5. Variable linguistique [34].

2.6 Opérations sur les sous ensembles flous

Dans la théorie des ensembles flous on définit l'intersection, l'union, le complément d'un ensemble flou les principales opérations utilisés.

Soient A et B sont deux ensembles flous et $\mu(A)$ et $\mu(B)$ leurs fonctions d'appartenance : [37].

2.6.1 Union

L'opérateur logique correspondant à l'union est le OU.

Le sous ensembles A OU B par la fonction d'appartenance :

$$\mu(A \text{ OU } B) = \max(\mu(A), \mu(B)), \forall x \in E \quad (2.6)$$

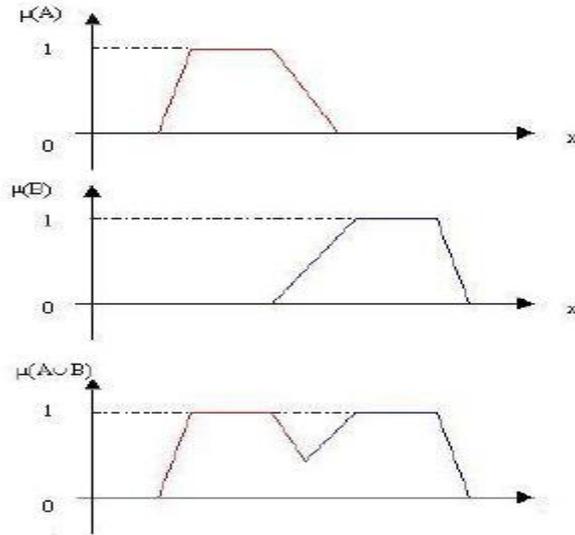


Figure 2. 6. Union des fonctions d'appartenances[37].

2.6.2 Intersection

L'opérateur logique correspondant à l'intersection est ET.

Le sous ensemble A ET B par la fonction d'appartenance :

$$\mu(A \text{ ET } B) = \min(\mu(A), \mu(B)), \forall x \in E. \quad (2.7)$$

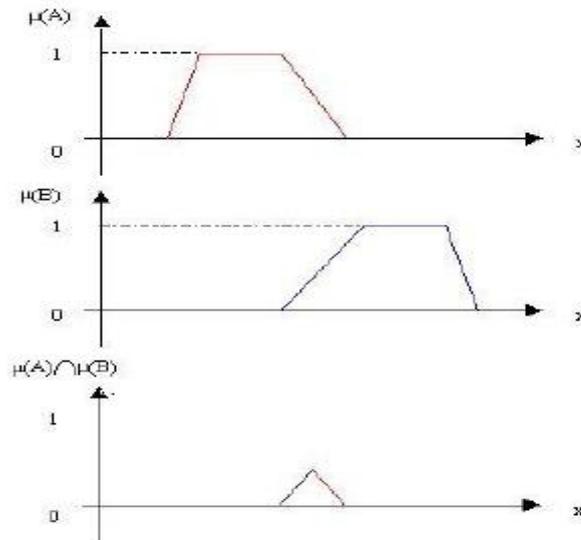


Figure 2. 7. Intersection des fonctions d'appartenances[37].

2.6.3 Le complément

L'opérateur logique représenté au complément d'un ensemble est la négation.

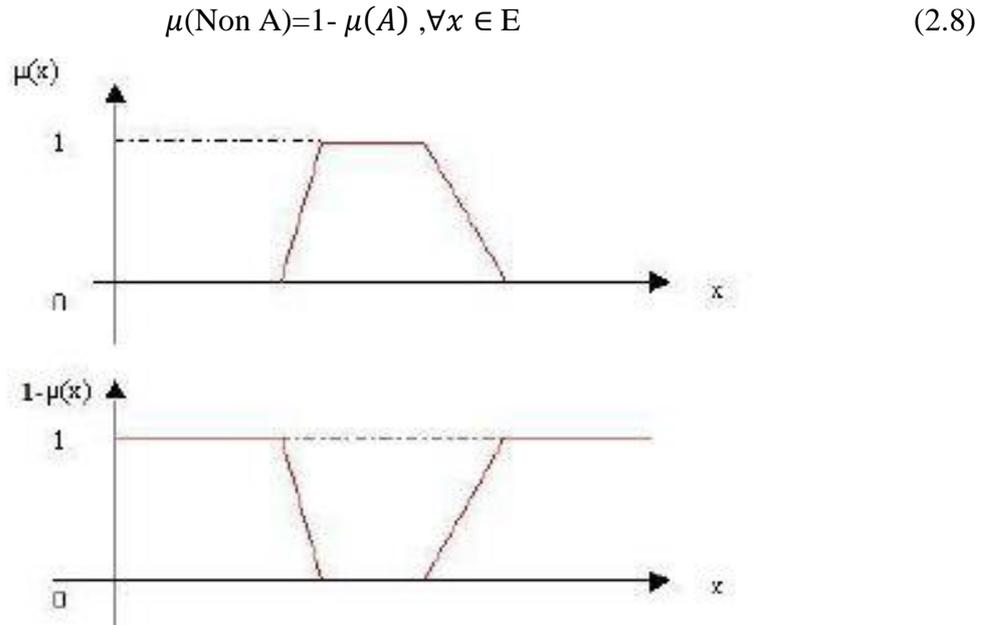


Figure 2. 8. Complément de fonction d'appartenance[37]

2.7 Implication floue (règle IF ...THEN)

L'opérateur d'implication consiste à introduire la notion de règle floue qui caractérise les relations de dépendance entre plusieurs propositions floues quelconques [38]. La forme générale de la règle floue s'écrit comme suite :

SI x est A ET y est B ALORS Z est C

Où : A, B et C sont des variables linguistiques définies par des sous-ensembles flous. « x est A » et « y est B » sont appelées la prémisse, c'est une combinaison liée entre elle par les opérateurs OU, ET, Non [38]. « Z est C » est appelée la conclusion, c'est une partie définit la conséquence de la règle.

Il existe une autre forme de règles Si-Alors floues proposée par Sugeno et Takagi, elle comporte même forme de règles précédentes mais la conclusion est numérique. Ce type de règles admet la forme [38]:

SI x est A ET y est B ALORS Z = f(x, y)

La fonction f(x, y) est un polynôme de variables d'entrée x et y.

2.8 Système d'inférence floue

Un système d'inférence flou est constitué par 4 blocs essentiels comme indiqué sur la figure (2.9) Le premier, l'étage de fuzzification transforme les valeurs numériques en degrés d'appartenance aux différents ensembles flous. Le second bloc est le moteur d'inférence,

contient de l'ensemble des règles .Enfin, un étage défuzzification qui transforme les résultats flous de l'inférence à une sortie numérique.

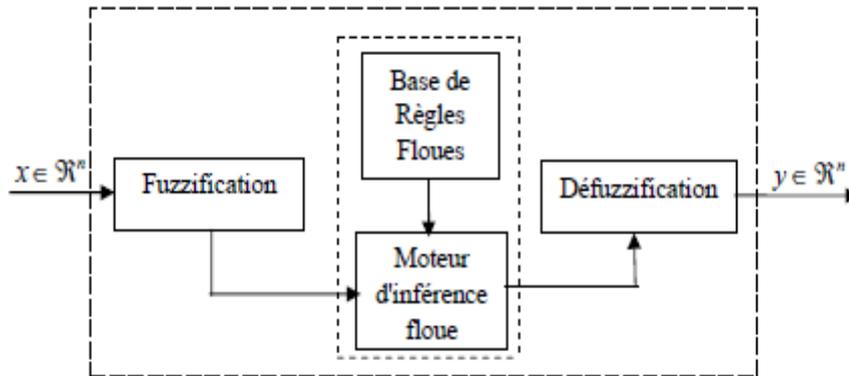


Figure 2. 9. Système d'inférence floue [33]

2.8.1 Fuzzification

La fuzzification est un 1^{er} élément dans la réalisation d'un système flou. C'est une opération consistant à transformer des grandeurs numériques en grandeurs linguistique [42]. Elle consiste simplement à attribuer à chaque variable numérique un degré d'appartenance à un ensemble flou, généralement appartenant à l'intervalle [0,1] [33].

2.8.2 Moteur d'inférence

Le moteur d'inférence est le 2^{ème} bloc dans la réalisation d'un système flou. C'est un mécanisme décision assure le fonctionnement de système à partir de la base des règles et de sous ensemble correspondant à la fuzzification.

Après avoir parcouru la base de règles, le moteur d'inférence fournit un résultat pour chaque règle [39].

Il est alors nécessaire de rassembles ces conclusions partielles afin d'obtenir une conclusion globale sous la forme d'un unique ensemble flou, dérivant la décision finale obtenue, cette opération est connue sous le nom d'agrégation des résultats partiels [39].

Il est existe plusieurs méthodes d'inférence floue pour calculer la valeur représentative d'un ensemble de sortie :

2.8.2.1 Méthode d'inférence max-min

Cette méthode réalise l'opérateur « ET » par la fonction « Min », la conclusion « ALORS » de chaque règle par la fonction « Min » et la liaison entre toutes les règles (opérateur « OU ») par la fonction « Max » [40].

La dénomination de cette méthode, dite Max-Min ou « implication de Madani », est due à la façon de réaliser les opérateurs ALORS et OU de l'inférence [40].

Un exemple de règles est présenté sur la figure pour illustrer le principe de l'implication de Mamdani avec couple $(E, \Delta E) = (0.3, -0.7)$ [40].

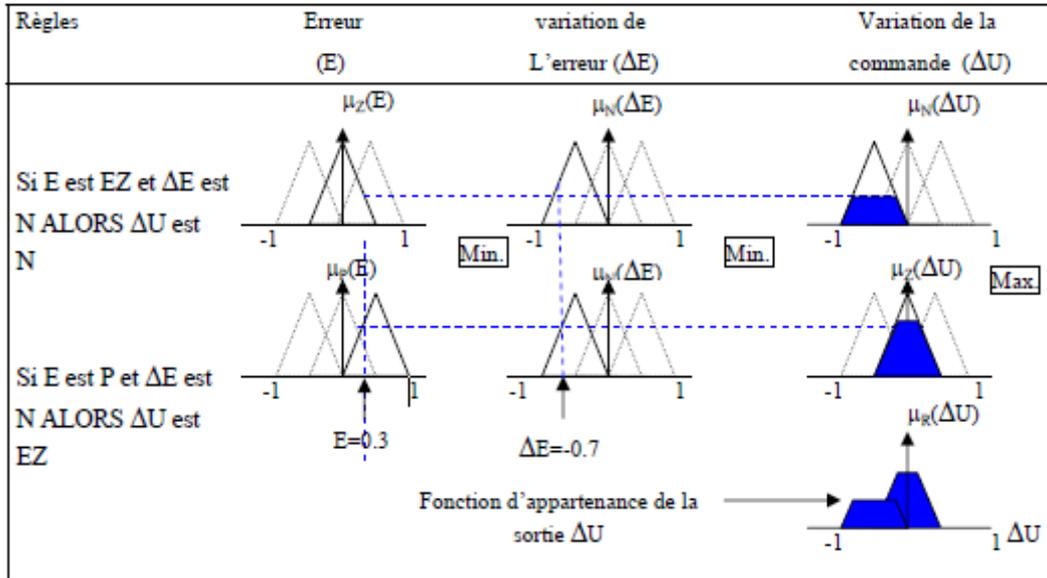


Figure 2. 10. Principe de la méthode d'inférence Max-Min [41]

2.8.2.2 Méthode d'inférence Max-Produit

La différence par rapport à la méthode précédente réside dans la manière de réaliser la conclusion « ALORS ». Dans ce cas, on utilise le produit [40].

On remarque que les fonctions d'appartenance partielles ici ont la même forme que la fonction d'appartenance dont elles sont issues multipliées par un facteur d'échelle vertical qui correspond au degré d'appartenance obtenu à travers l'opérateur « ET » [40].

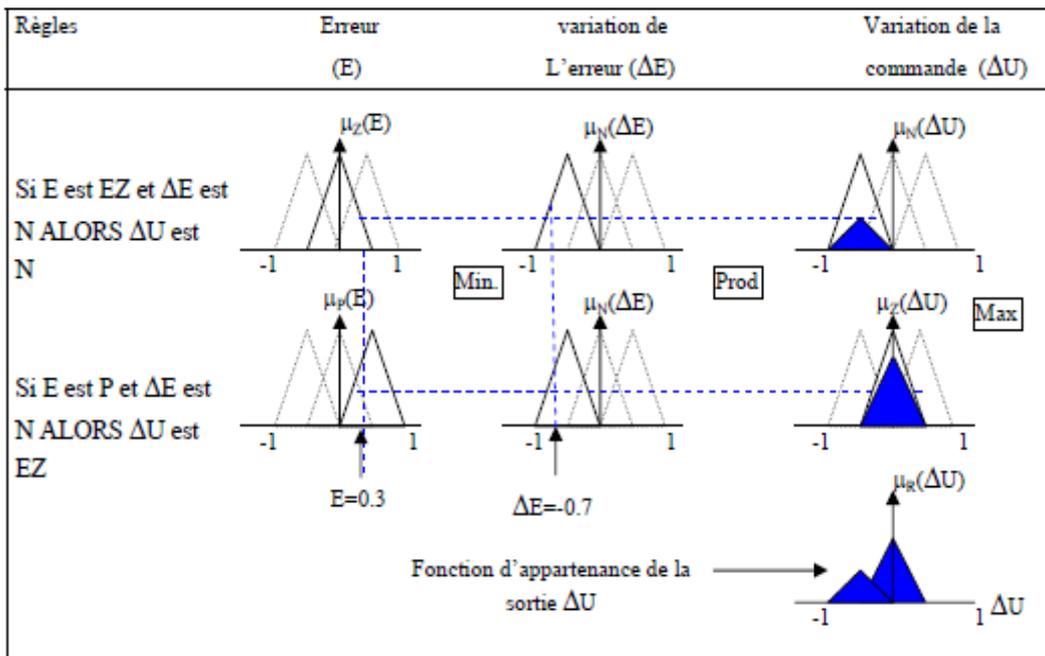


Figure 2. 11. Principe de la méthode d'inférence Max-Produit [41].

2.8.2.3 Méthode d'inférence Somme-Produit

Dans ce cas, l'opérateur « ET » est réalisé par le produit, de même que la conclusion « ALORS » [40].

Cependant, l'opérateur « OU » est réalisé par la moyenne des degrés d'appartenance intervenant dans l'inférence [40].

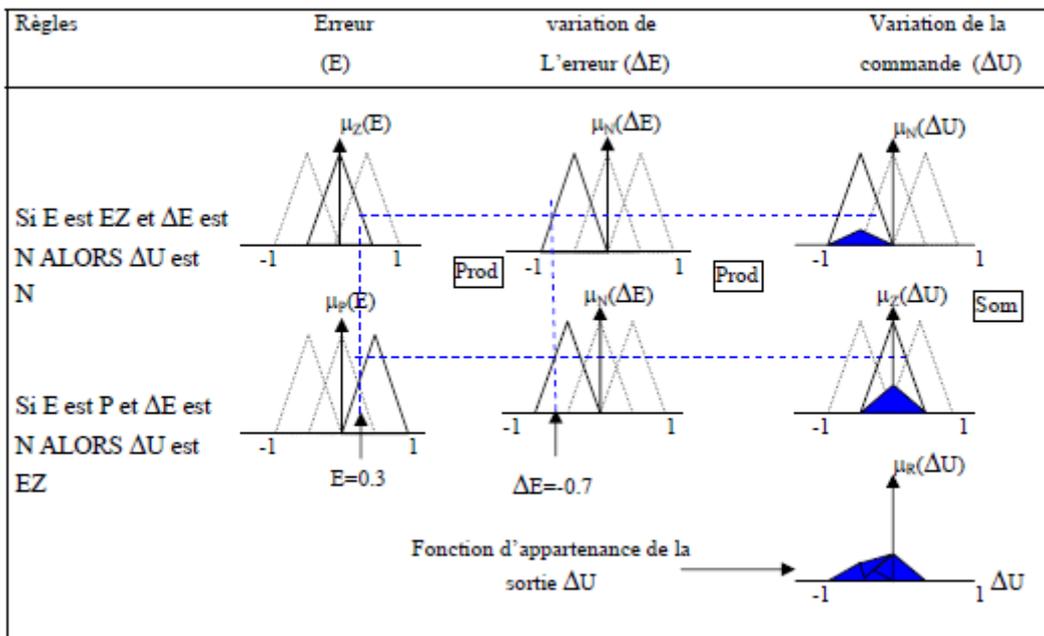


Figure 2. 12. Principe de la méthode d'inférence Somme-Produit. [41]

2.8.3 Défuzzification

La défuzzification est le 3^{ème} élément dans la réalisation d'un système flou. Elle permet de transformer les résultats flous obtenus par la composition des règles à une valeur numériques [39].

Il existe plusieurs méthodes de défuzzification, parmi les méthodes le plus utilisées est [34]:

- La Méthode de centre de gravité.
- La Méthode de valeur maximum.

2.8.3.1 La Méthode de centre de gravité

La méthode de centre de gravité permet L'abscisse du centre de gravité de la sortie peut déterminer à l'aide de relation générale [34]:

Dans le cas discret :

$$U_r = \frac{\sum_{i=1}^n u_i u_{Res}(u_i)}{\sum_{i=1}^n u_{Res}(u_i)} \quad (2.9)$$

n : le nombre de niveaux de quantification de la sortie de contrôleur flou.

Dans le cas continue :

$$u = \frac{\int u \cdot u_{Res}(u) du}{\int u_{Res}(u) du} \quad (2.10)$$

2.8.3.2 La Méthode de valeur maximum

Cette méthode, s'applique uniquement dans le cas où la fonction d'appartenance associée à l'ensemble de sortie n'admet qu'un seul maximum [34].

On choisit comme l'abscisse u_r correspondant à ce maximum [34] :

$$\mu_A(u_r) = \max(\mu_A(u)) \quad (2.11)$$

2.9 Les types de système d'inférence floue

2.9.1 Le système d'inférence floue de Mamdani

Cette méthode a été proposée par Mamdani en 1975, elle fut le premier à utiliser la logique floue [40].

La méthode de Mamdani est caractérisée par des règles à prémisses et conclusion symbolique, l'inférence est réalisé à l'aide de l'opérateur « min » ou « prod » et l'agrégation des règles à l'aide de l'opérateur « max », et la défuzzification par centre de gravité [40].

Ce système s'effectue en basant sur six étapes [42]:

- 1- Déterminer d'un ensemble des règles floues.
- 2- Fuzzification des entrées en utilisant les fonctions d'appartenance des entrées correspondantes
- 3- Combinaison des entrées fuzzifiées correspondantes aux règles floues
- 4- Détermination des conséquences des règles
- 5- Combinaison des conséquences pour avoir la distribution de la sortie
- 6- Déffuzzification de la sortie en calculant le centre de gravité de distribution de sortie.

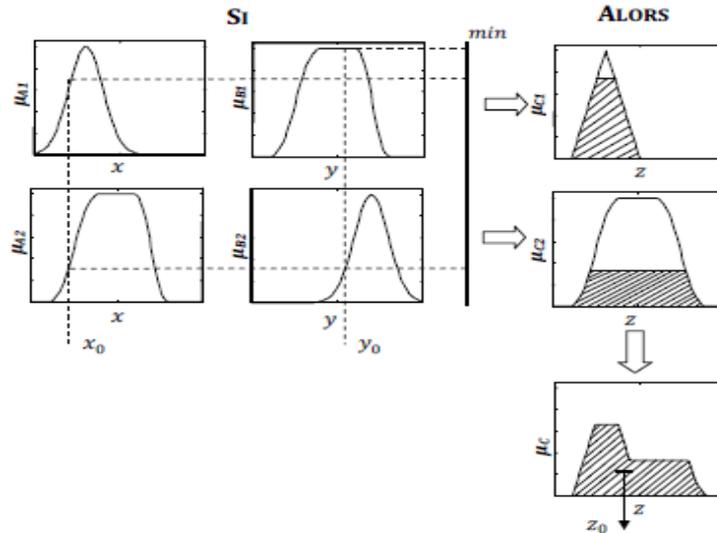


Figure 2. 13. Système d'inférence flou de Mamdani [34].

2.9.2 Système d'inférence floue de Sugeno et Takagi

Cette méthode a été proposée par Sugeno et Takagi . Le système d'inférence floue de type Takagi-sugeno diffère de système flou de type de Mamdani sur la partie défuzzification [42]. Dans ces systèmes, les prémisses des règles sont exprimées symboliquement et les conclusions sont présentées linéairement [43].

$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$: sont les entrées du système flou, y sa sortie .

Pour chaque x_i est associé mi ensemble flou F_n^j dans X_i tel que $x_i \in X_i$.

La base de règles complète du système flou est la forme :

R_k : Si x_1 est F_1^j et x_2 est F_2^j etEt x_n est F_n^j A lors $y=f_k(x)$; $k=1,2,\dots, n$.

En général, $f_k(x)$ est une fonction polynomiale en fonction des variables d'entrées :

$$f_k(x) = a_0^k + \sum_{i=1}^n a_i^k * x_i \tag{2.12}$$

Si $f_k(x)$ est une constante :

$$f_k(x) = a_0^k \tag{2.13}$$

On a donc un système flou de type Takagi-Sugeno d'ordre zéro .Etant donné que chaque règle possède une conclusion numérique, on ne passe pas par la procédure défuzzification [43].

La sortie du système flou est donnée par la relation suivante :

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_k(x) \cdot f_k(x)}{\sum_{k=1}^n \mu_k(x)} \tag{2.14}$$

Avec :

$$\mu_k(x) = \prod_{i=1}^n F_i^k \tag{2.15}$$

$F_i^k \in \{F_i^1, F_i^2, \dots, F_i^m\}$ représente le degré d'activation de la règle R_k

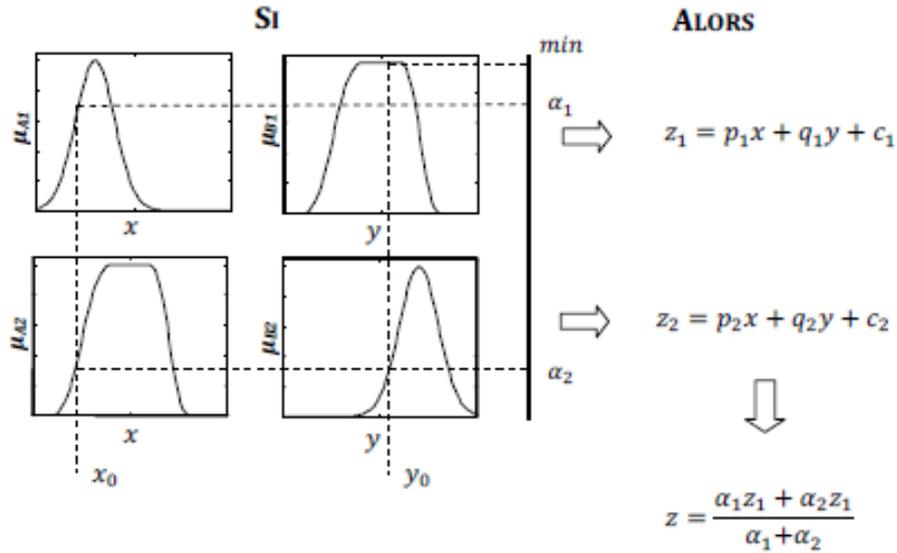


Figure 2. 14. Système d’inférence flou de Sugeno et Takagi. [34].

2.10 Les neurones formels

Un neurone formel est l’association des éléments simples sous la forme de réseaux. Dans la majorité des cas, la fonction y , comme le montre la figure 2.15, est une fonction non linéaire bornée, dont la valeur dépend des paramètres de pondération appelés poids ; les variables de cette fonction sont les entrées du neurone et la valeur de la fonction est la sortie[50]. D’après la figure 2.15, on a [50] :

$$y=f(x_1,x_2,\dots,x_n,\omega_1,\omega_2,\dots,\omega_p) \tag{2.16}$$

$\{xi\}$: Sont les variables

$\{\omega j\}$: Sont des paramètres ajustables.

f : est une fonction d’activation calcule la valeur de sortie du neurone

$$y=f(\sum_{i=1}^n \omega_i . x_i) \tag{2.17}$$

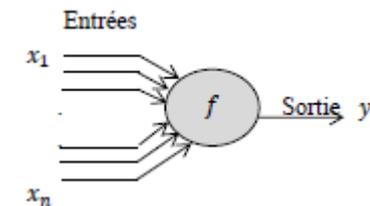


Figure 2. 15. Schéma graphique d’un neurone[50]

Un neurone est caractérisé par la fonction d'activation qui détermine ses propres caractéristiques. Les fonctions les plus utilisées sont la fonction linéaire et la fonction sigmoïde ; leur choix a une grande importance et dépend souvent du type d'application et du domaine de variation des variables d'entrée/sortie [53].

