



ROYAUME DU MAROC
Université Sultan Moulay Slimane
Faculté des Sciences et Techniques
Béni Mellal



N° d'ordre : 76 / 2015

Centre d'Etudes Doctorales « Sciences et Techniques »
Formation Doctorale « Mathématiques et Physique Appliquées »

THÈSE

Présentée par

Abdelhaq OUELLI

Pour obtention du grade de

Docteur

Spécialité : Informatique et Traitement de signal

**Contributions à l'analyse et au traitement des signaux biomédicaux
non stationnaires**
Applications aux électrocardiogrammes et électroencéphalogrammes

Soutenue publiquement le 11 juillet 2015 devant les membres du jury :

Pr. Mohamed NAIMI	Faculté Polydisciplinaire, Béni Mellal	Président
Pr. Brahim MINAOUI	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Rapporteur
Pr. Said SAFI	Faculté Polydisciplinaire, Béni Mellal	Rapporteur
Pr. Benaceur OUTTAJ	Faculté des Sciences Juridiques et Economiques, Rabat	Examineur
Pr. Benachir ELHADADI	Faculté Polydisciplinaire, Béni Mellal	Directeur de thèse
Pr. Belaid BOUIKHALENE	Faculté Polydisciplinaire, Béni Mellal	Co-directeur de thèse
Pr. Hicham AISSAOUI	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Co-directeur de thèse

A mes parents, ma famille et mes amis

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, Je souhaite remercier très chaleureusement mon directeur de thèse, **Mr. Benachir ELHADADI**, pour son aide très précieuse, tant matérielle, qu'intellectuelle et morale. Son regard à la fois critique et bienveillant sur mes textes, son immense culture, les discussions que nous avons pu avoir lors de nos rencontres, ont nourri et approfondi ma réflexion, m'ont ouvert des pistes de recherche et ont grandement contribué à la réalisation de ce travail.

Je remercie également mon co-encadrant de thèse **Mr. Belaid BOUIKHALENE** pour m'avoir accompagné pour mes premiers pas dans le monde de la recherche. Son soutien sans faille et ses conseils m'ont permis l'enrichissement de ma réflexion. Son énergie et sa confiance ont été des éléments moteurs pour moi. J'ai pris un grand plaisir à travailler avec lui.

J'adresse de chaleureux remerciements à mon co-encadrant de thèse, **Mr. Hicham AISSAOUI**, pour son attention de tout instant sur mes travaux, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse.

Je n'oublie pas d'exprimer ma reconnaissance à L'administration du CED, précédente et actuelle, à la commission de recherche pour leurs efforts soutenus à la réalisation de cette thèse.

Pour avoir accepté de rapporter ce travail, j'assure ma reconnaissance à Mr. Brahim MINAOUI, Mr. Said SAFI et Mr. Benaceur OUTTAJ ainsi plus particulièrement à Mr. Mohamed NAIMI pour avoir assuré en plus le rôle de président de jury.

Je dédie ce mémoire à ma famille qui m'a accompagné tout au long de ces années de travail intense.

Merci enfin au lecteur qui par essence justifie la rédaction de ce document.

RÉSUMÉ

Le traitement et l'analyse des signaux biomédicaux, tels que l'électrocardiogramme, l'électroencéphalogramme et l'électromyogramme, sont d'une nécessité primordiale dans plusieurs disciplines de la médecine. Particulièrement, la détection et la classification des événements dans un signal, c'est un domaine qui suscite un intérêt grandissant depuis plusieurs années dans le champ de l'ingénierie biomédicale. Pluridisciplinaire, les recherches dans ce domaine progressent grâce aux avancées dans les divers domaines du traitement du signal. C'est dans le cadre des signaux biomédicaux que notre recherche s'inscrit, le but de ce travail est de développer un outil de recherche et de diagnostic basé sur l'analyse des signaux électrocardiogrammes et électroencéphalogrammes. Les domaines d'application sont nombreux, on peut citer à titre d'exemples les algorithmes implantés