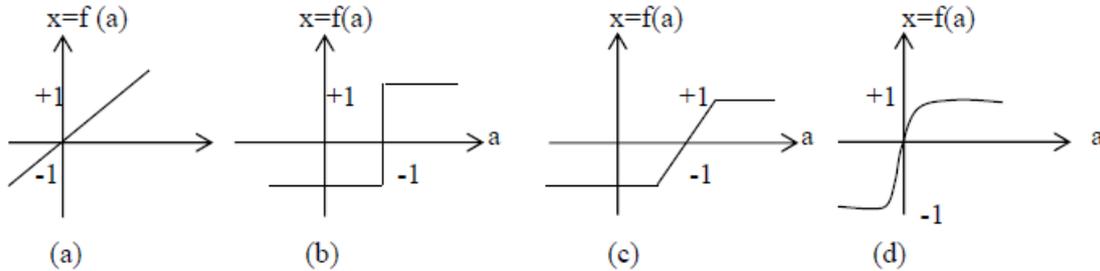


Figure 2. 16. Différents types de fonctions d'activation pour le neurone formel [53].

(a) : fonction linéaire, (b) : fonction à seuil,

© : fonction de saturation, (d) : fonction sigmoïde.

2.11 Réseaux de neurones

Un réseau de neurones (RN) est un système informatique qui a des caractéristiques semblables aux réseaux de neurones biologiques. [50]

Il est composé de plusieurs neurones arrangés sous forme de blocs différents appelés couches du réseau [50]. Les neurones appartenant à la même couche utilisent le même type de fonction d'activation et possèdent les mêmes caractéristiques [50]. La liaison entre deux couches voisines se fait par l'entremise de poids qui ont le rôle des synapses. La structure du réseau permet de traiter l'information portée par la valeur de ses poids et le diriger vers la sortie. [50]

2.12 Structure de réseaux de neurone

La structure du réseau permet de traiter l'information portée par la valeur de ses poids et le diriger vers la sortie [50].

En général, les structures des réseaux sont divisées en deux grandes familles : les réseaux de neurone non bouclés et les réseaux de neurones bouclés [50].

2.12.1 Réseaux non bouclés

Dans ce type de structure dite statique, l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour vers l'arrière [50]. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre

eux. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des approximations de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaire [50].

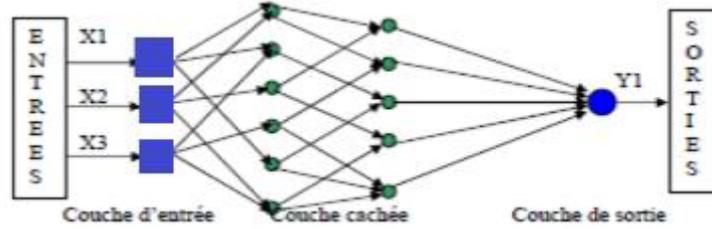


Figure 2. 17. Réseau de neurones non bouclé [50]

2.12.2 Réseaux bouclés

Un réseau de neurone bouclé ou dynamique (ou récurrent) possède la même structure qu'un réseau multicouche complété par des bouclages ou contre-réaction [50]. Les bouclages peuvent exister entre les neurones de la couche de sortie vers les neurones de la couche d'entrée ou entre les neurones de la même couche. [50]

D'une façon explicite, les bouclages peuvent exister entre tous les neurones du réseau sans exception [50].

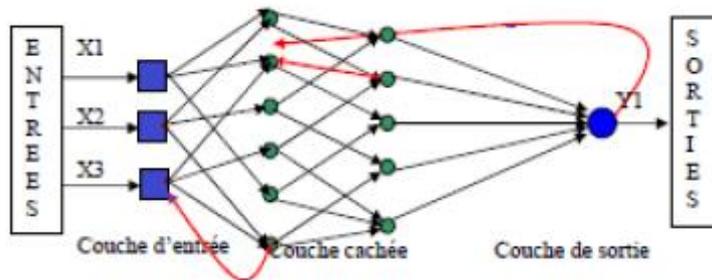


Figure 2. 18. Réseau de neurones bouclé [50].

2.13 L'apprentissage de réseau de neurone

L'apprentissage des réseaux de neurones artificiels est une phase qui permet de déterminer ou de modifier les paramètres du réseau, afin d'adopter un comportement désiré ces algorithmes d'apprentissage sont classés en deux catégories :

2.13.1 Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé exige la présentation d'une série d'exemples sur les entrées du réseau [51], une erreur est calculée entre le vecteur des sorties désirées (appelé cible) et le vecteur des sorties calculés. À cet effet l'algorithme d'apprentissage adapte les poids du réseau de façon à corriger son comportement [52].

2.13.2 Apprentissage non supervisé :

Les données ne contiennent pas d'informations sur la sortie désirée. Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des

régularités statistiques de l'entrée. L'algorithme d'apprentissage ajuste les paramètres du réseau par une mesure prédéterminée de la qualité de représentation de la connaissance [52].

2.14 Système Neuro-Flou

Les réseaux de Neuro-Flou sont de l'association des réseaux de neurones avec la logique floue de manière à tirer profit des avantages de chacune de ces deux techniques [42].

Ce sont des réseaux neurones dont l'élément de base est un opérateur flou qui est souvent appelé le neurone flou. Les systèmes Neuro-Flous ont été largement utilisés pour effectuer des tâches de classification, et plusieurs modèles ont été proposés [42].

2.14.1 Architecture de l'ANFIS

C'est un système d'inférence adaptatif Neuro-Flou qui consiste à utiliser un réseau neurone de type MLP à 5 couches pour lequel chaque couche correspond à la réalisation d'une étape d'un système d'inférence floue de type Takagi Sugeno [44].

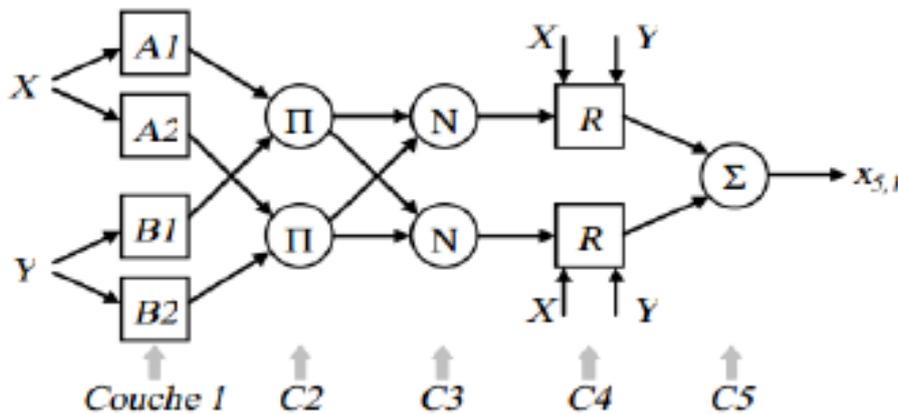


Figure 2. 19. Système ANFIS à deux entrées, une sortie et deux fonctions d'appartenance par entrées [44].

2.14.2 Principe de l'ANFIS (Adaptative-Network-based Fuzzy Inference System)

Son architecture se compose de cinq couches permettant d'établir un système de classification basé sur les règles floues.

Couche 1 : Chaque neurone calcule le degré d'appartenance des entrées X et Y aux différents ensembles flous A_k et B_{k-2} [45].

Les paramètres inhérents à ces ensembles sont appelés paramètres prémisses du réseau [45].

Dans la figure, nous avons :

$$X_{1,k} = \mu_{A(k)}(X) \text{ pour } k=1 \text{ et } 2, \quad (2.18)$$

$$X_{1,k} = \mu_{B(k-2)}(X) \text{ pour } k=3 \text{ et } 4, \quad (2.19)$$

La couche 2 : sert à calculer le degré d'activation des prémisses. Chaque neurone dans cette couche reçoit les sorties des neurones précédents de fuzzification et calcule son activation. La conjonction des antécédents est réalisée avec l'opérateur produit qui utilise la contrainte de dérivabilité pour pouvoir déployer les algorithmes d'apprentissage, Chaque nœud réalise une T-norme floue [45].

$$X_{2,k} = \prod_{(1,j) \in \text{Ant}(2,k)} (x_{1,j}) \quad (2.20)$$

Où : Ant (2, k) indiquant les nœuds antécédents du nœud (2, k).

La couche 3 : Chaque neurone calcul le degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée. La valeur obtenue représente la contribution de la règle floue au résultat final.[45]

$$X_{3,k} = \frac{x_{2,k}}{\sum_{(2,j) \in \text{Ant}(3,k)} x_{2,j}} \quad (2.21)$$

La couche 4 : Chaque neurone i de cette couche est relié à un neurone de normalisation correspondant aux entrées initiales du réseau. Il calcule le conséquent pondéré de la règle où est la sortie de la couche 3 et l'ensemble des paramètres de sortie de la règle i.[45]

$$X_{4,k} = x_{3,k} [m_{k0} + m_{k1} \cdot X + m_{k2} \cdot Y] \quad (2.22)$$

Où : Les paramètres mk0, mk1 et mk2 sont appelés paramètres conséquents du système Neuro-Flou.

La couche 5 : C'est la couche de sortie comprend un seul neurone qui fournit la sortie de ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les neurones de sortie [45].

$$X_{5,k} = \sum_i^n x_{4,k} \quad (2.23)$$

n : le nombre de règles floues.

Tableau 2.1. Les différentes couches d'un système ANFIS [46]

Les différentes couches	Type des couches	Le nombre de neurone dans la couche
Couche 0	Les entrées	N
Couche 1	Les valeurs	(p.n)
Couche 2	Les règles	p ⁿ
Couche 3	La normalisation	p ⁿ
Couche 4	Linéarisation des fonctions	p ⁿ
Couche 5	Somme	1

Tel que :

n : le nombre des entrées.

P : le nombre des sous-ensembles flous d'entrée (partition flou).

Notre que les neurones dans ANFIS ont différentes structures [46]:

- Valeurs [fonction d'appartenance définie par différentes formes].
- Règles [habituellement produit].
- Normalisation [division de somme et d'arithmétique].
- Fonctions [régressions linéaires et avec \bar{w} , tel que \bar{w} est la normalisation du poids w].
- La sortie [Somme Algébrique].

2.14.3 Apprentissage de Neuro-Flou de modèle l'ANFIS

L'apprentissage est la phase de développement du réseau Neuro-Flou en optimisant les paramètres d'un système flou : les paramètres de la partie prémisses (fonctions d'appartenance) et la partie conclusion (les coefficients de sortie). Cette étape commence par la construction d'un réseau initiale, ensuite applique une méthode d'apprentissage par rétro propagation [47].

Jang a proposé d'appliquer une méthode hybride. L'algorithme d'apprentissage hybride est une association de la méthode de descente de gradient et de la méthode d'estimation des moindres carrés. La méthode de descente de gradient permet d'ajuster les prémisses en fixant les paramètres conséquents alors que la méthode LSM (Least square Méthode) ajuste les paramètres conséquents en fixant les prémisses [47].

Le système ANFIS est défini par deux ensembles de paramètres : S_1 et S_2 tels que :

- S_1 : représente les paramètres des ensembles flous utilisés pour la fuzzification dans la première couche de l'ANFIS :

$$S_1 = ((a_{11}, b_{11}, c_{11}), (a_{12}, b_{12}, c_{12}), \dots, (a_{1p}, b_{1p}, c_{1p}), \dots, (a_{np}, b_{np}, c_{np})) \quad (2.23)$$

Où p est le nombre des partitions floues de chacun des variables d'entrées et n est le nombre de variables d'entrées.

- S_2 : représente les coefficients des fonctions linéaires (les paramètres conséquents) :

$$- S_2 = (p_1, p_2, p_3, \dots, q_1, q_2, q_3, \dots, r_1, r_2, r_3, \dots) \quad (2.23)$$

Jang a proposé que la tâche d'apprentissage de L'ANFIS se fasse en deux passages comme illustré sur le tableau 2.2.

Tableau 2. 2. Les paramètres à ajuster pour l'ANFIS [47].

	<i>Passage vers l'avant</i>	<i>Passage en arrière</i>
Paramètres des fonctions d'appartenances (a_i, b_i, c_i, \dots) (prémisses)	Fixe	Rétro- propagation
Paramètres de coefficients (p, q, r) (conclusion)	Moindres carrés	Fixe

L'apprentissage se fait de façon itérative jusqu'à ce que le nombre de cycles d'apprentissage soit atteint ou jusqu'à ce que l'erreur moyenne entre la valeur de sortie désirée et générée par l'ANFIS atteigne une valeur prédéterminée. Cette phase dépend donc

de la qualité de l'ensemble des données au sens où cet ensemble doit représenter au mieux les différents comportements attendus [33].

2.14.4 Rétro propagation du gradient

Le principe de la rétro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches, de la couche d'entrées vers la couche de sortie en passant par les couches. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. À partir de cette erreur, est calculé le gradient de l'erreur qui est à son tour propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage. L'opération est répétée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié [48].

2.14.5 Les avantages de modèle ANFIS

Le modèle ANFIS présente les avantages suivants [49]:

- Exploitation de la connaissance disponible, grâce à la base de règles.
- Réduction de la taille de la base de règles : il suffit d'avoir des règles générales, les détails seront fournis par le réseau de neurones.
- Réduction de la complexité de l'apprentissage : le réseau de neurones doit simplement apprendre les cas particuliers ou les exceptions, on n'a pas de problème complet.
- Efficacité immédiate dès le début de l'apprentissage et possibilité d'éviter des Comportements initiaux erratiques.

2.15 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons défini quelques notions de base sur la logique floue, les concepts de sous-ensembles flous caractérisés par des fonctions d'appartenances floues et le système d'inférence.

Ensuite nous avons présenté les concepts fondamentaux des réseaux de neurones ainsi nous avons basé sur la méthode Neuro-Flou de modèle ANFIS qui est plus utilisé dans le domaine de classification.

Chapitre 3

Chapitre 3

Extraction des paramètres de classification

3.1 Introduction

L'extraction de paramètres consiste à dégager du signal une série de paramètres et caractéristiques (en amplitude, temps, forme, etc. ...). Ces caractéristiques sont ensuite utilisées pour une classification des portions du signal ; classification basée sur une connaissance a priori des informations contenues dans le signal [54].

Avant de classifier les signaux qui sont l'objectif principal de ce mémoire, il est nécessaire d'extraire les informations de ces derniers. Dans ce chapitre, nous allons représenter les signaux "Electrocardiogramme et Électromyogramme" puis définir quelques paramètres de classification et les représenter afin d'analyser les résultats.

3.2 Représentation graphique des signaux ECG

Pour le prétraitement (représentation graphique et calcul des paramètres) des signaux ECG et EMG que nous allons les classifier par la méthode Neuro-floue, nous avons utilisé deux logiciels: MATLAB et ORIGIN.

3.2.1 Présentation du logiciel MATLAB

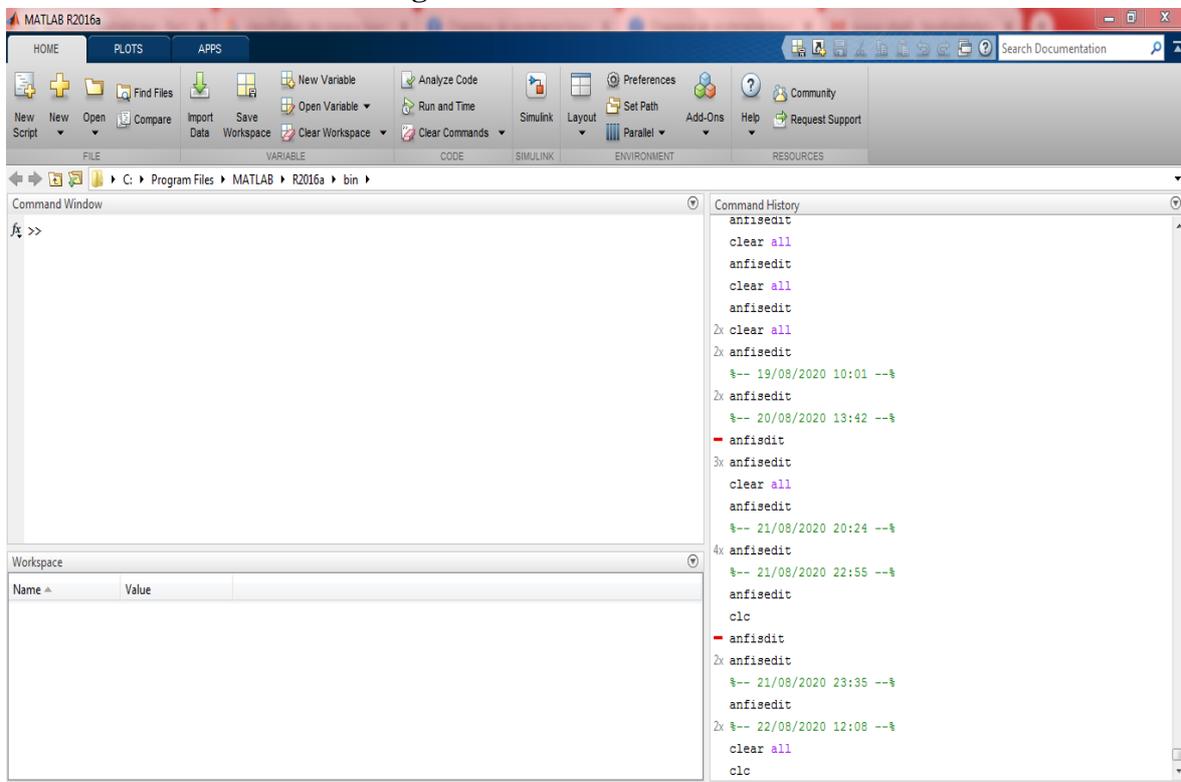


Figure 3.1. Fenêtre principale du logiciel Matlab R2016.

MATLAB « MATrix LABoratory » est un langage de haut niveau pour la programmation scientifique basé sur le calcul matriciel (les variables manipulées sont des matrices), il est développé depuis 1984 par The MathWorks Company (<http://www.mathworks.com/>). Son noyau est composé de bibliothèques écrites au début en Fortran puis en C++ [55].

L'objectif de MATLAB est de fournir aux chercheurs et ingénieurs un environnement de calcul numérique à la fois simple à utiliser et efficace [55].

MATLAB permet le travail interactif soit en mode commande (interactif), soit en mode programmation (exécutif). MATLAB possède les particularités par rapport à d'autres langages [55].

3.2.2 Présentation du logiciel Origin

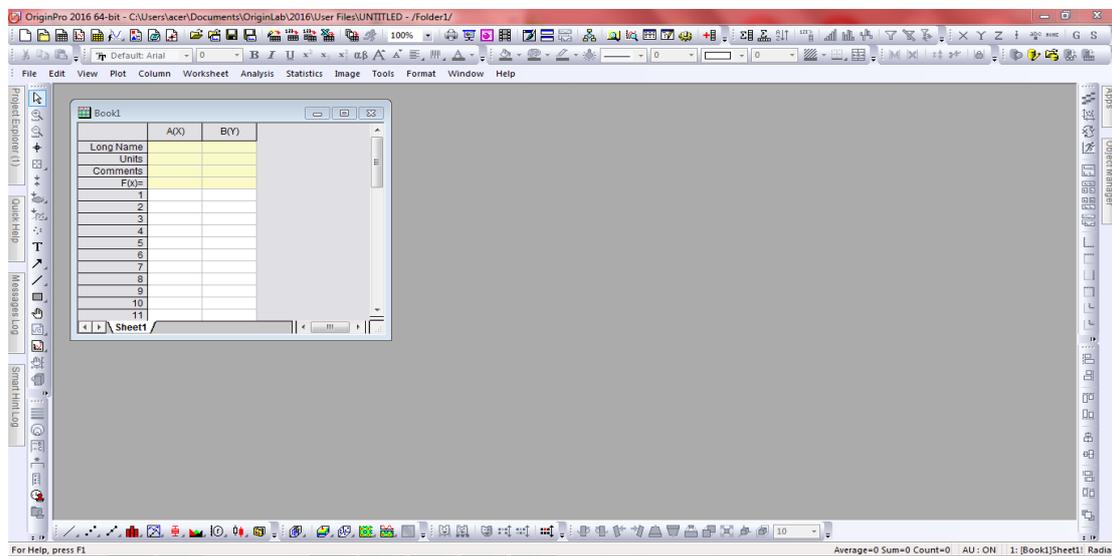


Figure 3. 2. Fenêtre principale de logiciel OriginPro 2016.

Origin est un puissant logiciel d'analyse de données et de création de graphiques de qualité publication, adapté aux besoins des scientifiques et ingénieurs. Ce qui distingue Origin des autres applications, c'est la facilité avec laquelle vous pouvez personnaliser, automatiser vos tâches d'importation, d'analyse, de création de graphiques et de rapports de données [56].

Les personnalisations peuvent aller de simples modifications à un tracé de données, sauvegardées sous forme de "modèle" de graphique pour une utilisation ultérieure, aux analyses de données personnalisées qui produisent des rapports de qualité de publication, enregistrés sous forme de modèle d'analyse. Les opérations de traçage et d'analyse par lots sont également prises en charge, les modèles étant utilisés pour l'analyse répétée de plusieurs fichiers ou ensembles de données [56].

3.2.3 Description de la base de données MIT-BIH

La base de données MIT-BIH est une base universelle qui contient 48 enregistrements d'une durée d'une demi-heure sur deux voies (DII et V5). Elle a été collectée par des chercheurs afin d'être utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG. [17]

Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz.

L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG. [17]

Les enregistrements correspondent à des sujets qui sont 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans.[17]

Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques. [17]

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables. L'annotation correspond au l'instant d'apparition du pic R du complexe QRS et au type du QRS (N, PVC, etc.).[17]

Dans ce mémoire, nous avons utilisé six signaux ECG de différentes pathologies cardiaques (voir la figure 3.3 ci-dessous).

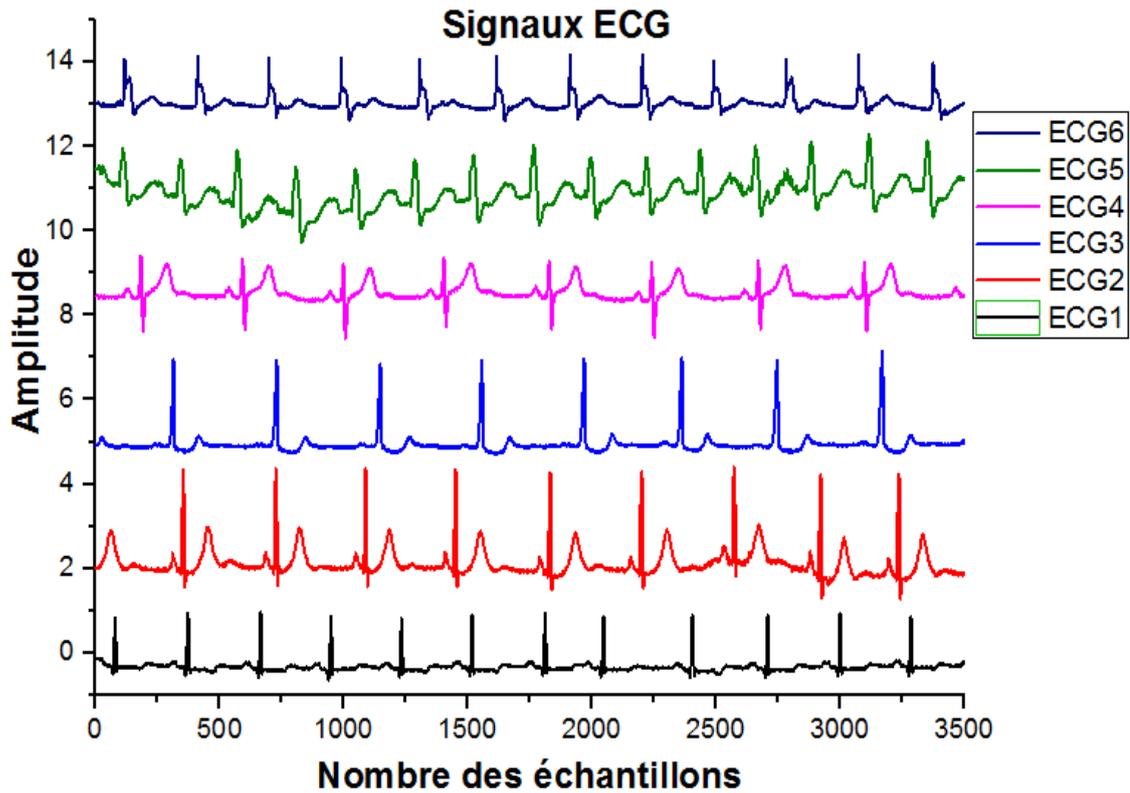


Figure 3. 3. Représentation des signaux ECG.

La figure 3.3 montre une différence dans les pics des signaux ECG à cause de la diversité des pathologies de chaque signal. La différence entre ces signaux ECG réside principalement dans le type de rythme cardiaque (normal, bradycardie ou tachycardie) et dans la forme des différentes ondes et segments du signal ECG.

3.3 Les paramètres de classification

L'extraction des paramètres des signaux est une étape essentielle avant la classification. Dans notre méthode, nous avons utilisé deux paramètres qui sont:

3.3.1 La valeur efficace (root mean square)

La valeur efficace (RMS) est une caractéristique populaire dans l'analyse du signal EMG (par exemple Boostani & Moradi, 2003 ; Kim et al, 2011). Elle est modélisée comme un processus aléatoire gaussien modulé en amplitude dont le principe est celui de la force constante et de la contraction non fatigante. Il est également similaire à la méthode de l'écart-type. La définition mathématique de la fonction RMS peut être exprimée comme suit: [57]

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3.1)$$

Où N est le nombre des échantillons du signal étudié et x est le signal sEMG où ECG étudié.

3.3.2 La puissance totale (TTP)

La puissance totale (TTP) est définie comme une accumulation de la densité spectrale de puissance du signal sEMG. Le moment spectral d'ordre zéro et l'énergie sont généralement d'autres noms de la TTP. Sa définition mathématique est donnée par la relation suivante:

$$TTP = \sum_{j=1}^M P_j \quad (4.2)$$

Où M est la longueur de la fenêtre de fréquence et P_j est la densité spectrale de puissance [58].

3.3.3 Représentation graphique des paramètres de classification

Les deux figures 3.4 et 3.5 montrent la variation des valeurs de RMS et TTP pour les six signaux étudiés.

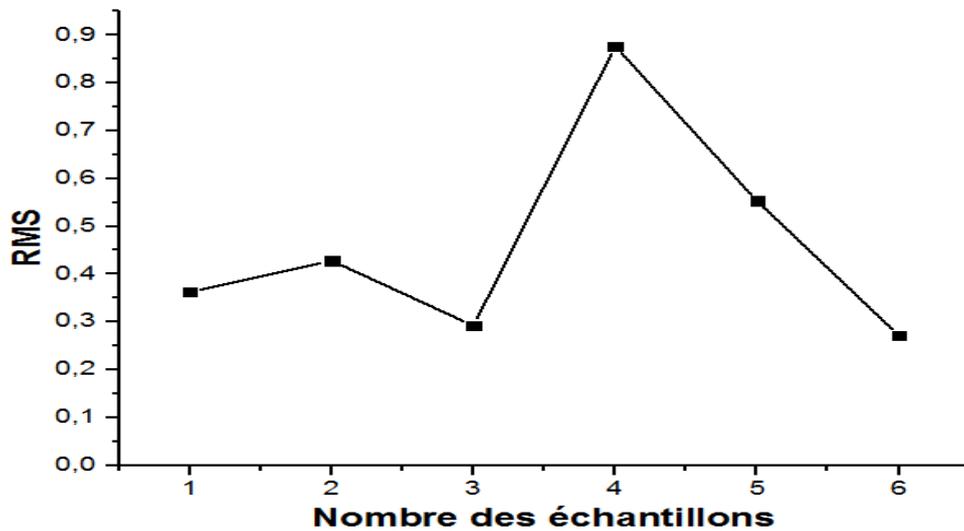


Figure 3.4. Valeurs de RMS des signaux ECG.

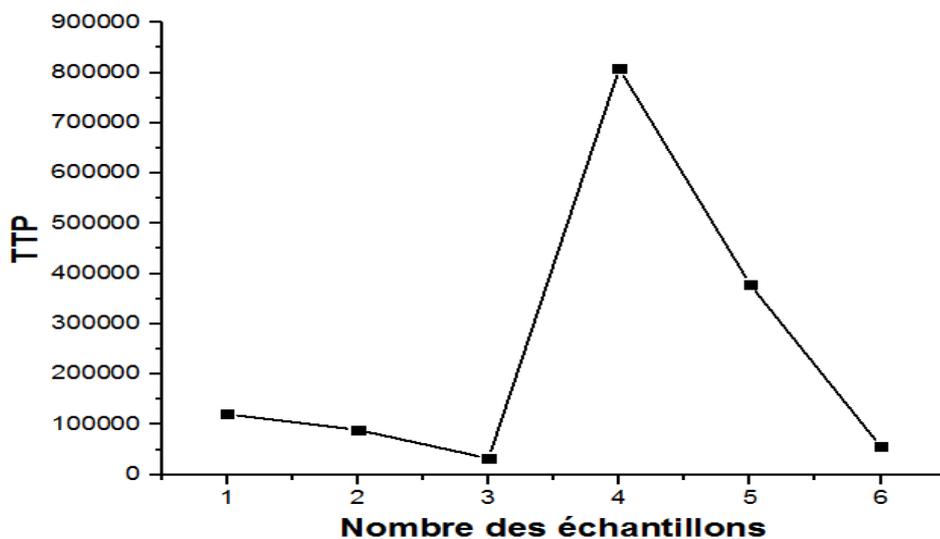


Figure 3.5. Valeurs TTP des signaux ECG.

3.3.4 Résultats et discussions

D'après les deux figures précédentes (figure 3.5 et 3.4), on observe une grande différence entre les 6 signaux. Chaque signal a une valeur de RMS et TTP différente à l'autre, il est croissant jusqu'à un certain seuil où il perd sa sensibilité et décroît. Cette différence en amplitude et en puissance est due à la différence entre les signaux ECG enregistrés à partir de différents rythmes cardiaques.

3.4 Représentation graphique des signaux EMG

Les signaux EMG que nous avons utilisé dans ce travail sont enregistrés par les systèmes de détections: Longitudinale Double Différentiel (LDD), Longitudinale Simple Différentiel (LSD) et Normal Double Différentiel (NDD) [58]. Ces signaux étaient enregistrés pour dix niveaux de contraction musculaire volontaire (MVC varie de 10% à 100% avec un pas de 10%) et pour deux valeurs de la distance inter-électrode (DIE = 5 mm et DIE = 10 mm).[58]

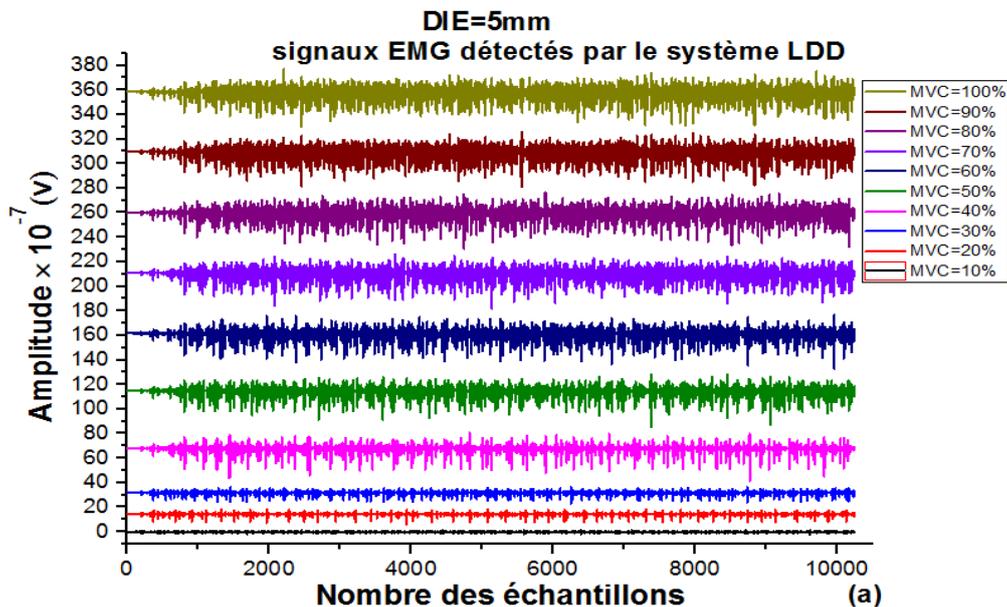
3.4.1 Description du système de détection

En utilisant la technique du filtrage spatial 2D, le système de détection est la combinaison entre le filtre spatial et la forme et les dimensions des électrodes de détection. Il est constitué par des filtres spatiaux unidimensionnels (1D) ou bidimensionnels (2D) avec des électrodes physiques (électrodes avec forme et dimensions) [59].

3.4.2 Contraction maximale volontaire (MVC)

Le sujet devait faire trois fois une contraction isométrique volontaire maximale. La MVC était calculée comme étant la force maximale générée durant ces trois contractions [60].

Les figures ci-dessous montrent les différents signaux sEMG détectés par les trois systèmes LDD et LSD et NDD.



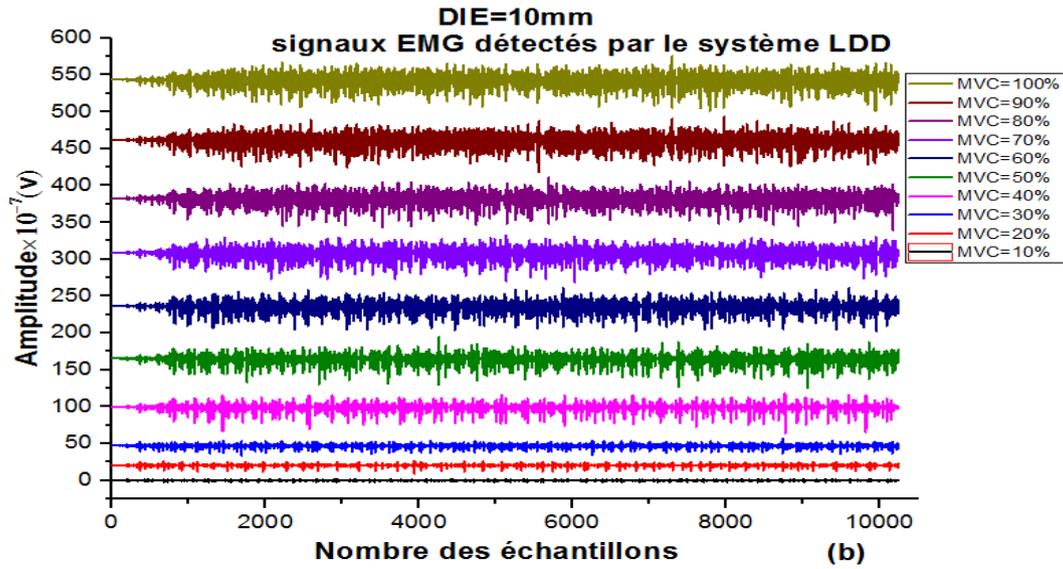


Figure 3. 6. Exemples de signaux sEMG détectés par le système LDD. La DIE est de 5 mm (a) et 10 mm (b).

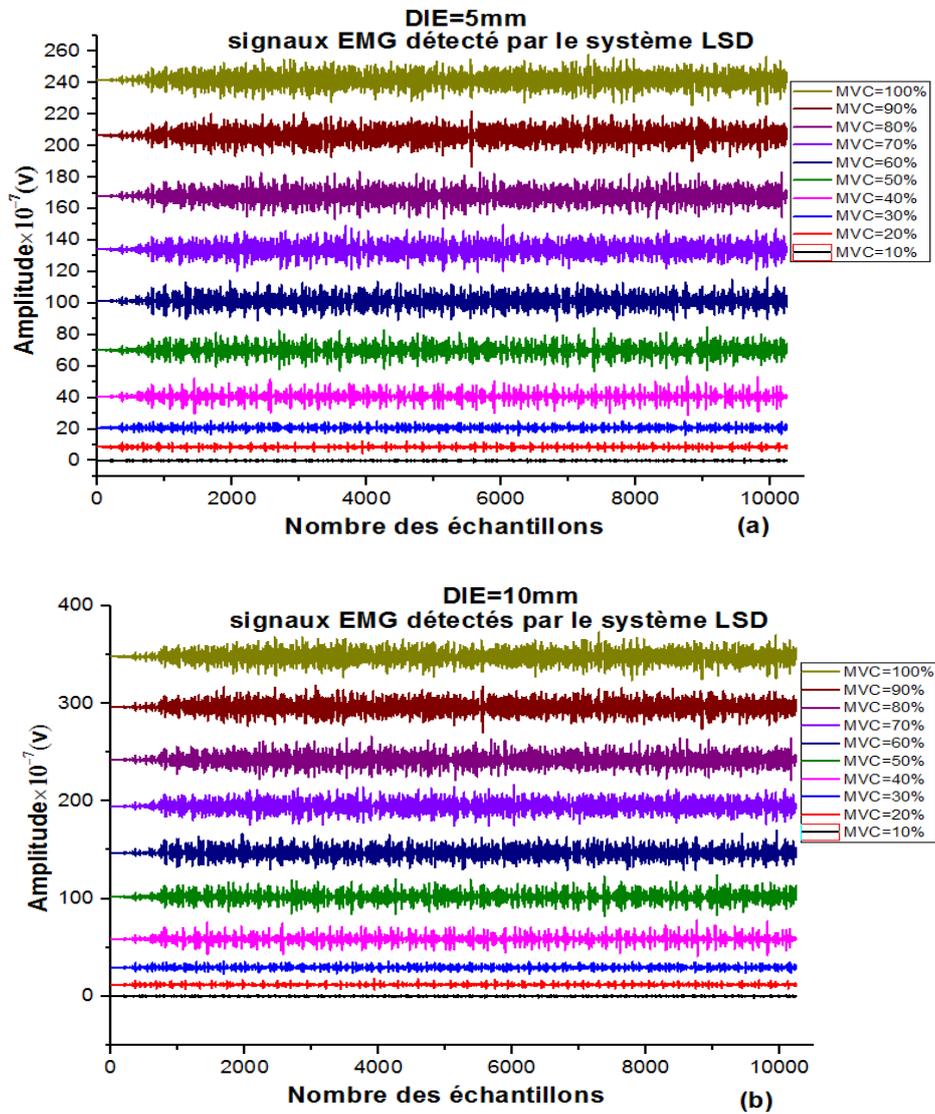


Figure 3. 7. Exemples de signaux sEMG détectés par le système LSD. La DIE est 5 mm (a) et 10 mm (b).

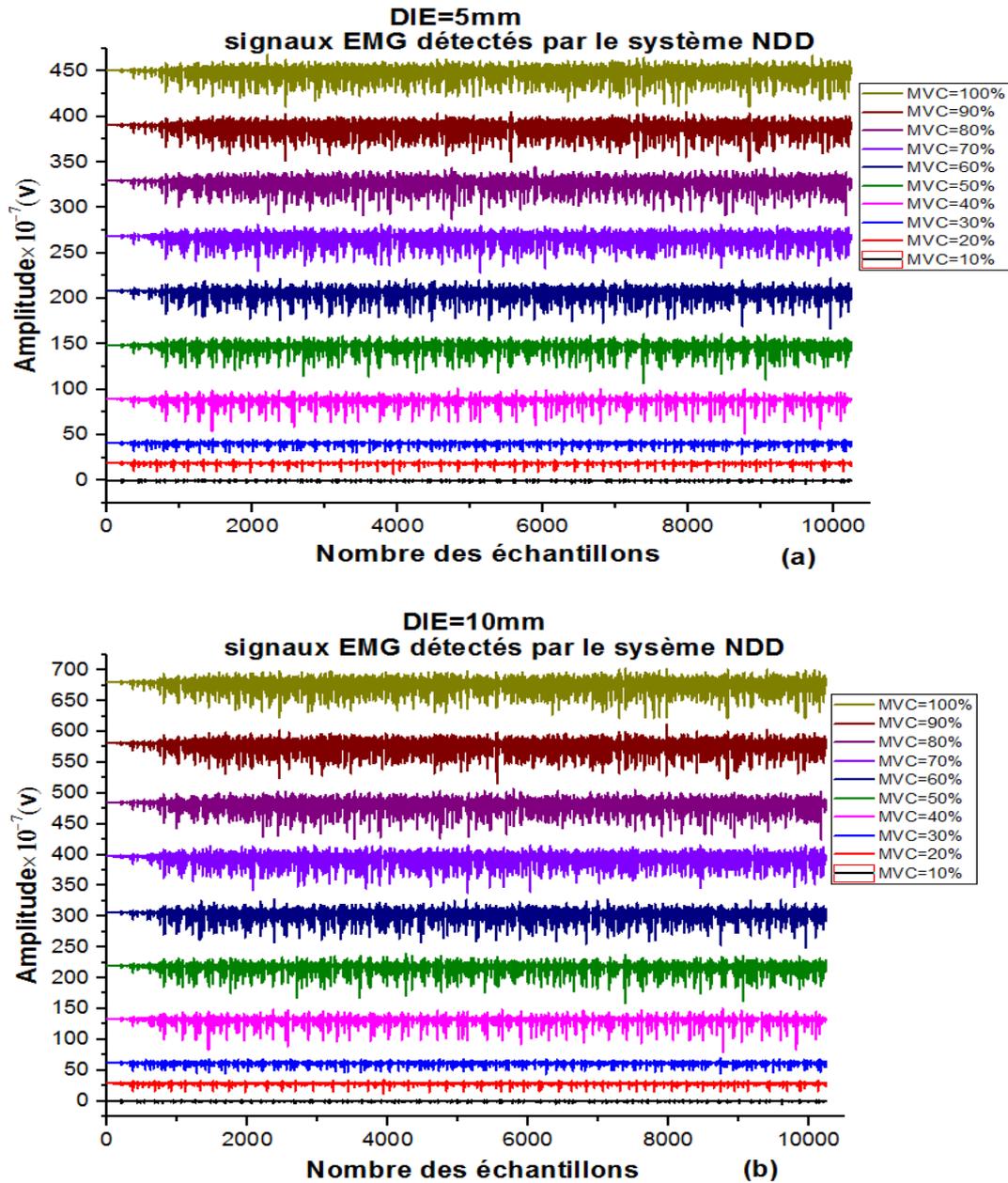


Figure 3. 8. Exemples de signaux sEMG détectés par le système NDD. La DIE est de 5 mm (a) et 10 mm (b).

3.4.3 Résultats et discussions

Les figures (3.6 et 3.7 et 3.8) montrent que l'amplitude des signaux sEMG détectés augmente avec l'augmentation de niveau de la MVC.

La figure 3.7a montre que l'amplitude des signaux EMG détectée par le système LSD est la plus petite et la figure 3.8b montre que l'amplitude des signaux EMG détectée par le système NDD est la plus grande. Cette différence en amplitude est due aux poids donnés aux électrodes de détection qui sont considérés comme des gains d'amplification des signaux EMG.

Ces figures montrent aussi que l'amplitude du signaux EMG détecté par les systèmes LDD,LSD,NDD de DIE=5mm (Fig. 3.6a , 3.7a , 3.8a) est petite par rapport à l'amplitude du signaux EMG détecté par les mêmes systèmes de DIE=10mm (Fig. 3.6b , 3.7b , 3.8b) . Les résultats de ces figures montrent aussi que l'amplitude des signaux sEMG varie selon la distance entre électrodes.

3.4.4 Représentation des paramètres de classification

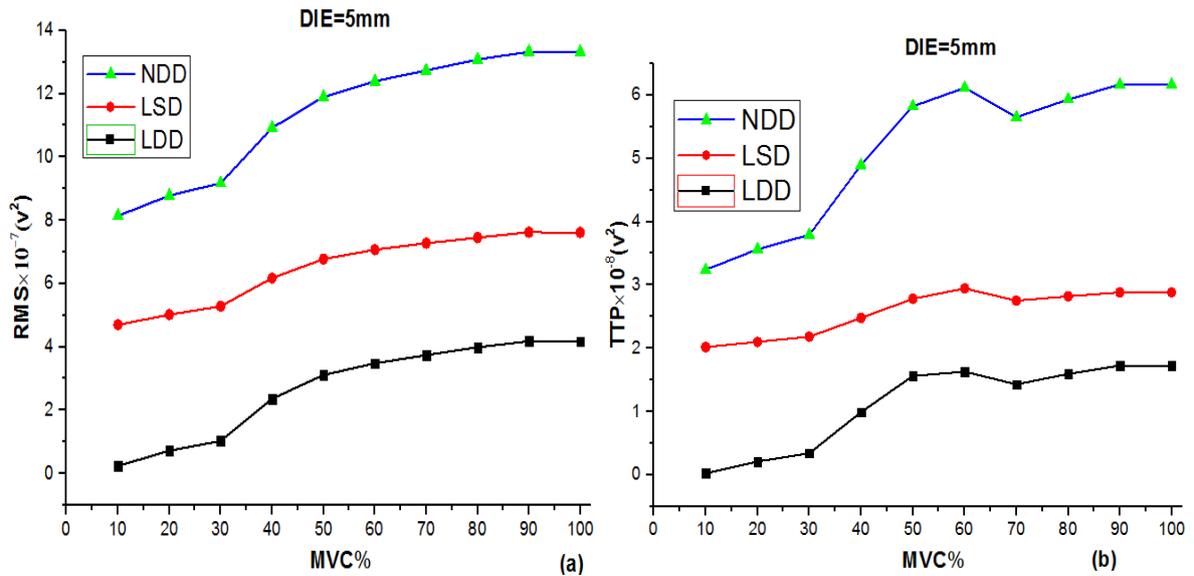


Figure 3. 9. Valeurs du RMS (a) et du TTP(b) des signaux sEMG détectés par les systèmes LDD, LSD, NDD.DIE est 5mm.

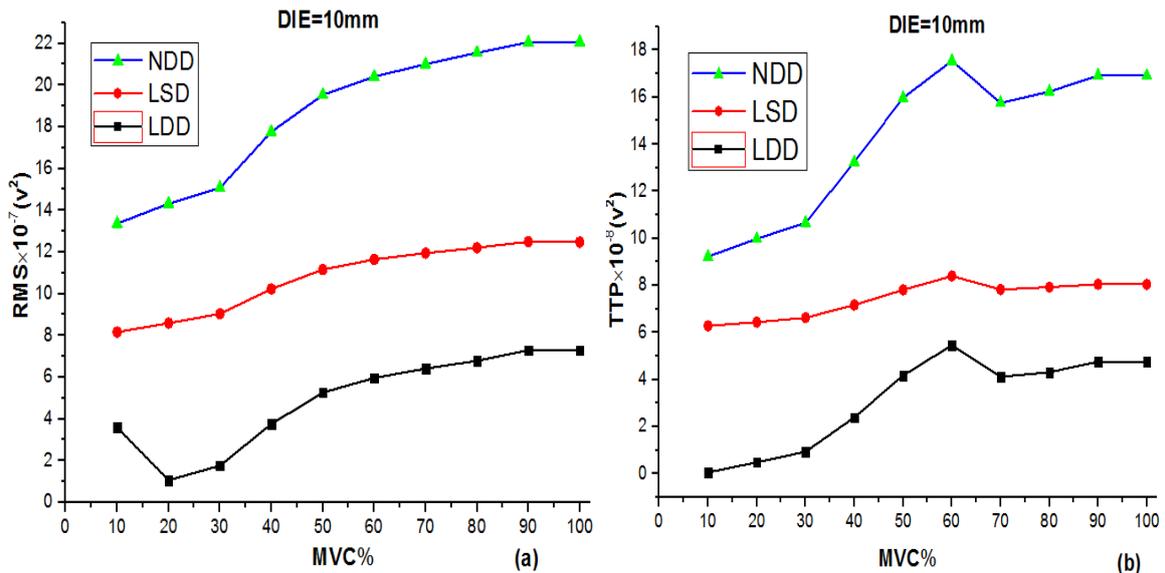


Figure 3. 10. Valeurs du RMS et du TTP des signaux sEMG détectés par les systèmes LDD, LSD, NDD.DIE est 10mm.

3.4.5 Analyse et interprétation des résultats

3.4.5.1 Effet du de contraction musculaire volontaire sur le signal EMG

Les deux figures 3.9 et 3.10 montrent clairement qu'avec l'augmentation du niveau de MVC, les valeurs de RMS (Figure. 3.9) et TTP (Figure. 3.10) augmentent. En plus, les valeurs de RMS et TTP sont plus grandes avec le système NDD et plus petites avec le système LSD.

3.4.5.2 Effet de la distance inter électrode sur le signal EMG

Augmentation de RMS lorsque DIE augmente dans les trois systèmes de détection. Ce résultat signifie qu'à chaque fois DIE augmente, le volume du conducteur augmente et plus de fibres contribuent à la détection en surface.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons analysé et interprété les effets du niveau de contraction MVC, la distance inter-électrode (DIE) et de la configuration des électrodes (le filtre spatial) sur les deux paramètres d'amplitude (RMS) et de fréquence (TTP).

Nos résultats montrent bien que les deux paramètres RMS et TTP permettent bien de décrire l'énergie et la puissance des signaux ECG et EMG étudiés. Par conséquent ces deux paramètres peuvent être utilisés comme des paramètres de classification des signaux étudiés (c'est l'objet du chapitre 4).

Chapitre 4

Chapitre 4

Classification des signaux ECG et EMG par la méthode Neuro-floue

4.1 Introduction

La classification est un domaine de recherche qui a été développé aux années soixante. C'est l'une parmi les techniques les plus utilisées en médecine. Elle constitue le principe de base de plusieurs systèmes d'aide au diagnostic. Il s'agit d'affecter un ensemble d'objets (tissus, enregistrements, etc.) à un ensemble de classes selon la description de celles-ci. Cette description est effectuée grâce à des propriétés ou des conditions typiques propres aux classes [61].

L'objectif de ce chapitre est de classifier les signaux biomédicaux (ECG et EMG) par la méthode Neuro-flou.

4.2 L'organigramme de classification des signaux biomédicaux

La classification des signaux est composée de phases suivantes :

- Présentation des signaux biomédicaux ECG et EMG.
- Extraction du paramètre
- Classification
- Les résultats

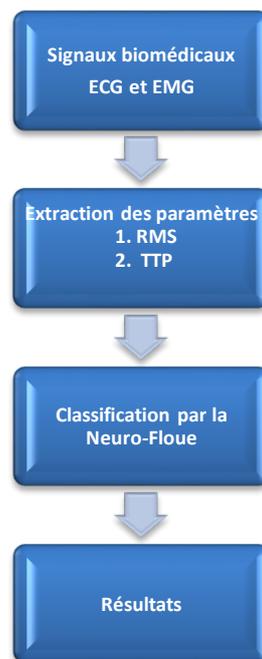


Figure 4. 1. Organigramme de classification.

4.3 Présentation de la structure ANFIS

Dans ce qui suit nous allons travailler avec la structure ANFIS. Les étapes de cette méthode ont été publiées dans le chapitre 3.

Le modèle ANFIS contient cinq couches. La première couche cachée est pour la fuzzification des variables d'entrée. Des opérateurs utilisés dans la deuxième couche cachée pour calculer la partie antécédente de règle. La troisième couche normalise les sens des règles, elle est suivie de la quatrième couche où les paramètres conséquents de la règle sont déterminés. La couche de sortie calcule la sortie totale par addition de tous les signaux entrant [62].

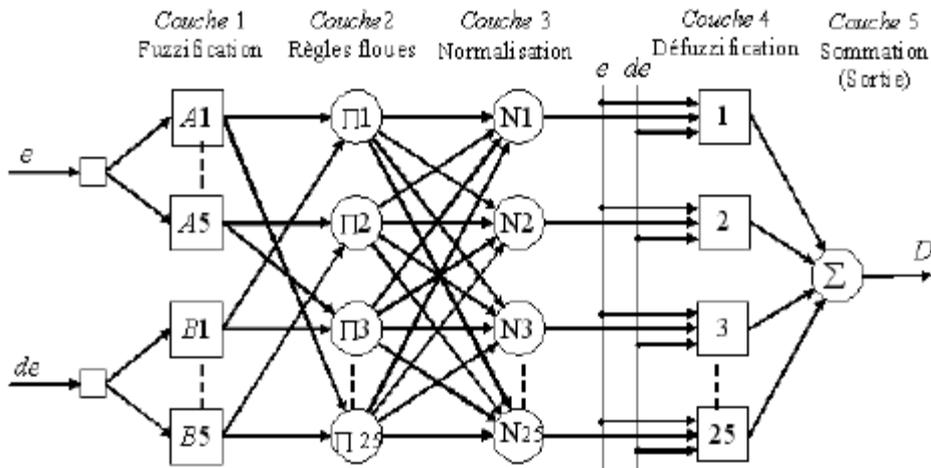


Figure 4. 2. Architecture du modèle ANFIS proposé [63].

4.4 Etapes d'utilisation de Toolbox Neuro-Flou

Pour démarrer l'application, on doit choisir l'application Neuro-Fuzzy Designer dans le menu application de Matlab ou bien saisir à la partie commande window la commande «anfisedit». La fenêtre ci-dessous s'ouvre.

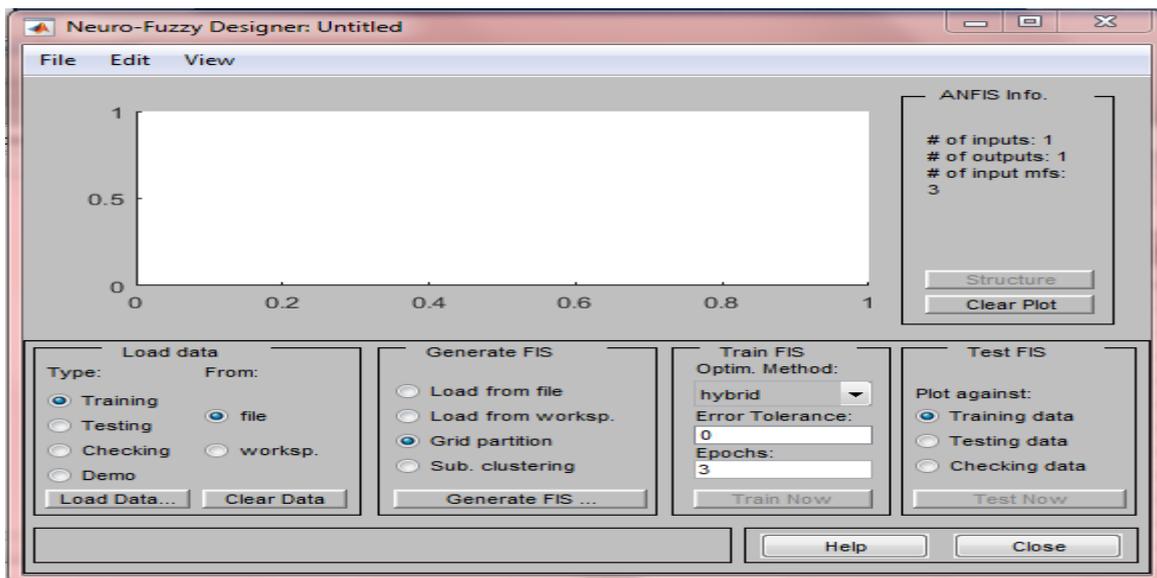


Figure 4. 3. La fenêtre de l'application Neuro-Fuzzy Designer.

4.4.1 Chargement des données

On charge les données qui sont préparées à l'avance, les données sont des matrices. Les premières colonnes sont réservées pour des entrées et la dernière colonne pour les sorties.

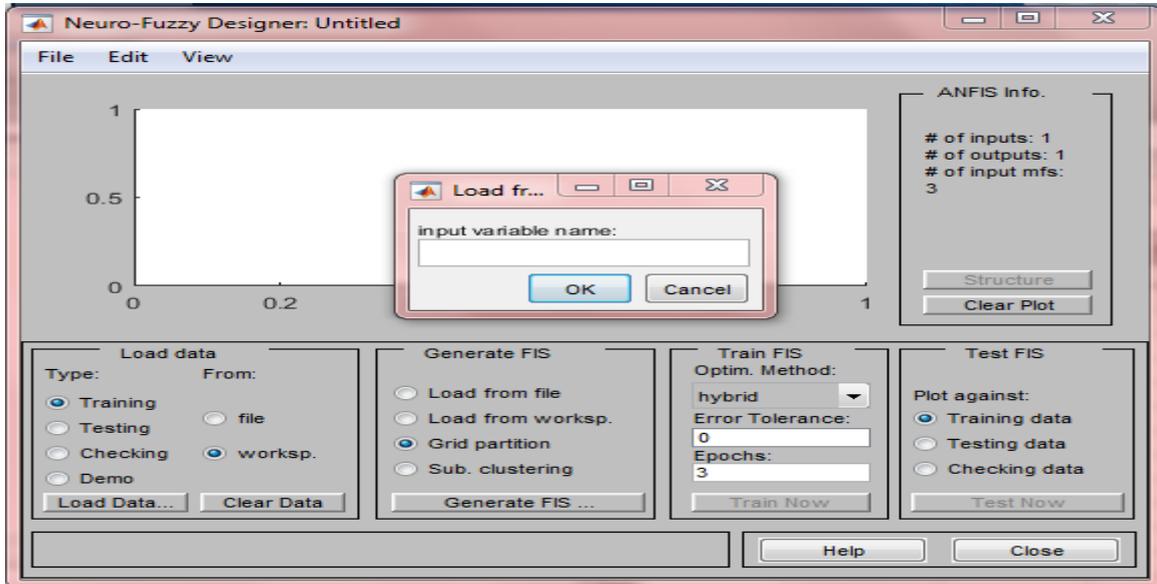


Figure 4. 4. Le graphe des données.

4.4.2 Génération et initialisation du système Neuro-Flou

Après avoir chargé les données, nous commençons à créer le système initial FIS que nous lui optimiserons ultérieurement. Le système ANFIS exécute cette tâche automatiquement, il suffit de saisir le nombre de fonctions d'appartenance de chaque deux entrées (RMS et TTP), le type de ces fonctions, ainsi que le type des fonctions d'appartenance de la sortie.

La figure ci-dessous présente la boîte dialogue dans laquelle ces paramètres sont fixés. Nous avons choisi 6 fonctions d'appartenances de type « gaussmf » pour chaque entrées et une fonction de type « constant » pour la variable de sortie.

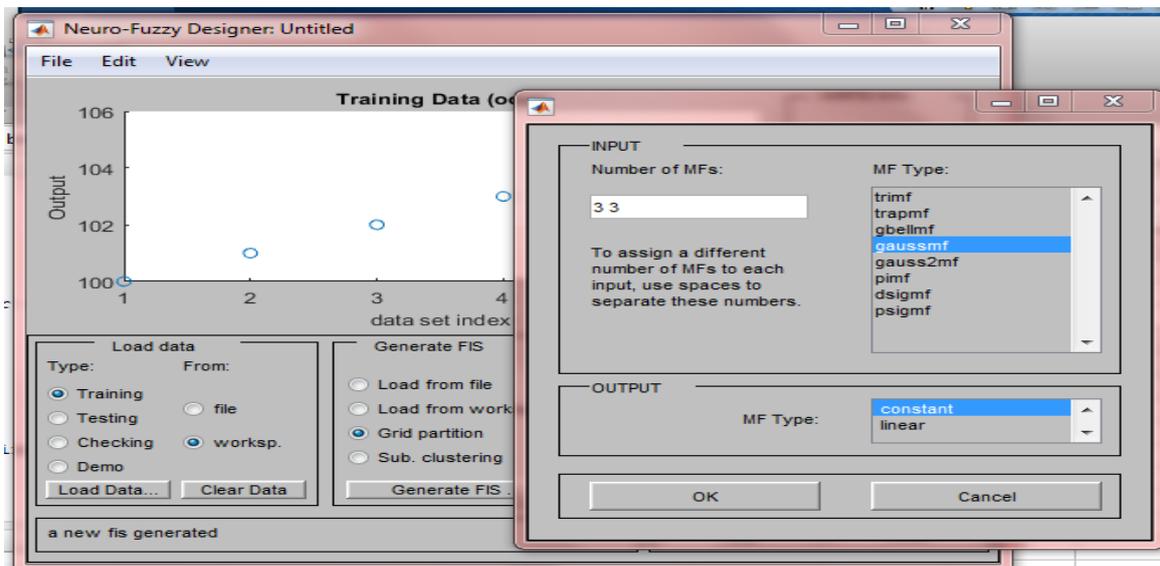


Figure 4. 5. Choix des paramètres du système initial SIF.

4.4.3 L'architecture obtenue grâce à la méthode Neuro-Flou

La structure neuronale équivalente proposée sous matlab est représentée à la figure 4.6

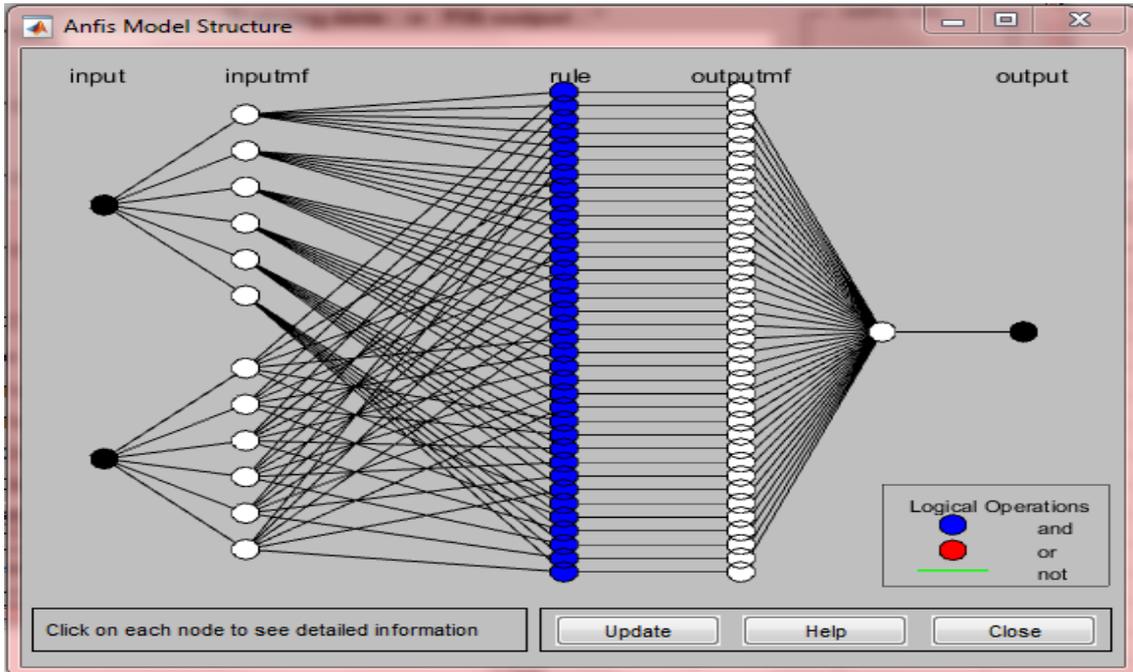


Figure 4.6. Structure neuronale du modèle proposé sous Matlab.

4.4.4 Génération des règles de base

Cette étape consiste à classifier des signaux à partir de deux paramètres (RMS et TTP), par l'élaboration des règles floues, ces derniers ont la forme « SI-Alors ».

Les règles proposées sont montrées dans la figure 4.7 .

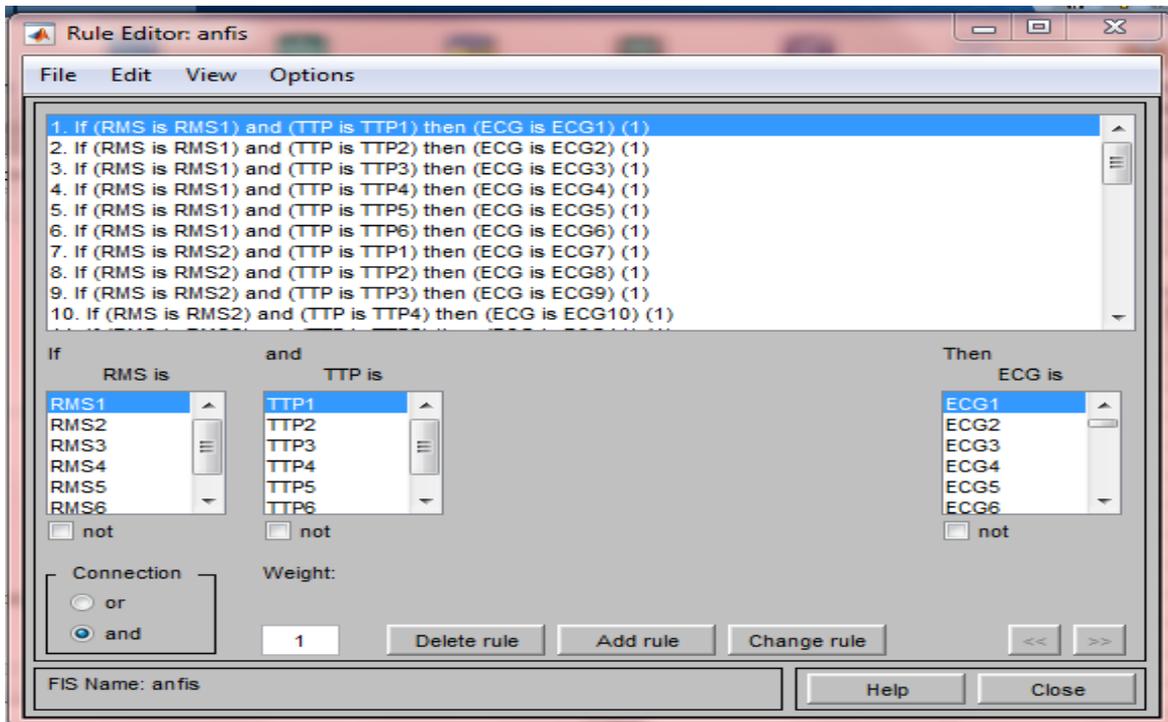


Figure 4.7. Génération des règles floues.

4.4.5 La défuzzification des variables de sortie

On prend un exemple d'application pour une observation du 1er signal.

Hypothèse : le variable RMS est 0.3624, le variable TTP est 1.203×10^5 alors la sortie est le signal ECG 100. On remarque que notre système à bien classer cette observation. Le système proposé accepte toutes les combinaisons possibles.

La figure 4.8 montre la défuzzification pour l'exemple pratique donné.

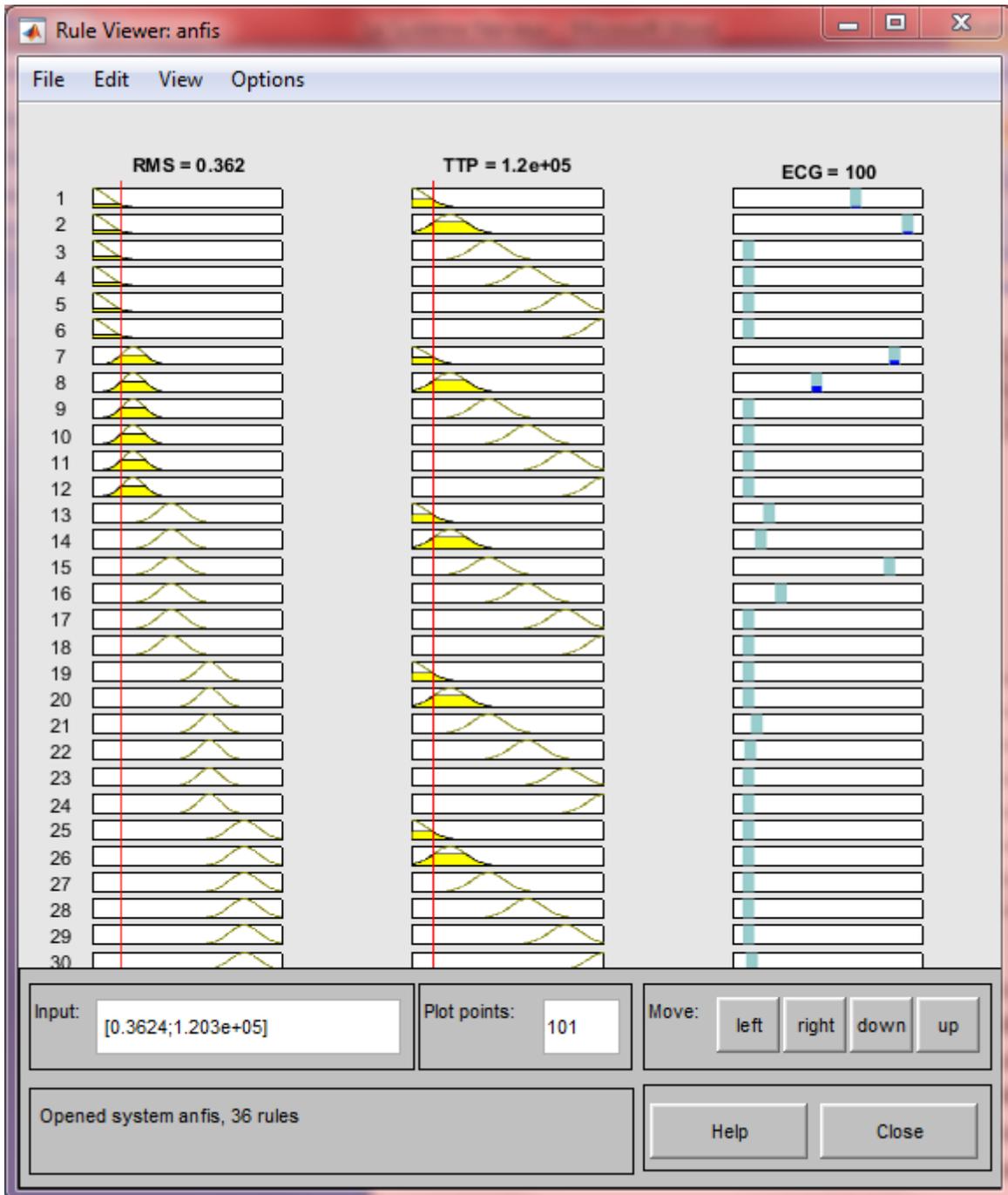


Figure 4.8. Observateur des règles

4.4.6 Analyse et interprétation des résultats

Pour chaque signal donné, nous avons calculés la valeur efficace (RMS) et la puissance totale (TTP), et nous avons rentrés ces paramètres dans le système Fuzzy Logic pour pouvoir les classifient par Neuro-flou.

A partir de figures 4.8 qui représenté les résultats de classifications, on constate qu'on a obtenir une meilleur classification des signaux.

4.5 Classification des signaux EMG par Neuro-flou

Les paramètres d'entrée d'inférence floue sont RMS et TTP et la sortie est le signal EMG qui est définie par le niveau de contraction musculaire.

4.5.1 La structure de système ANFIS pour le filtre LDD pour $DIE = 5mm$

La structure neuronale équivalente proposée sous Matlab est représentée à la figure 4. 9

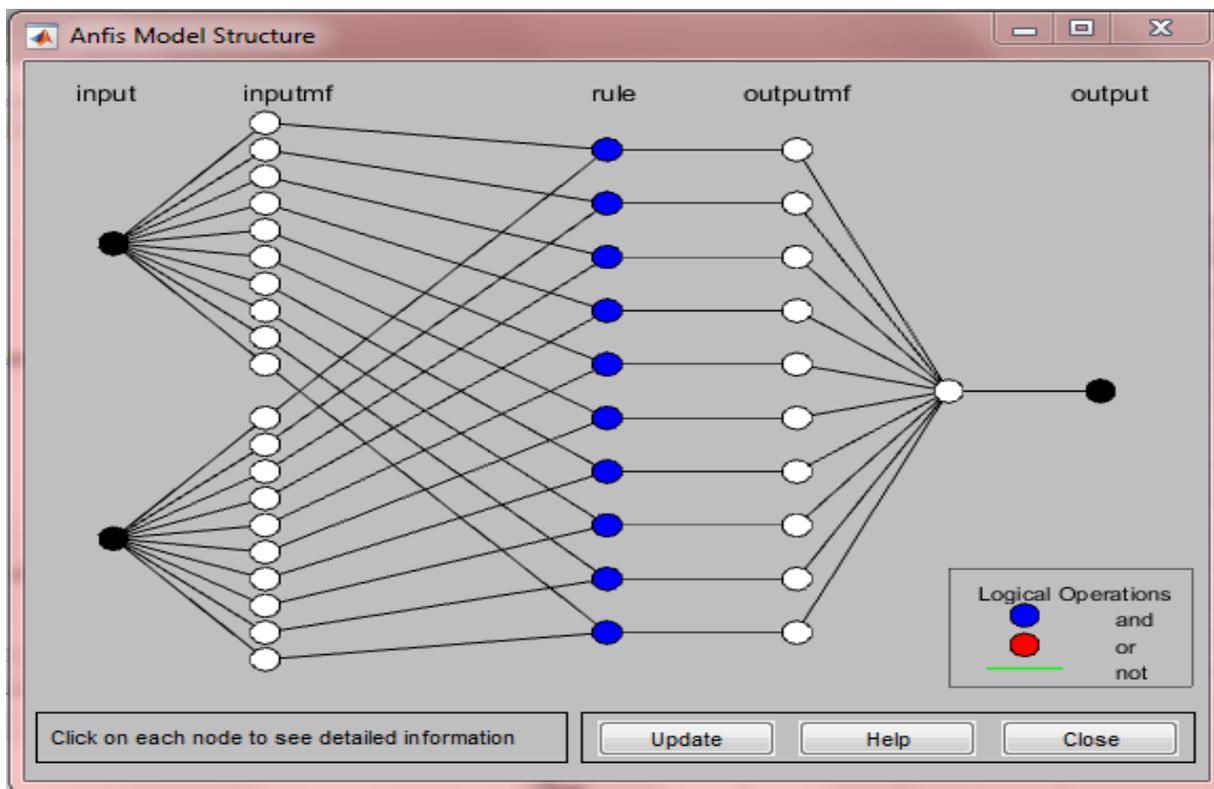


Figure 4. 9. Structure neuronale du modèle proposé sous Matlab.

4.5.2 Génération des règles de base

Les différentes règles possibles selon les différentes variables d'entrées et la sortie choisies sont les suivantes (2 variables d'entrées et 10 fonctions pour chacune des variables).

La fenêtre ci-dessous représente un ensemble des règles proposées:

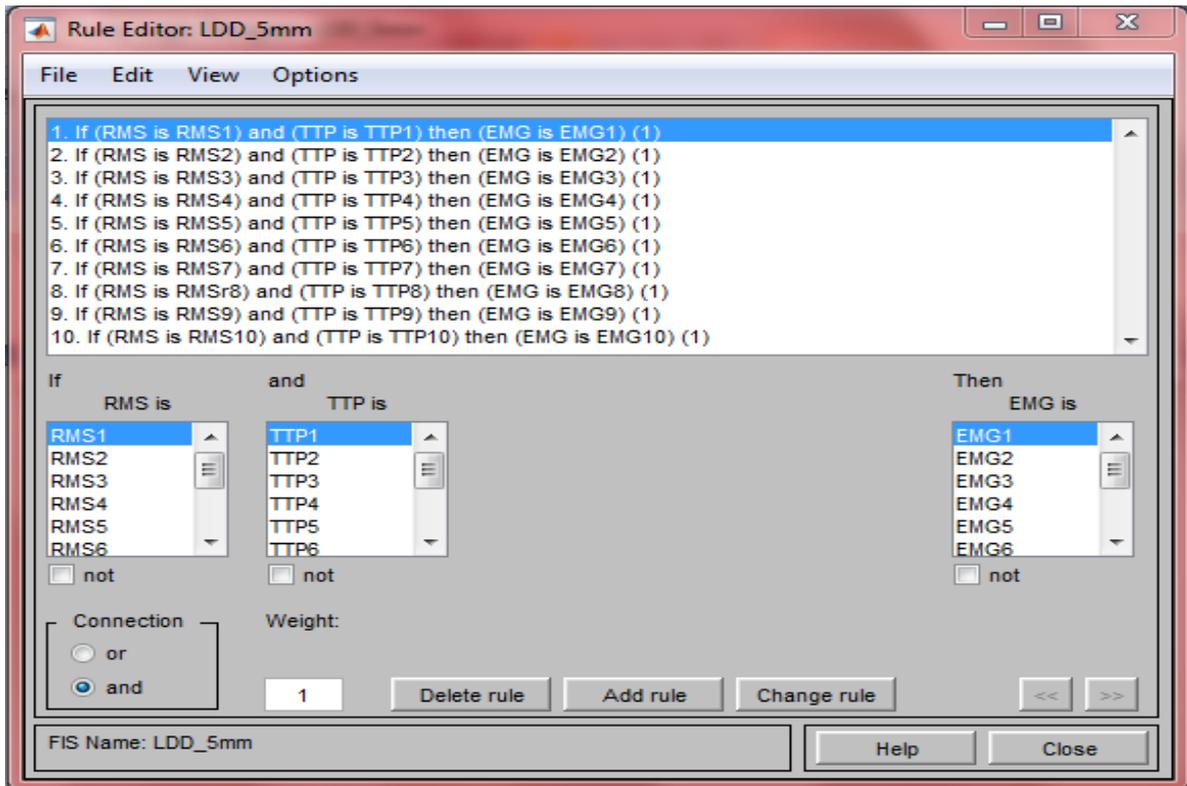


Figure 4. 10. Génération de règles floues

4.5.3 La défuzzification de la variables de sortie

On prend un exemple d'application pour une observation de la quatrième classe .

Hypothèse : La valeur de variable RMS est $2.21e^{-7}$, le variable TTP est $8.76e^{-9}$ alors la sortie est le signal EMG avec $MVC = 40\%$. On remarque que notre système à bien classer cette observation. Le système proposé accepte toutes les combinaisons possibles.

La figure ci-dessous montre la défuzzification pour l'exemple pratique donné.

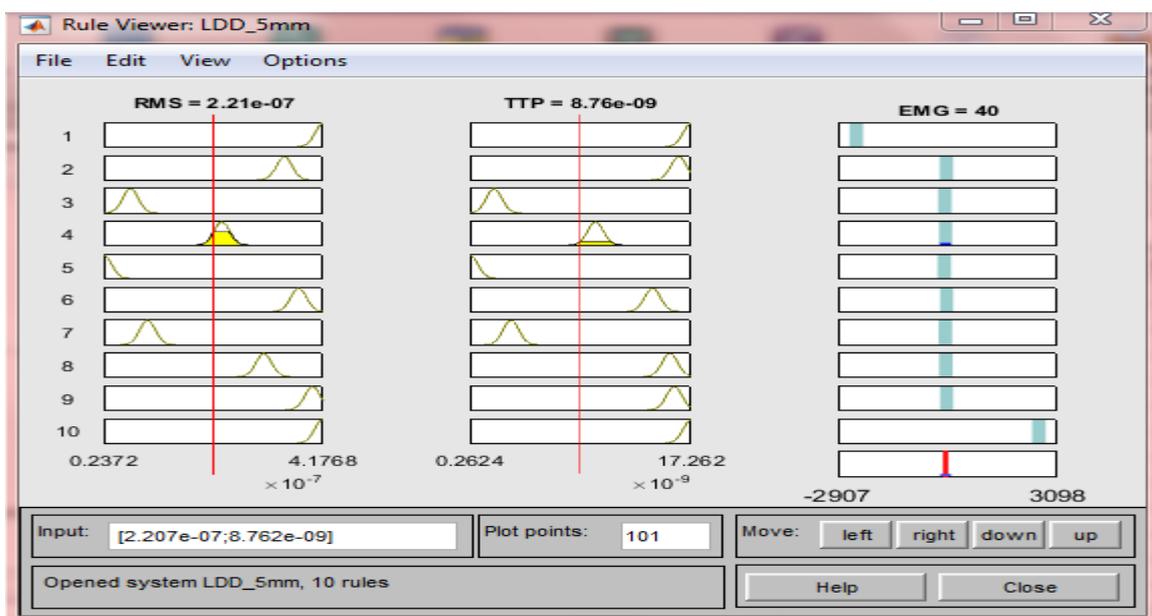


Figure 4. 11. Observateur des règles.

4.5.4 Règles de base du système ANFIS pour le filtre LDD pour $DIE = 10mm$

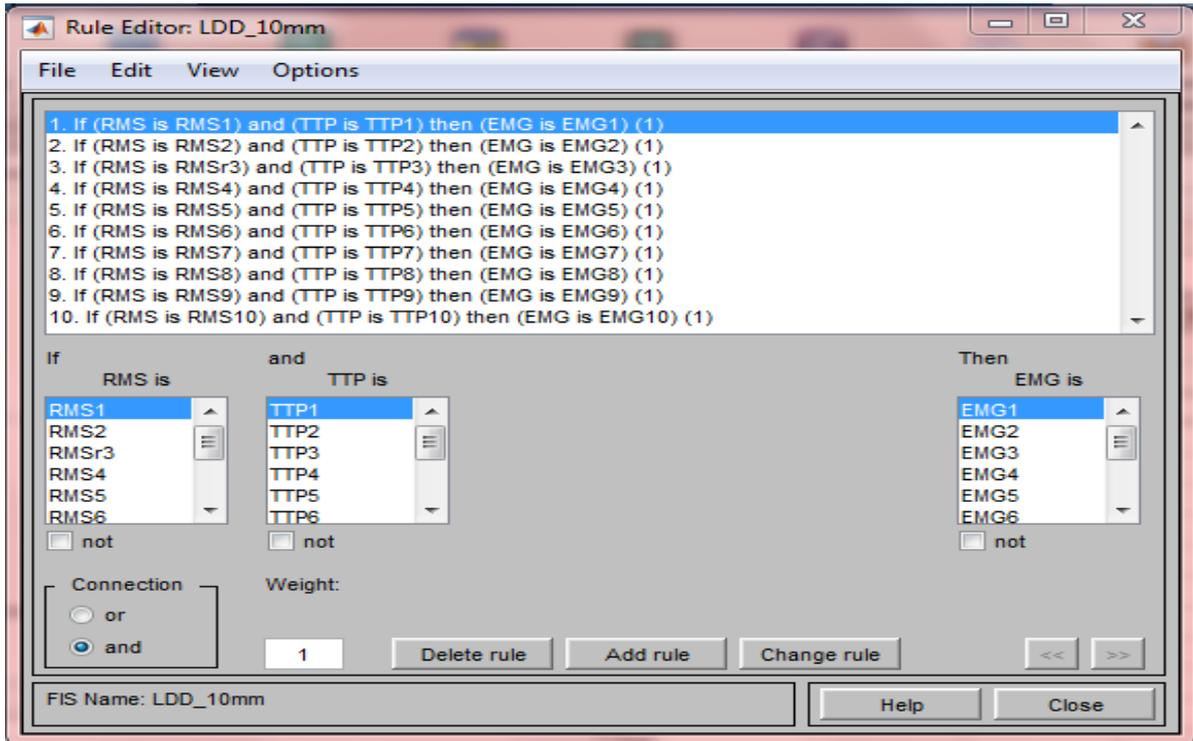


Figure 4. 12. Génération de règles floues.

4.5.5 La défuzzification de la variables de sortie

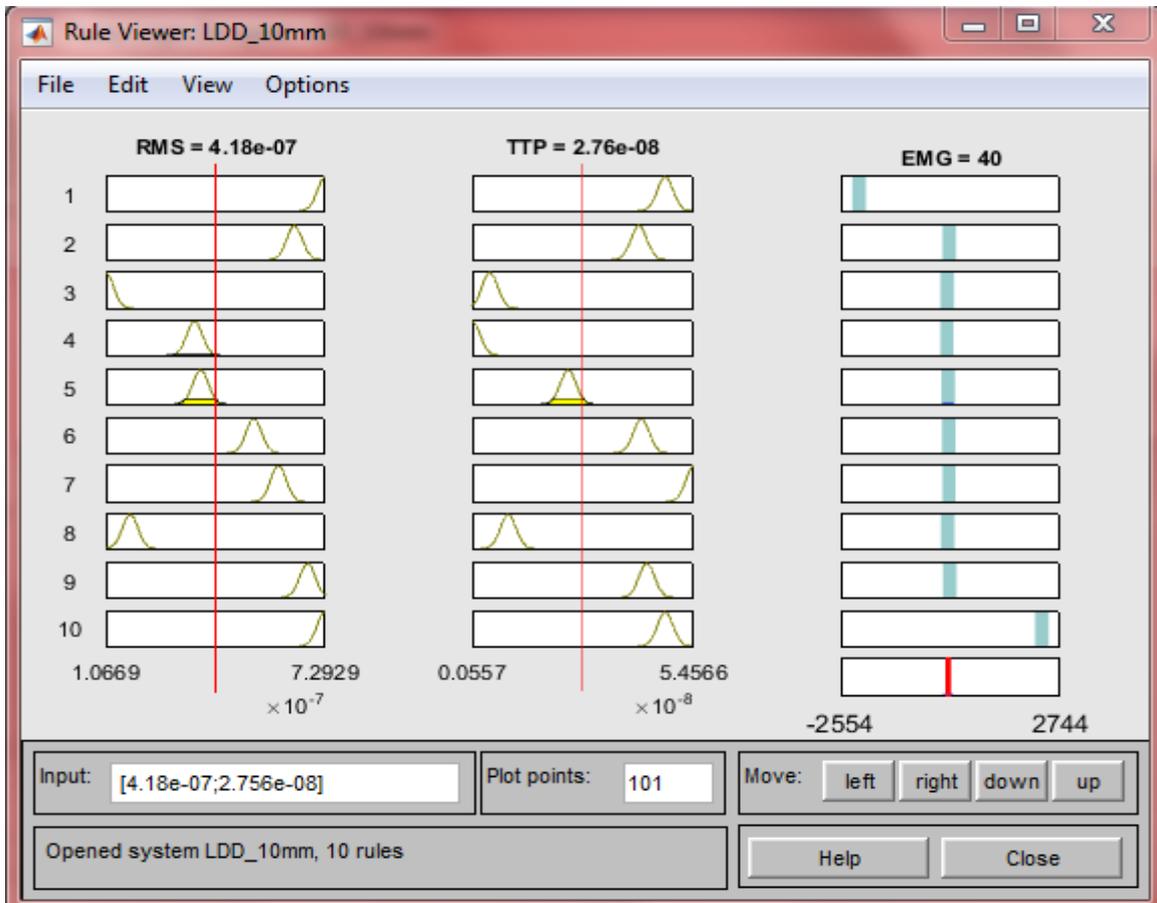


Figure 4. 13. Observateur des règles

4.5.6 Règles de base du système ANFIS pour le filtre LSD pour $DIE = 5mm$

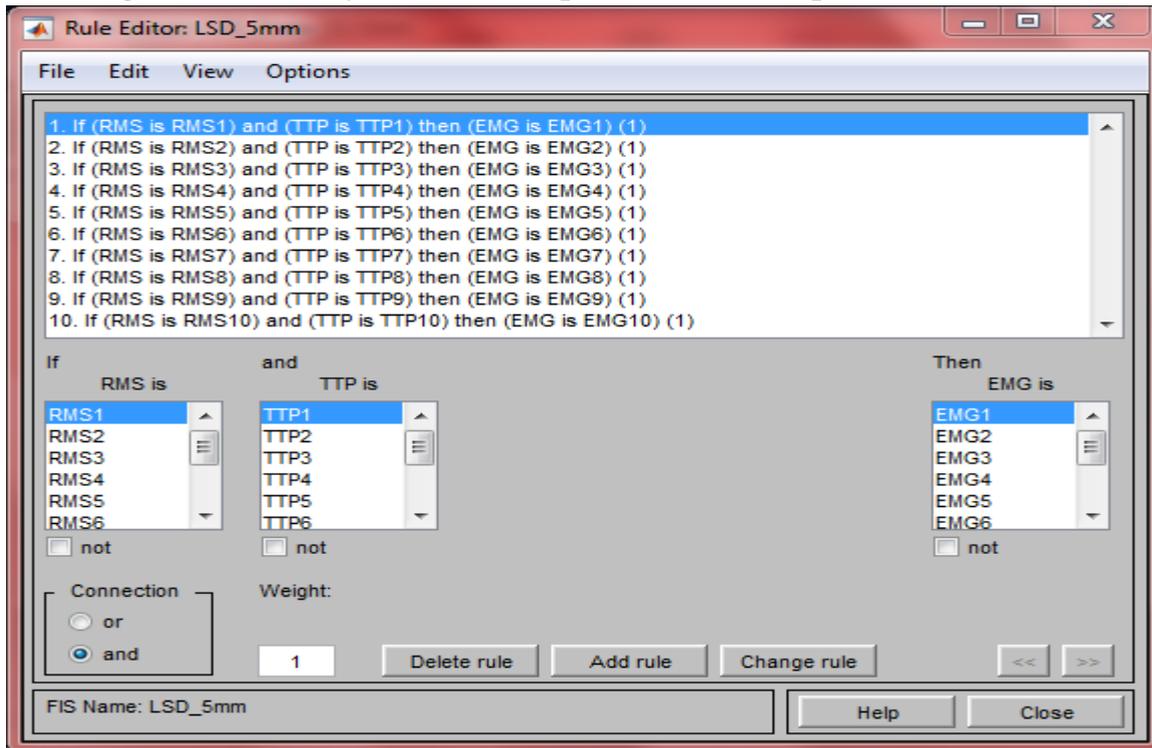


Figure 4. 14. Génération de règles floues.

4.5.7 La défuzzification des variables de sortie

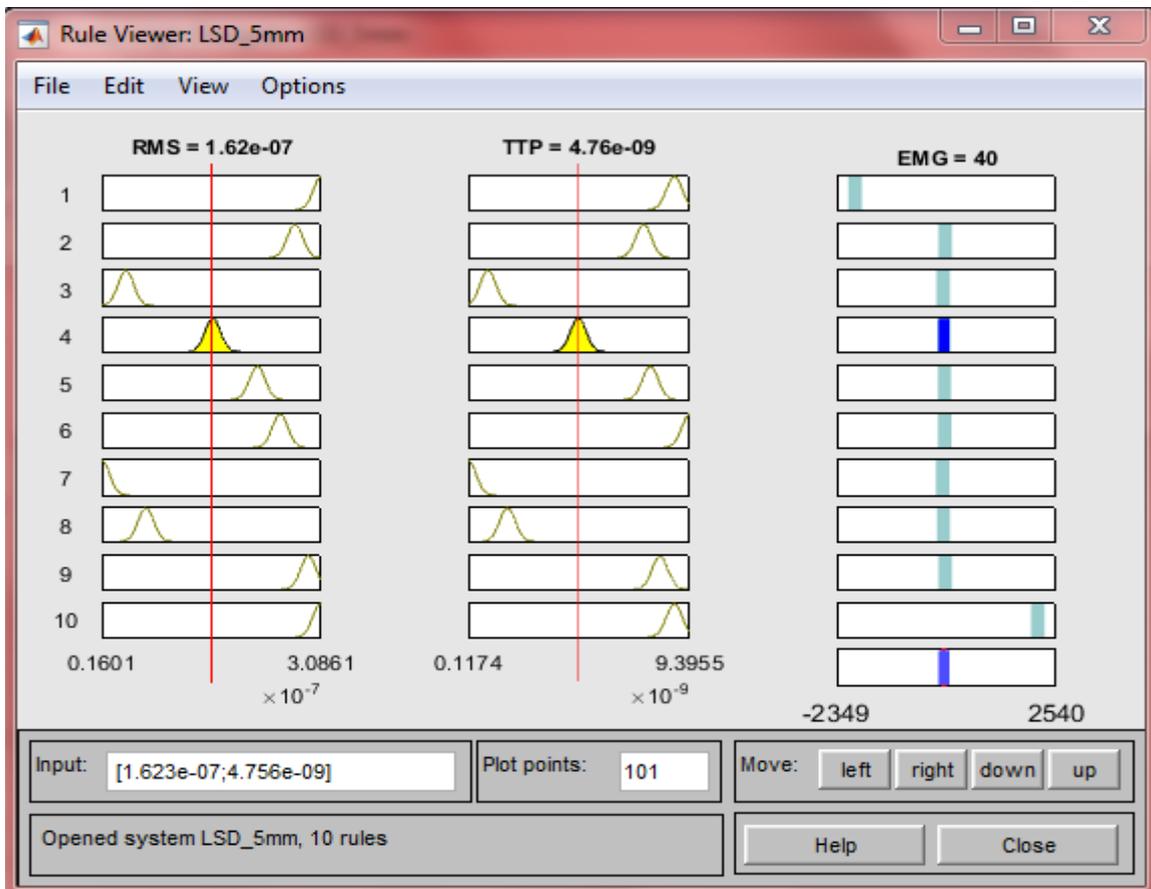


Figure 4. 15. Observateur des règles.

4.5.8 Règles de base du système ANFIS du filtre LSD pour $DIE = 10mm$

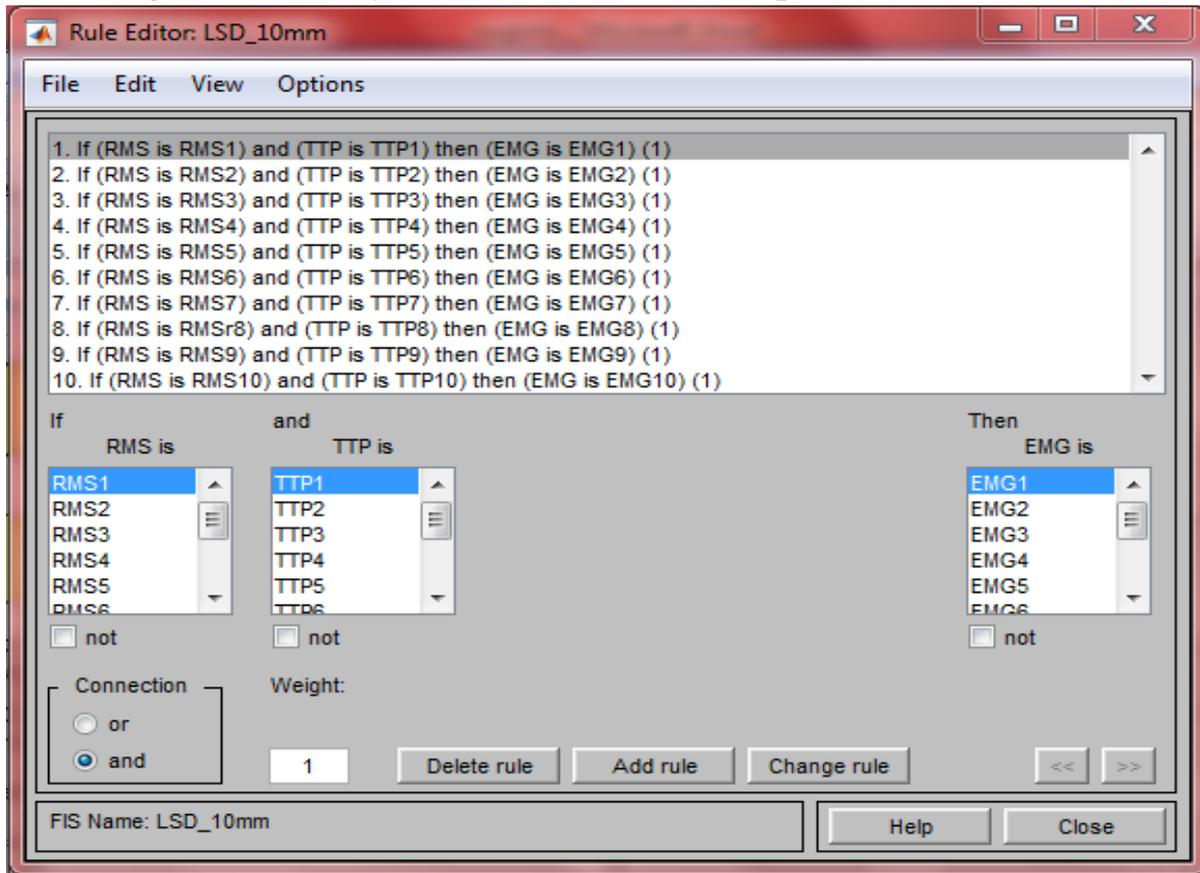


Figure 4. 16. Génération de règles floues.

4.5.9 La défuzzification de la variables de sortie

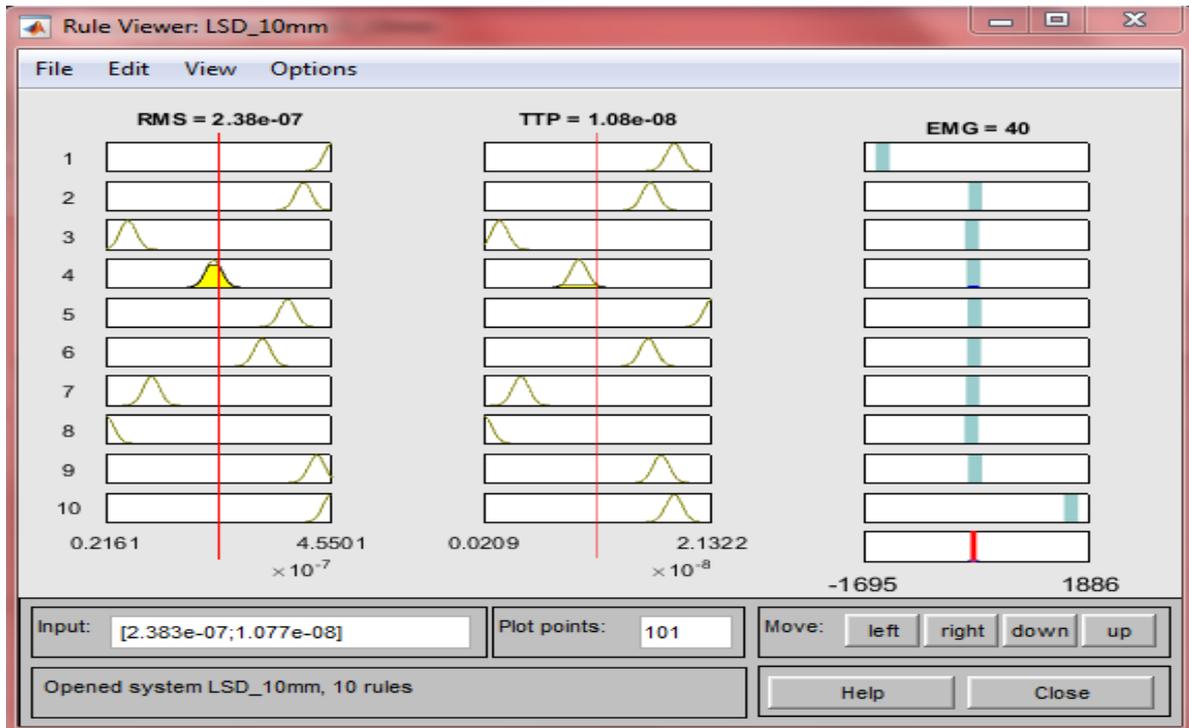


Figure 4. 17. Observateur des règles.

4.5.10 Règles de base du système ANFIS du filtre NDD pour une $DIE = 5mm$

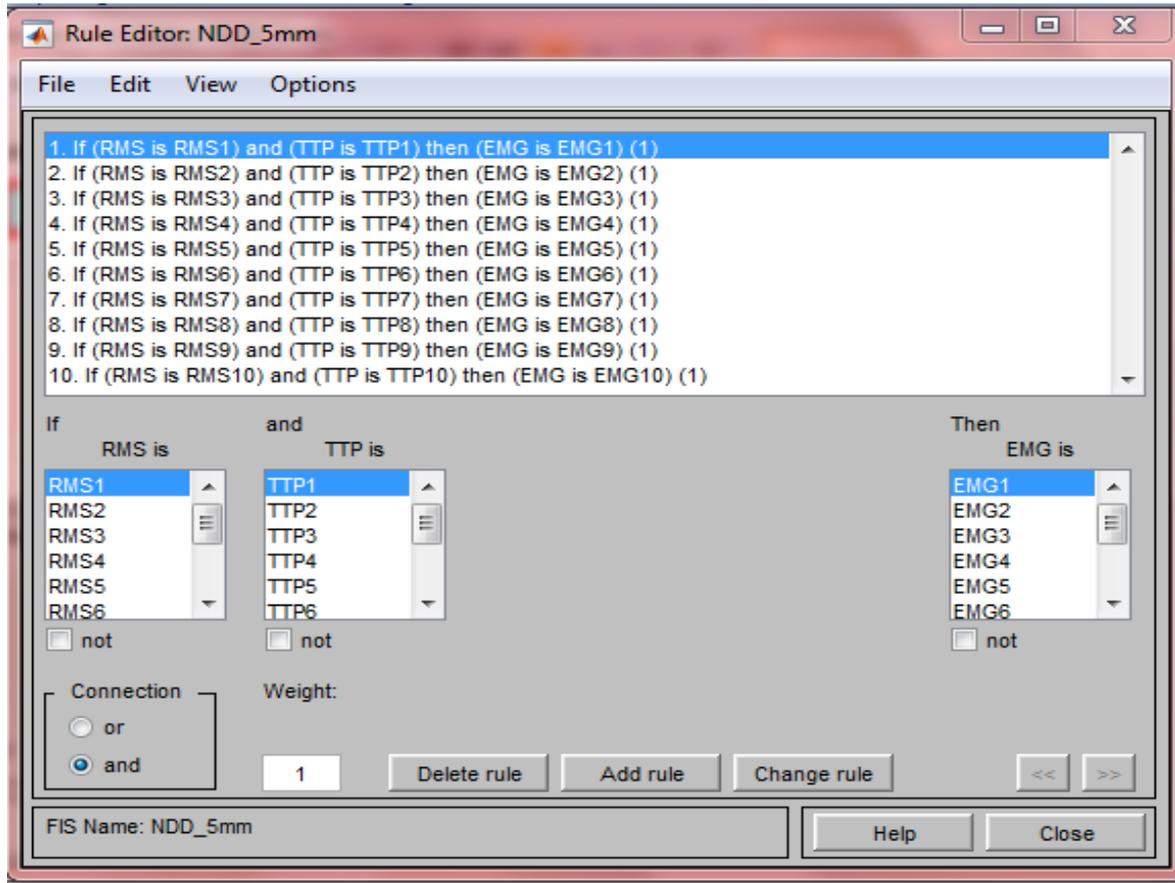


Figure 4.18. Génération de règles floues.

4.5.11 La défuzzification de la variables de sortie

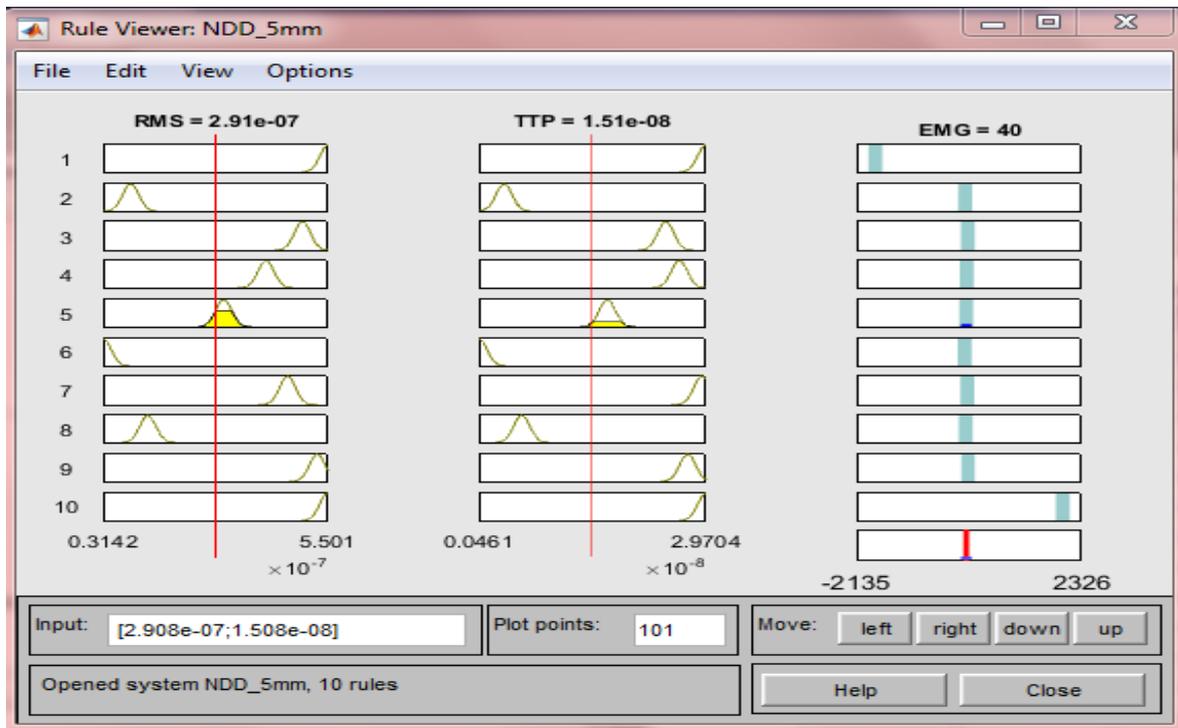


Figure 4.19. Observateur des règles.

4.5.12 Règles de base du système ANFIS du filtre NDD pour $DIE = 10mm$

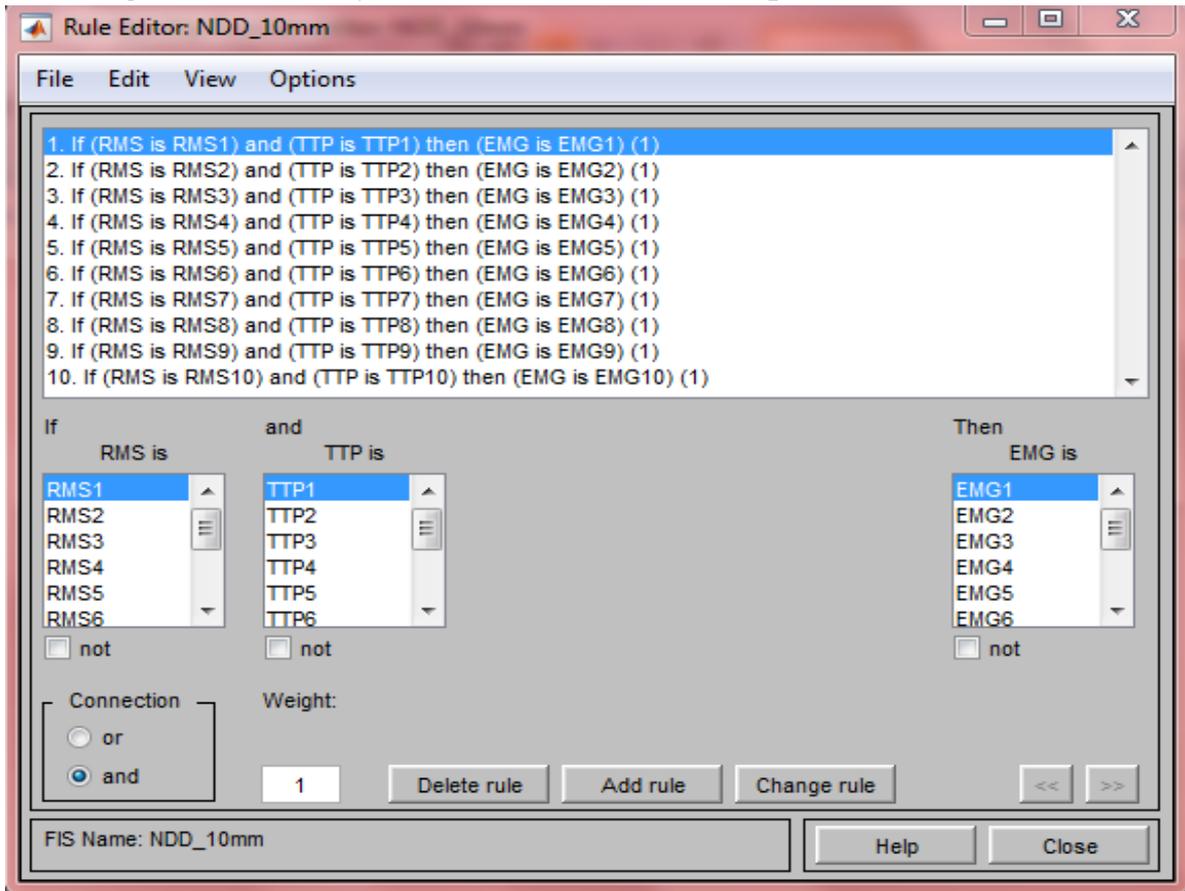


Figure 4. 20. Génération de règles floues.

4.5.13 La défuzzification des variables de sortie

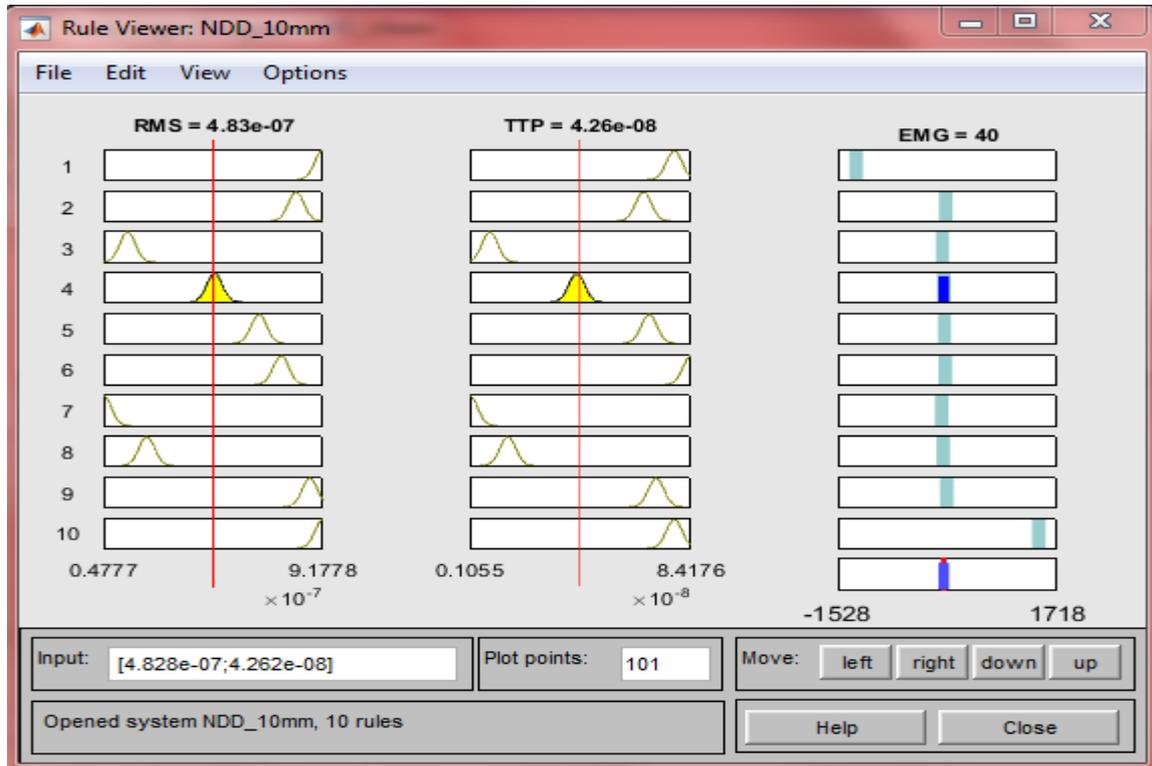


Figure 4. 21. Observateur des règles.

4.5.14 Résultats et discussions

D'après les figures des tests, on constate que notre système à bien classer les résultats des tests à partir des signaux. Cette étude par simulation indique clairement les bonnes performances du contrôleur Neuro-flou adaptatif, car il est fondamentalement de nature adaptatif. Toutes ces commandes montrent leurs stabilités vues la convergence des erreurs de poursuite de position et de vitesse dans tous les cas.

4.6 Résultats obtenus par la méthode Neuro-flou

Les figures ci-dessous nous donnent l'interface que nous avons sous Matlab pour la méthode Neuro-floue.

4.6.1 Les signaux ECG

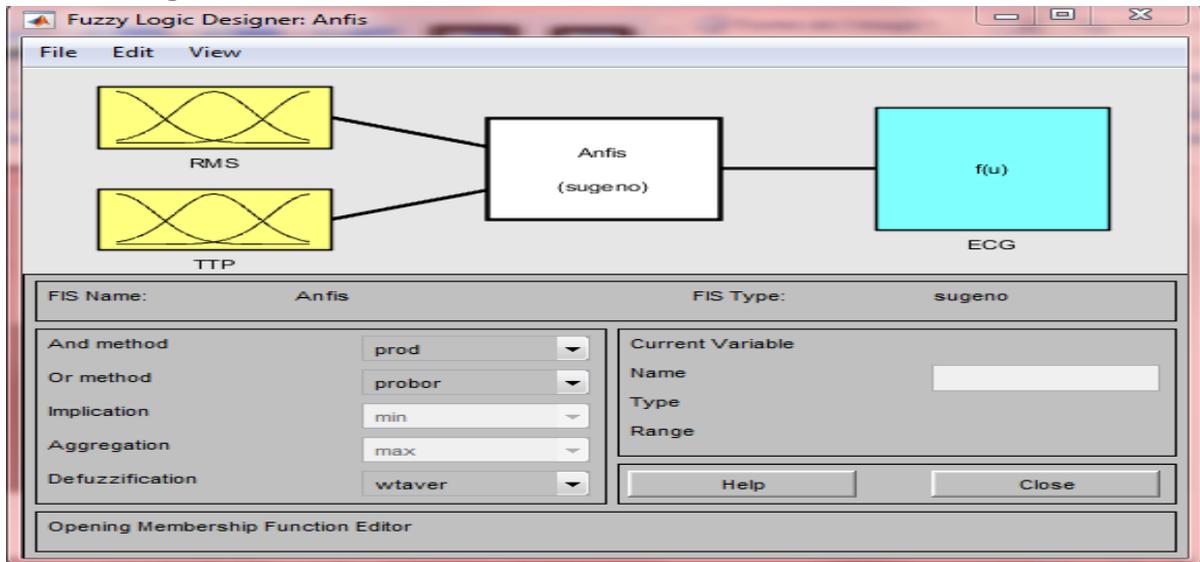


Figure 4.22. Schéma bloc du (SIF).

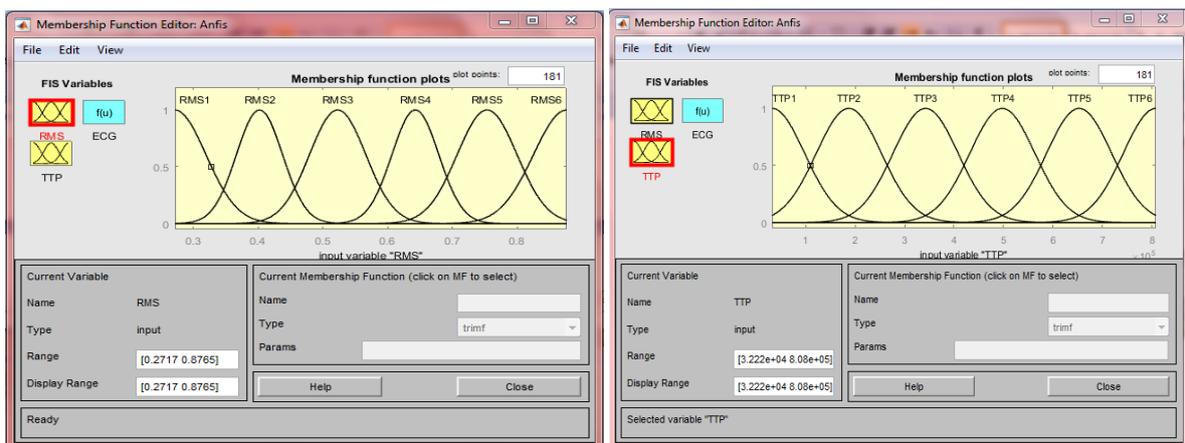


Figure 4.23. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

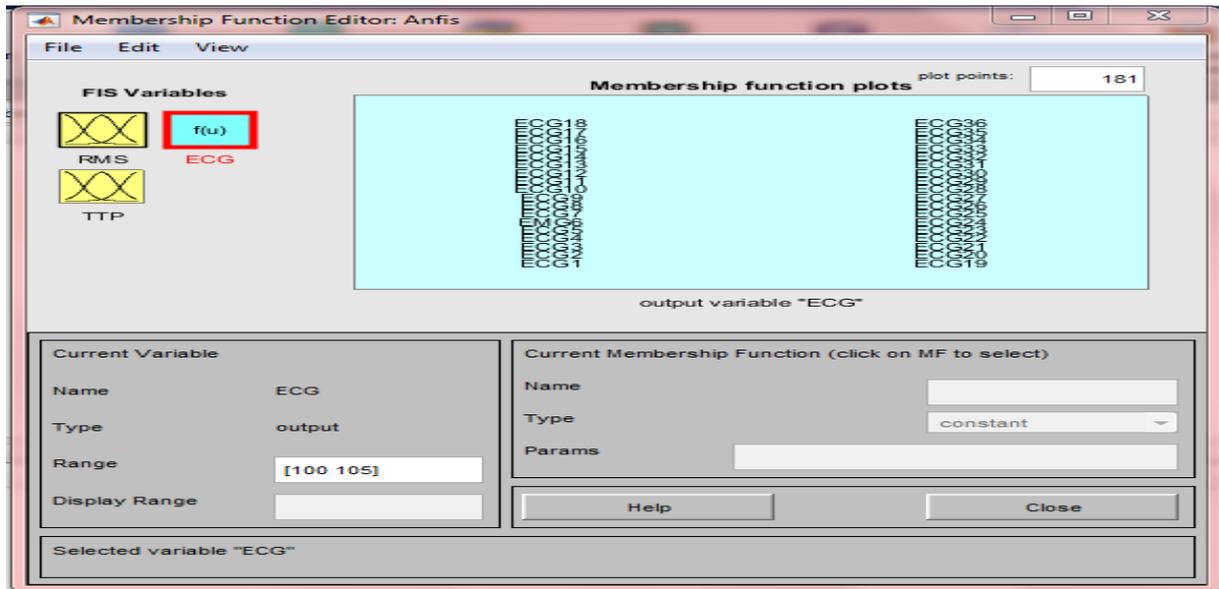


Figure 4. 24. Fuzzification de la variable de sortie «ECG».

4.6.2 Les signaux EMG

4.6.2.1 Le filtre LDD pour $DIE = 5mm$

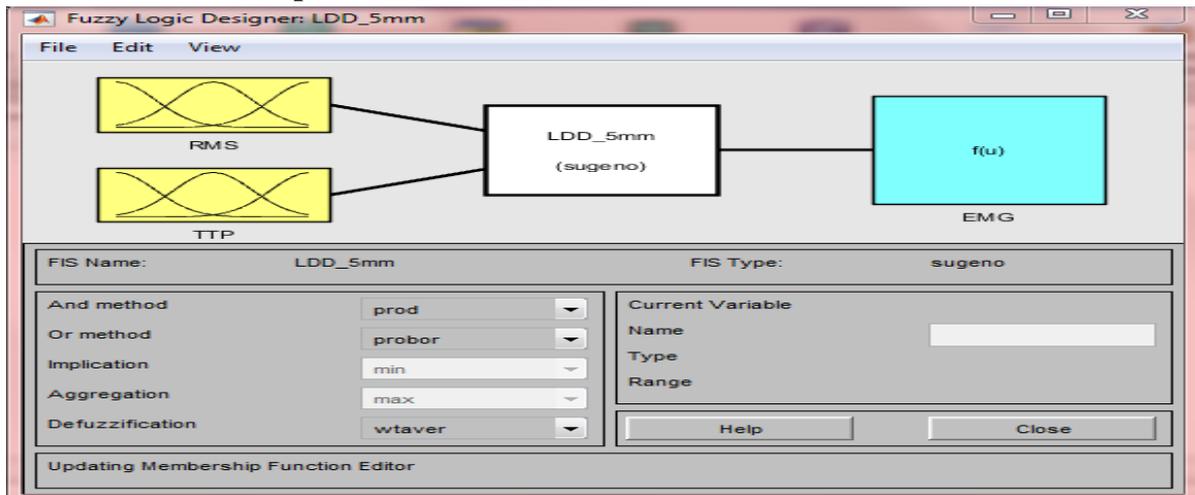


Figure 4. 25. Schéma bloc du (SIF).

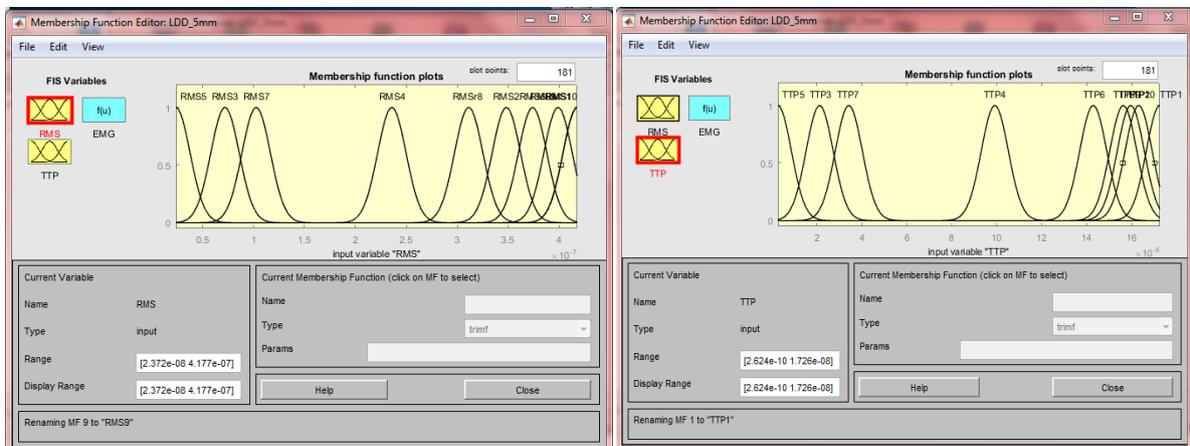


Figure 4. 26. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

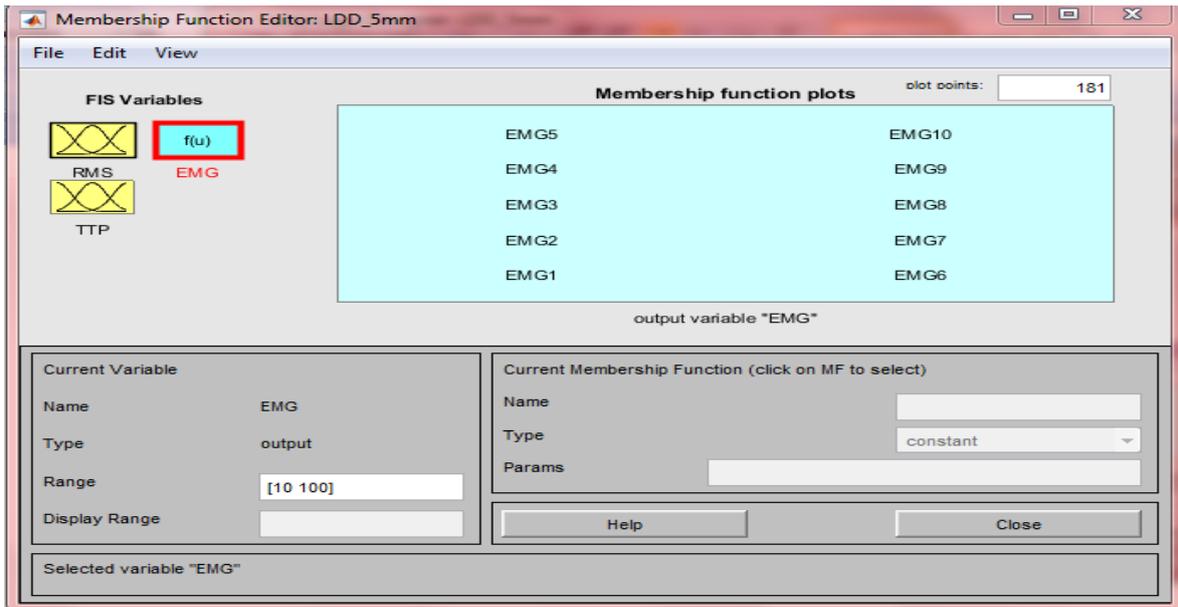


Figure 4. 27. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».

4.6.2.2 Le système de détection LDD pour la distance inter-électrode DIE=10mm

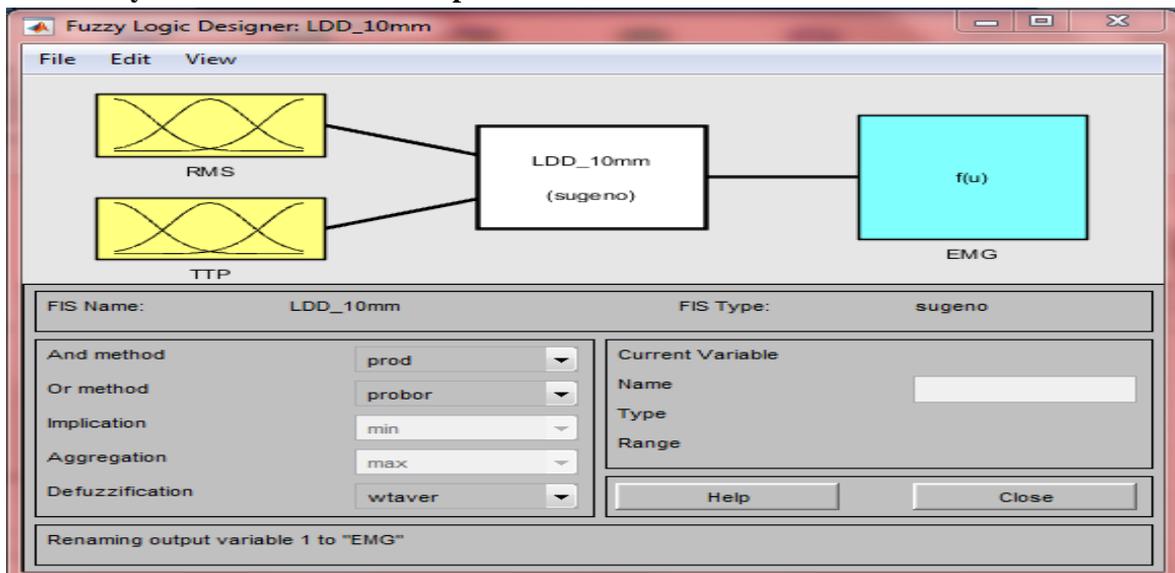


Figure 4. 28. Schéma bloc du (SIF).

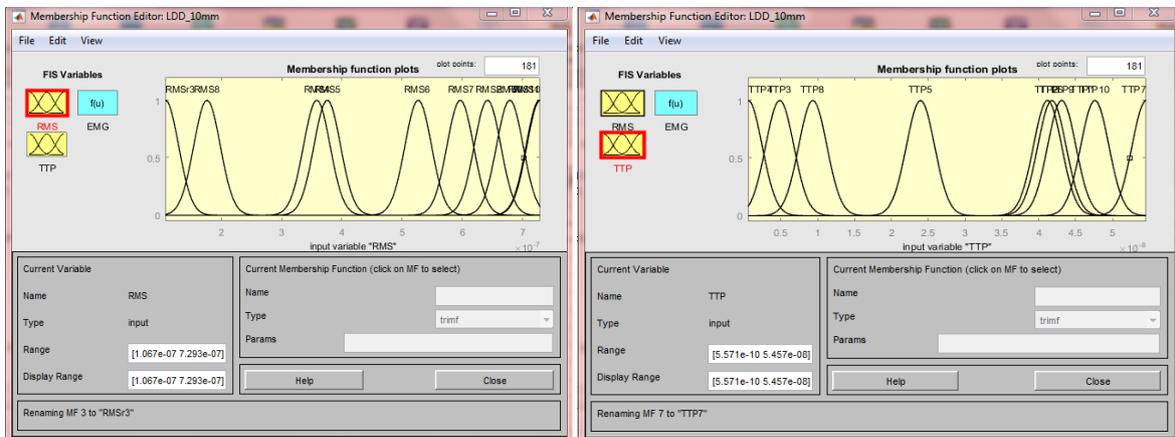


Figure 4. 29. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

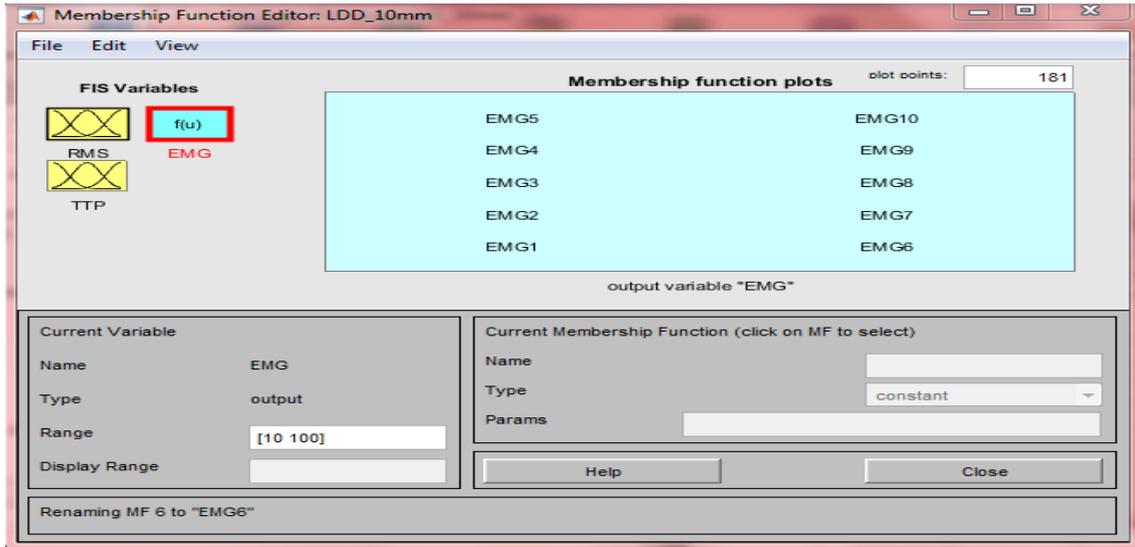


Figure 4. 30. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».

4.6.2.3 Le filtre LSD pour $DIE = 5mm$

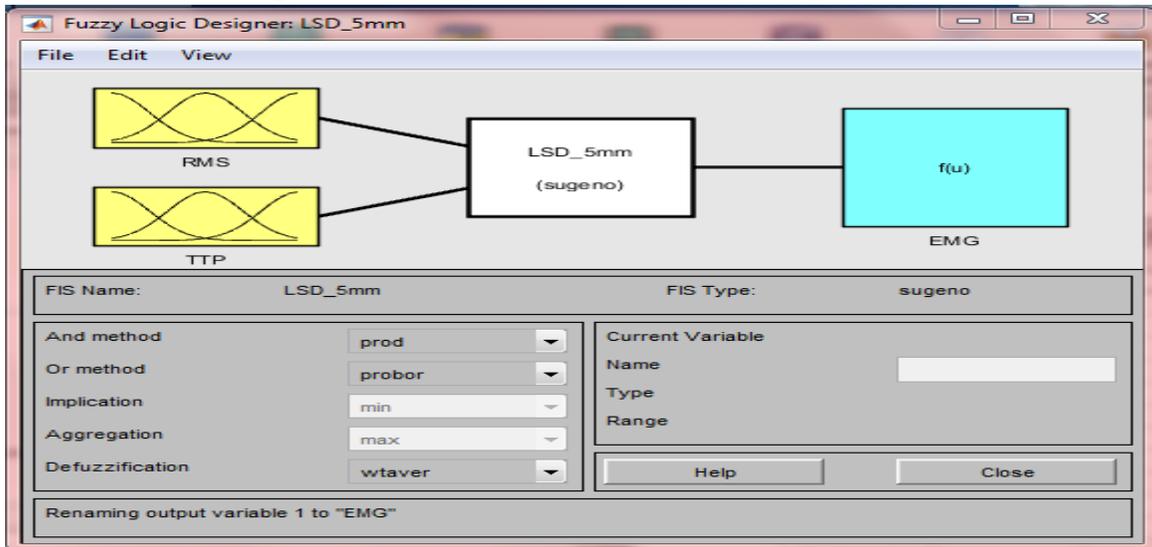


Figure 4. 31. Schéma bloc du (SIF).

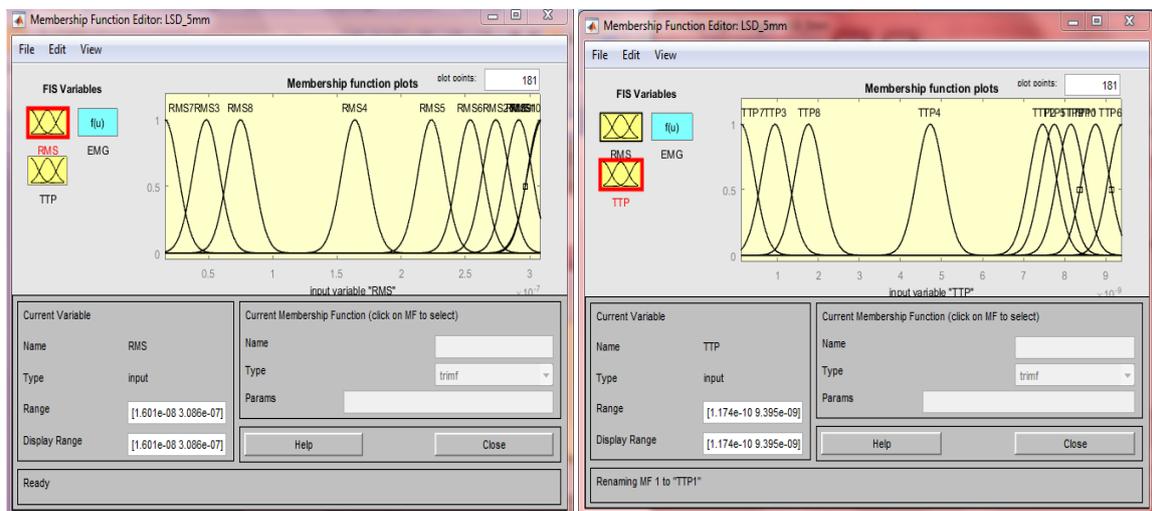


Figure 4. 32. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

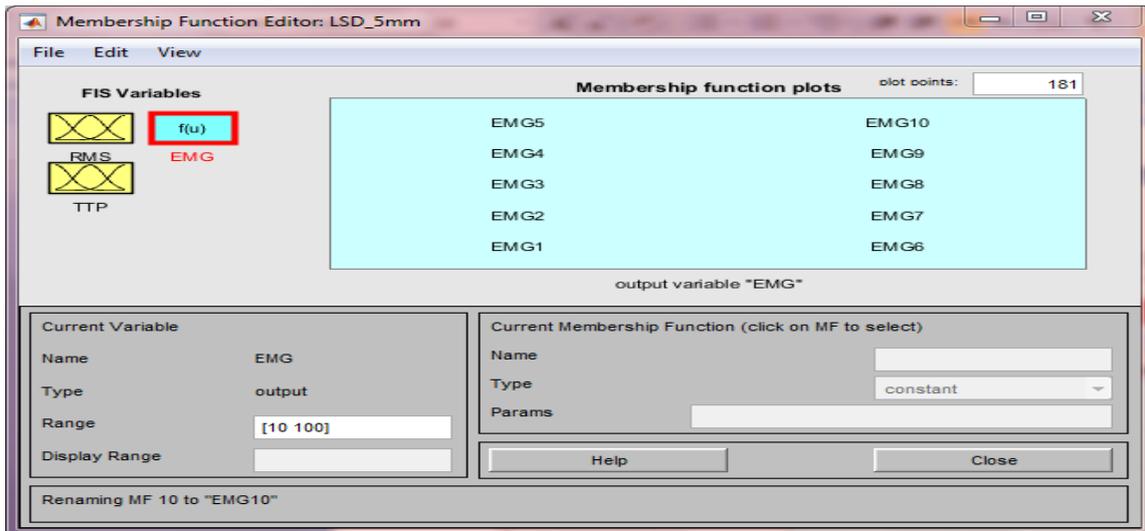


Figure 4. 33. Fuzzification de la variable de sortie «EMG »

4.6.2.4 Le filtre LSD pour $DIE = 10mm$

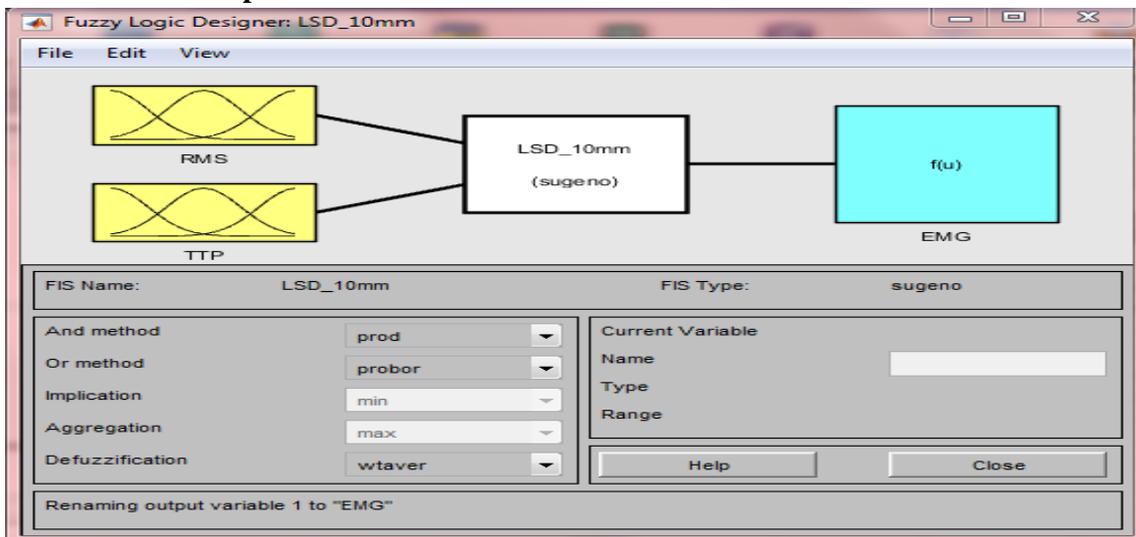


Figure 4. 34. Schéma bloc du (SIF).

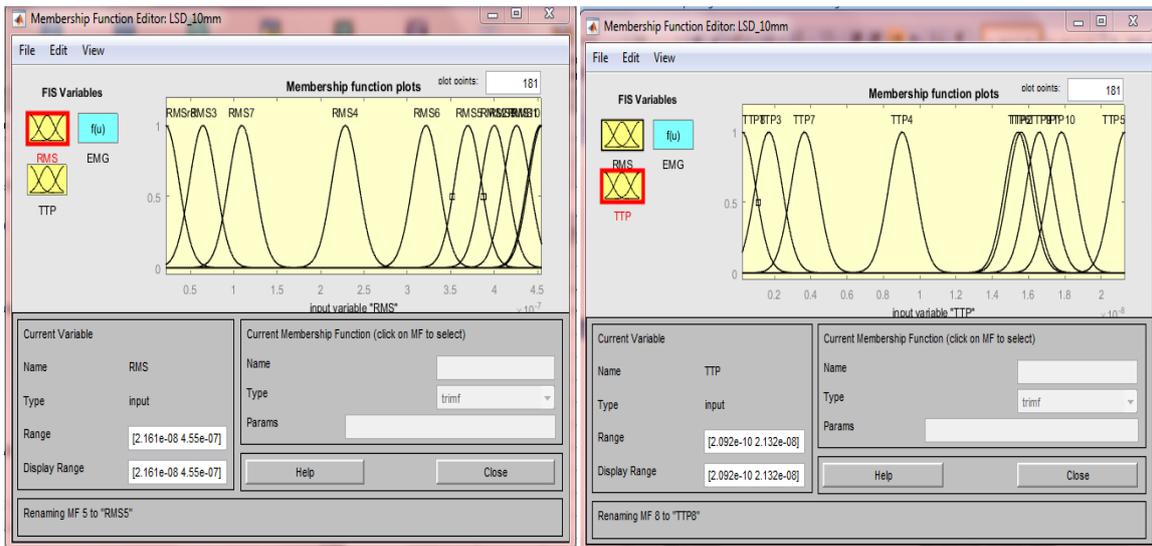


Figure 4. 35. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

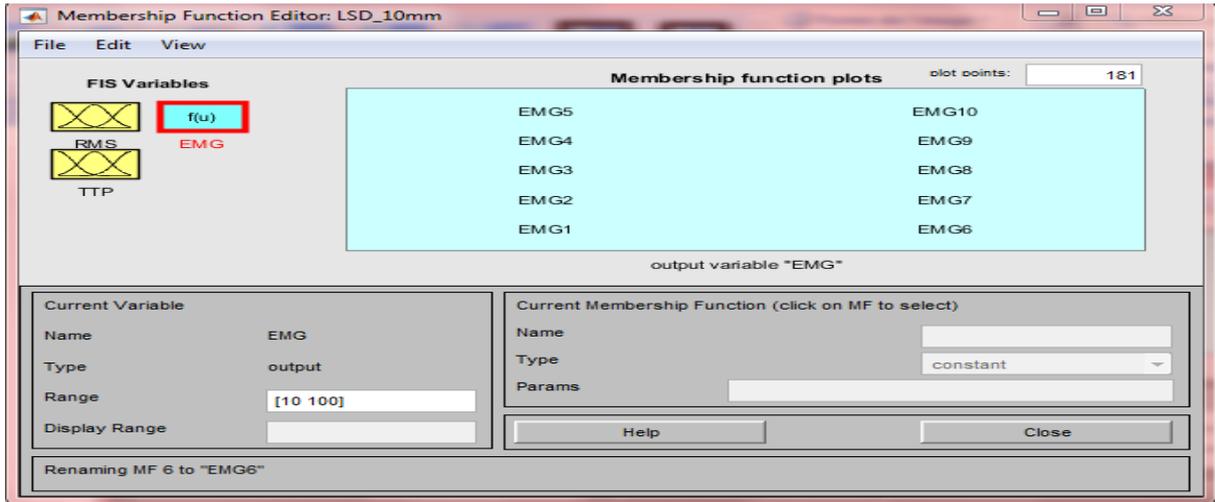


Figure 4. 36. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».

4.6.2.5 Le filtre NDD pour $DIE = 5mm$

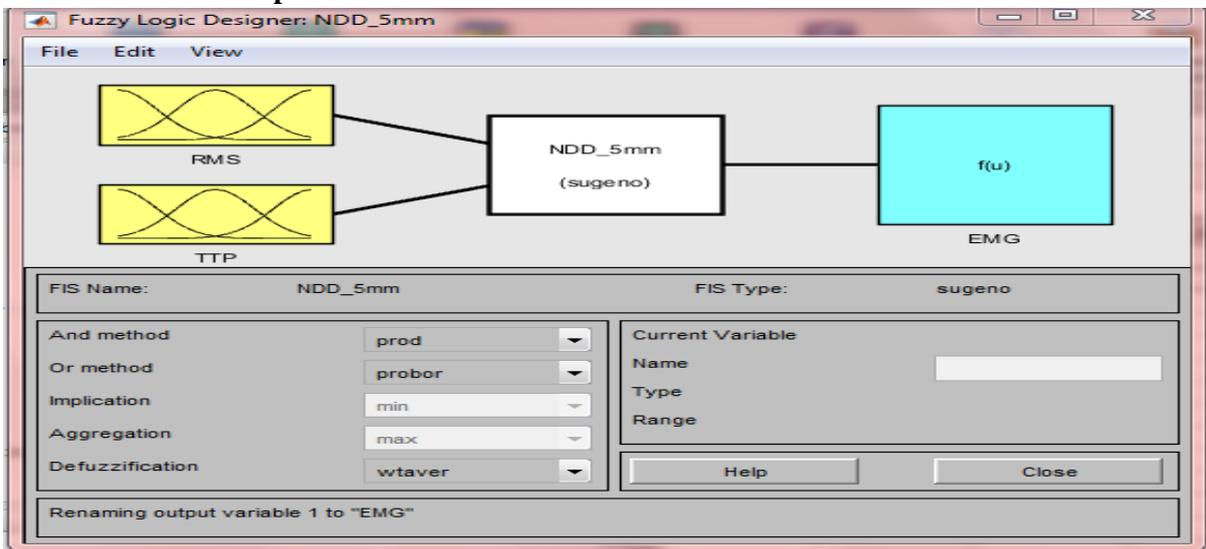


Figure 4. 37. Schéma bloc du (SIF).

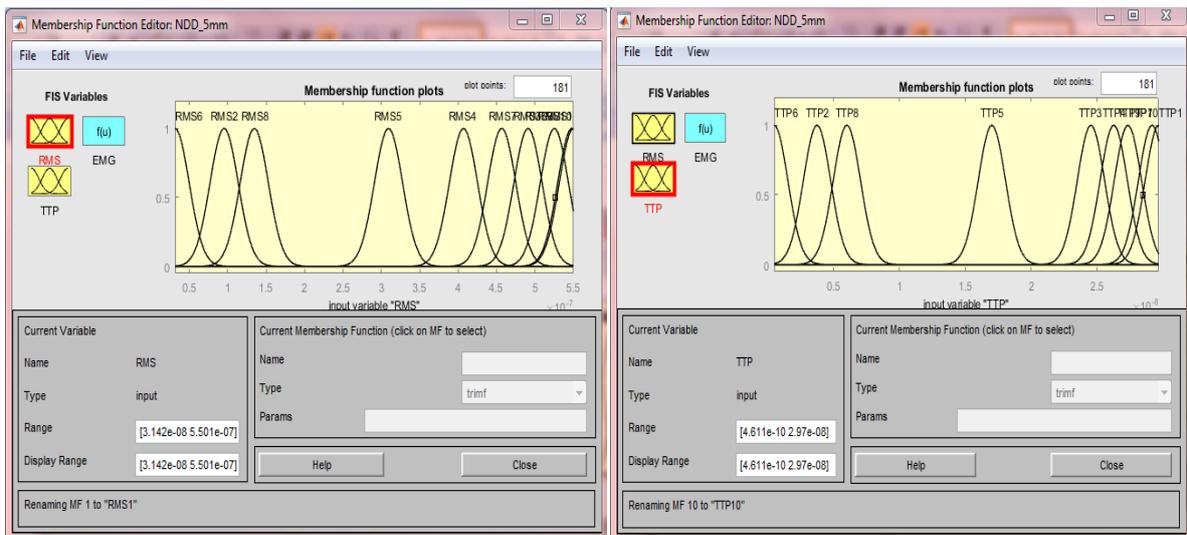


Figure 4. 38. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

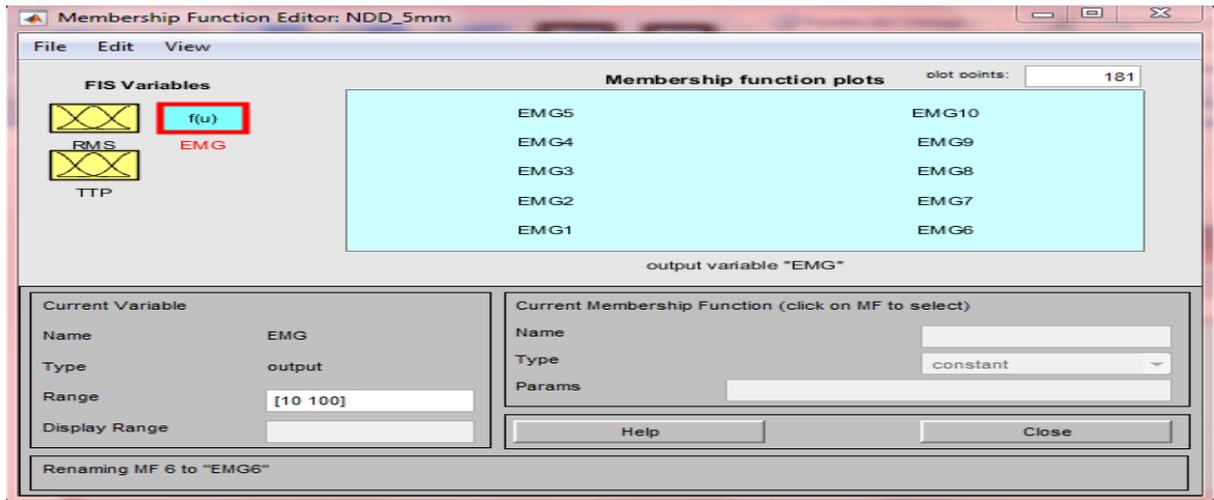


Figure 4. 39. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».

4.6.2.6 Le filtre NDD pour $DIE = 10mm$

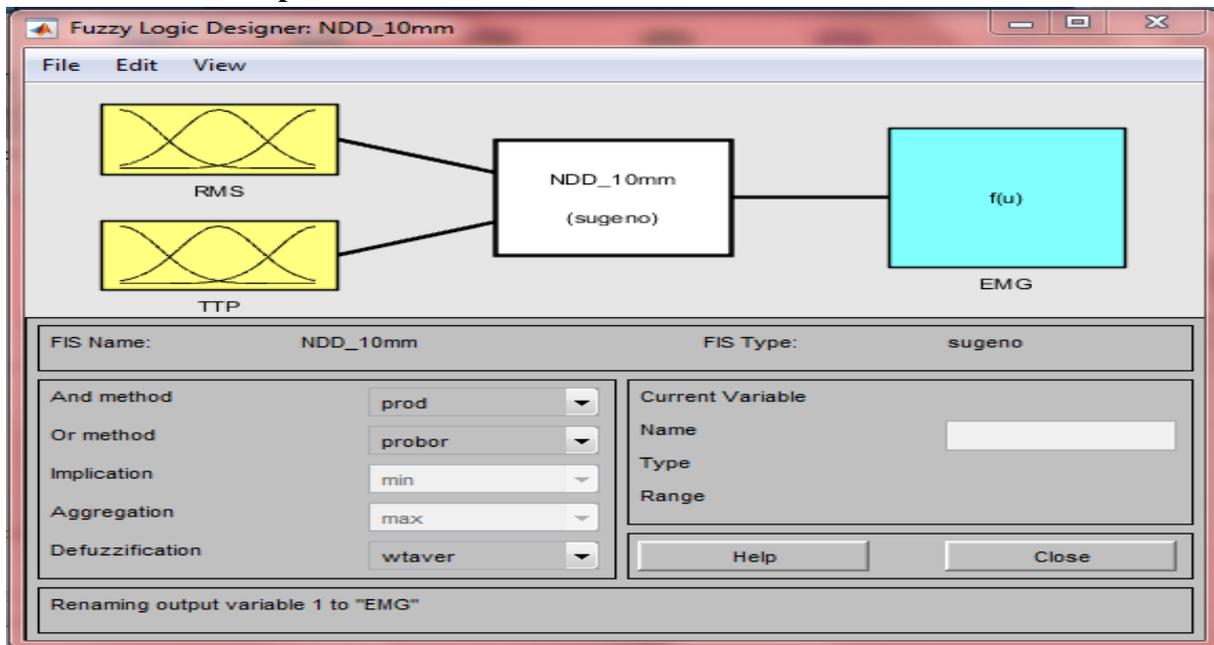


Figure 4. 40. Schéma bloc du (SIF).

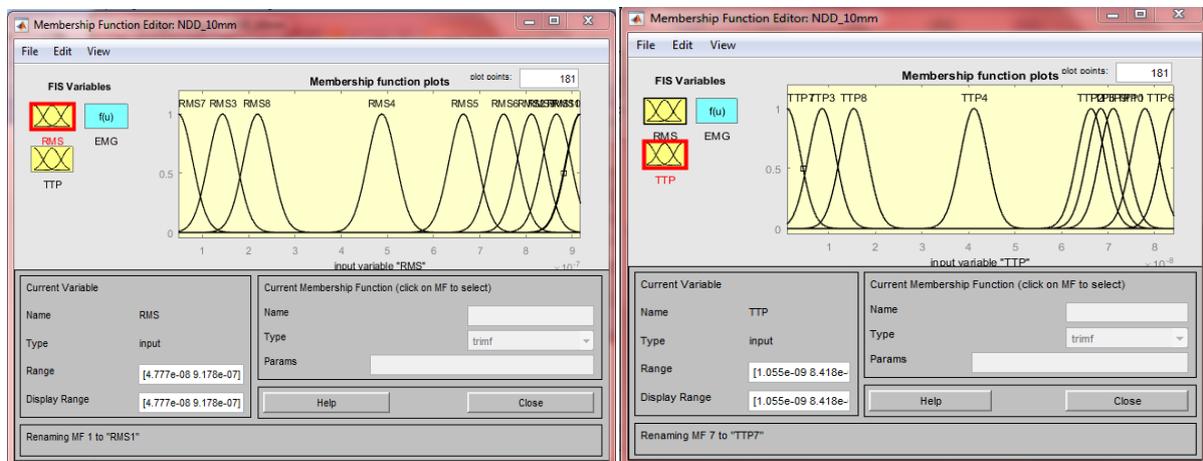


Figure 4. 41. Fuzzification des variables d'entrée « RMS et TTP ».

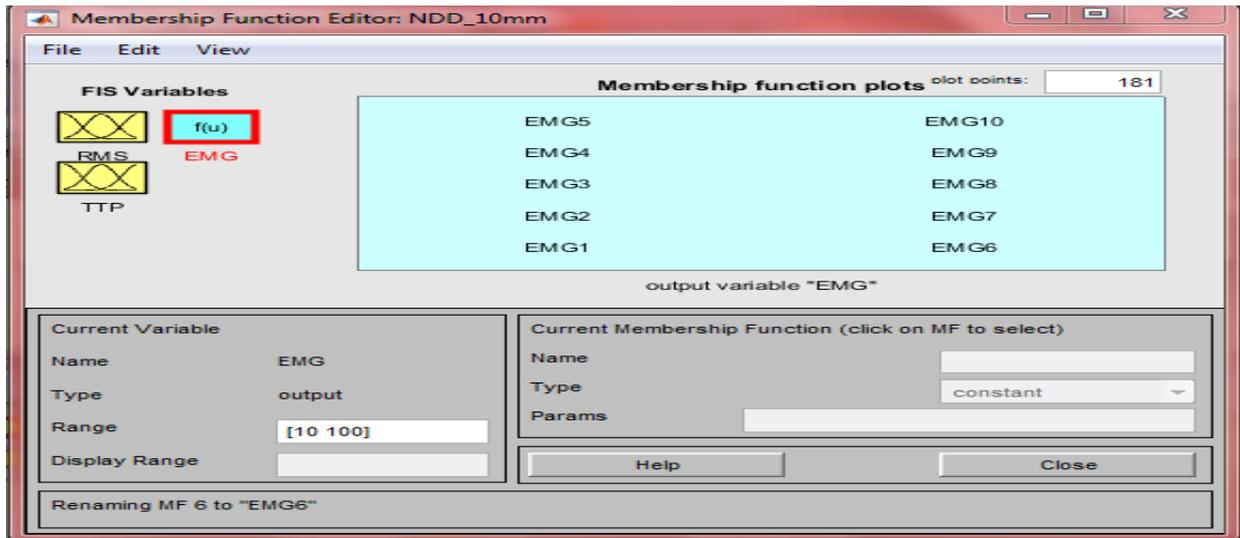


Figure 4. 42. Fuzzification de la variable de sortie «EMG».

4.7 Conclusion

Dans la première étape, le système initial d'inférence floue (FIS) a été créé. Ce dernier est de type SUGENO avec deux entrées et une seule sortie. Ces entrées sont des paramètres qui ont déjà calculées précédemment (dans notre cas, les deux paramètres sont RMS et TTP) et la sortie est le signal étudié. Le choix du nombre et du type des fonctions d'appartenance ainsi la génération de la base des règles floues sont basées sur les données. L'étude a été effectuée sous environnement MATLAB. Les résultats que nous avons obtenus sont très satisfaisants et encourageants et montre que la méthode Neuro-floue permette de bien classer les signaux ECG et EMG étudiés.

Conclusion général

Conclusion générale

L'objectif principal visé dans ce mémoire était d'utiliser une méthode basée sur la logique floue et les réseaux de neurones pour classier les signaux biomédicaux tels que les signaux électro-cardiographiques (ECG) et les signaux électromyographiques (EMG). De ce fait, notre travail était devisé en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, nous avons décrit les principes de génération et de détection des signaux ECG et EMG. Ces deux signaux sont les résultats des activités électriques du cœur et du muscle.

Dans le deuxième chapitre, nous avons décrit les fondements théoriques de la logique floue et plus particulièrement, nous avons décrit la méthode Neuro-floue de modèle Anfis. Cette méthode était utilisé pour classier quelques signaux ECG et EMG.

Au troisième chapitre, nous avons fait la simulation des deux signaux (ECG et EMG), nous avons défini le logiciel ORIGIN pour les représenter ainsi logiciel MATLAB que nous avons utilisé dans cette simulation. Notre classification est basée sur les deux paramètres d'amplitude (RMS : la valeur efficace) et spectrale (TTP : la puissance totale). Nos résultats montrent que les signaux EMG varient selon le système de détection et la distance inter-électrode et ainsi en fonction du niveau de contraction musculaire volontaire (MVC). Pour le signal ECG, ses paramètres varient selon la pathologie enregistrée. La différence entre ces signaux est apparue selon la présence ou l'absence de différentes ondes de signal (P, QRS, T).

Dans le dernier chapitre, nous avons appliqué la méthode Neuro-floue d'Anfis pour la classification des signaux afin d'obtenir et vérifier les hypothèses proposées. Nos résultats montrent bien que la méthode que nous avons l'utiliser permette bien de classier les signaux ECG et EMG.

Bibliographie

- [1] Skander Bensegueni: Développement de techniques utilisant les ondelettes pour l'analyse, la classification et le traitement du signal ECG. Thèse de doctorat. Université des Frères Mentouri. Constantine. 18/05/2016.
- [2] Mouna GHANAI: Développement d'outils de modélisation et de filtrage pour les signaux biomédicaux. Thèse de doctorat. Université De Batna Science. 24/10/2013.
- [3] Aurore Maillard: Optimisation d'un électromyostimulateur intelligent pour le reconditionnement musculaire. Thèse de Doctorat. Université de Bourgogne et Franche-Comté, des Arts et Métiers. Le 18 Décembre 2017.
- [4] Zadeh, L. A: Soft computing and fuzzy logic. IEEE Software, 11(6), pp 48-56, 1994.
- [5] Harrouche Fateh: Etude Comparative de Deux Méthodes D'optimisation d'un Système de Classification des Défauts Mécaniques par la Logique Floue. Thèse de Doctorat. Université Ferhat Abbas Sétif - 1. 22/07/2019.
- [6] Khammar Fatma: Contribution à l'étude de la commande d'une Machine Asynchrone: Approches Intelligentes. Thèse de doctorat. Université Badji Mokhtar-Annaba. 2017.
- [7] Benali Medhjehed Oussama: Modélisation et compression des signaux biomédicaux en vue d'une classification. Thèse de doctorat. Université de Tlemcen. Faculté De Technologie. Université Abou Bekr Belkaid. 11 Février 2016.
- [8] Zineb Benjelloun: Contribution à l'Amélioration des Performances d'une Chaîne de Mesure de la Fréquence Cardiaque en Milieu Bruité. Thèse de doctorat. Université D'Aix-Marseille. le 19/12/2017.
- [9] Adem Gacek, Witold Pedrycz: ECG Signal Processing, classification and interpretation .London Dordrecht Heidelberg New york, pp.4, 2011.
- [10] Abraham L. Kierszenbaum: Histologie Et Biologie Cellulaire une introduction à l'anatomie pathologique, 1^{re} édition. Paris ,pp.321, juin 2006.
- [11] Lauralee Sherwood: physiologie humaine, 3^e édition. Paris, pp.229-240-, juin 2015.
- [12] Mr. Belgacem Amar: Classification des signaux ECG avec un système-multi-agent neuronale. Mémoire de Magister. Faculté des Sciences .Université Abou Bakr Belkaid-Tlemcen. 2011-2012.
- [13] Christine Brooker: Le corps Humain: étude, structure, fonction. 2^e édition ,pp.205-211, 2000.

- [14] Ahmed Mellal: Application pratique de l'anatomie humaine: Tome 1- viscères de Tronc, page 30. 2010.
- [15] Antoine Defontaine: Modélisation multirésolution et multiformalisme de l'activité électrique cardiaque. Thèse de doctorat. Université de Rennes 1. Le 8 février 2006 .
- [16] Salim GRAJA: Segmentation et classification de l'onde P d'un électrocardiogramme : détection d'un risque de fibrillation auriculaire. Thèse de doctorat. l'école nationale supérieure des télécommunications de Bretagne. 03 Avril 2008.
- [17] BENALI Radhwane: Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques. Thèse de doctorat. Université Abou Bekr Belkaid. Avril 2013.
- [18] Nicolas Navoret: Analyse et détection des électrogrammes complexes fractionnés en vue de soigner la fibrillation auriculaire à l'aide de techniques d'ablation par radiofréquence. Thèse de doctorat. Université de Bourgogne. Le 26 juin 2013.
- [19] Si Yahia Karima & Kaddour Mokhtaria: Conception et Réalisation d'un Dispositif D'exploration Fonctionnelle Cardio-Vasculaire . Mémoire de Master . Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen. Le 15 juin 2016 .
- [20] Mlle. Aziouaz Fatima: Anatomie Du Coeur: Topographie Et Dissection. Thèse de doctorat. Université Sidi Mohamed Ben Abdellah. 2013.
- [21] Patrick Marion: Proposition de combinaisons optimales de contractions volontaires maximales isométriques pour la normalisation de 12 muscles de l'épaule. Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures en vue de l'obtention du grade de Maître es sciences (M.Sc.) en kinésiologie. Faculté des arts et des sciences. Université de Montréal. 2014
- [22] Michel Guay: Anatomie fonctionnelle de l'appareil locomoteur, 3^e édition, pp. 96-97, 2005.
- [23] Aline Cabasson: Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques. Thèse de doctorat. Université de Nice - Sophia Antipolis. 4 Décembre 2008.
- [24] Maxime Yochum: Contribution à la conception d'un électromyostimulateur intelligent. Thèse de Doctorat. Université de Bourgogne. Mai 2013.
- [25] Jean-Daniel Coudé: Conception d'un électromyogramme. Projet de Conception En Ingénierie . Université du Québec à Chicoutimi. 30 avril 2010.
- [26] Renate Lullmann-Rauch: Histologie. p.221-242. 1^{er} cycle des études médicales. 2008.
- [27] Umberto Pelizzari, Stefano Tovaglieri: Apnée, pp.80-81. septembre 2005.

- [28] Cécile Brillault-Salvat.:Approche Intégrée du Métabolisme et de la perfusion Musculaire En Imagerie et Spectroscopie par résonance magnétique Nucléaire. Thèse de Doctorat. Université Paris XI. 16 Décembre 1997.
- [29] Shalu George,Mohandas K Padmanabhan,K S S Sivanandan:Speed based EMG classification using Fuzzy logic.January 2012.
- [30] Léon Perlemuter:Anatomie-Physiologie pour les soins infirmier,4^e édition,pp.25.2006.
- [31] Gerard J Tortora,Bryan Derrickson:Manuel d'Anatomie et Du Physiologie Humaines,2^e édition, pp.198.2017.
- [32] Asma Ilham.HADJAR, Aicha, BOUHACIDA : Détection automatique du trouble fonctionnel du foie par un système neuro flou génétique. Mémoire de master. Centre Universitaire Belhadj Bouchaib d'Ain-Temouchent.2015/2016.
- [33] Lakhmissi CHERROUN : Navigation Autonome d'un Robot Mobile par des Techniques Neuro Floues .Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider – Biskra.2014.
- [34] Tabli Nesrine : conception des systèmes d'inférence Floue par des approches Hybrides : Application pour la commande et la modélisation des systèmes Non Linéaires. Thèse de doctorat. Université de Constantine 1.2014.
- [35] Hansruedi.Büler : Réglage par la logique floue.Presse polytechnique et Universitaire Romandes, Lausanne .1994.
- [36] Jean .Marie. Flaus : La régulation industrielle, régulateur PID, prédictif et flou , Hermés.1994.
- [37] Ouissi Fatima Zohra : classification des arythmies cardiaques par les arbres de décisions flous.Mémoire de master.Université Abou Bakr Belkaid.Telemcen.2011.
- [38] Melin and Oscar . Castillo: Hybrid Intelligent Systems for Pattern Recognition Using Soft Computing, Springer Berlin Heidelberg.New York,pp.17, 2005.
- [39] Pierre Borne,Mohamed Benrejeb,Joseph Haggère :les réseaux de neurones : présentation et applications, Ed,Technip 27 rue Ginoux,pp.108,2007
- [40] Lotfi.BAGHLI : contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques.Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré, Nancy-I,1999.
- [41] Aissa. khaldoun :commande vectorielle d'un moteur asynchrone à cage avec adaptation par la logique floue de la résistance rotorique et minimisation des pertes totales .Mémoire de magistere .Université M'hamed Bougara.2001.
- [42] Nemissi Mohemmed : Classification et reconnaissance des formes par algorithmes hybrides.Thèse de Doctorat.Université de Guelma .2009

- [43] Tomohiro.Takagi, Michio.Sugeno : Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control ,IEEE Transactions on systems Man and cybernetics. Vol ,15 ,n°1,1985,pp.116-132.
- [44] Suparta, Wayan, Alhasa, Kemal Maulana: Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS.University Kebangsaan. Bangi.Malaysia,pp.12,2016.
- [45] Romain.Adeline, Rafael.Gouriveau, Noureddine. Zerhouni : pronostic de Défaillances : maitrise de l'erreur de prédiction, Manuscrit auteur, publié dans 7ème Conférence Internationale de Mobilisation et Simulation, MOSIM'08, Paris, France, 2008.
- [46] Radhwane .MIMOUNE, A.ABASSI : Amélioration des performances de techniques intelligentes utilisées en fusion multisensorielle dans les systèmes de surveillance des eaux propres.Mémoire de Master.Universite Mohamed Boudiaf - M'sila. 2016/2017.
- [47] Jyh.Shing.Roger. JANG: Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence. 1997.
- [48] Bernard.Widrow,M.A.Lehr: 30 years of adaptative neural networks :Perceptrons, Madeline and back propagation ,Proceedings of IEEE.78(9),pp .1415-1442,1990
- [49] Zadeh, Lotfi.Aliasker : Fuzzy sets, Infonnation and Control, Volume 8, Issue 3, 1965, Pages 338-353, ISSN 0019-9958.
- [50] KHAMMAR Fatma : Contribution à l'Etude de la Commande d'une Machine Asynchrone : Approches Intelligentes.Thèse de doctorat .Université Badji Mokhtar-Annaba.2017
- [51] Nadir,Kabache: Amélioration des Performances de La Commande d'un Moteur Asynchrone A Cage et Elaboration d'un Estimateur Universel de ses Paramètre en Utilisant Les Réseaux de Neurones Artificiels.Thèse de doctorat.Université Boumerdès.2007
- [52] Daniel, RACOCEANU : Contribution à la surveillance des Systèmes de Production en utilisant les Techniques de l'Intelligence Artificielle.Thèse d'Habilitation .2006
- [53] Ouabib,GUENOUNOU : Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé.Thèse de doctorat. Université Toulouse.2009.
- [54] Ludovic Fontaine: Traitement des signaux à échantillonnage irrégulier Application au suivi temporel de paramètres cardiaques. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Lorraine .30 novembre 1999.
- [55] Abdeljalil Gattal:Outil de programmation" Matlab ",pp.4, 13 nov 2017.
- [56] origin User guide [accessed on 2016].

- [57] Angkoon Phinyomark*, Pornchai Phukpattaranont, Chusak Limsakul: Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert systems with applications*. 39(2012), 7420-7431.
- [58] Messaoudi Noureddine: Modèle de génération du signal EMG de surface dans un volume conducteur avec aux moins deux couches non homogène. Thèse de doctorat . Université Ferhat Abbas –SETIF 1- UFAS (Algérie). 18/05/2017.
- [59] Farina, D., Cescon, C., Merletti, R.: Influence of anatomical, physical, and detection-system parameters on surface EMG. *Biol. Cybern.* 86 (6), 445–456. 2002.
- [60] Hua.Cao: Modélisation et évaluation expérimentale de la relation entre le signal EMG de surface et la force musculaire. Thèse de doctorat .université de technologie, de Compiègne, France. Janvier 2010.
- [61] Ali Messaoud, Mohamed BEN Messaoud, Abdennaceur Kachouri et Faïçal Sellami: Classification des arythmies cardiaques par logique floue à partir de signaux ECG. Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax.
- [62] Chekroun Soufyane: Commande Neuro-Floue Sans Capteur De Vitesse D'une Machine Asynchrone Triphasée. Mémoire de magister. Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran. 25 Octobre 2009.
- [63] F. Belhachat, C. Larbes, L. Barazane, S. Kharzi: Commande neuro-floue d'un hacheur MPPT. 03-04 November 2007.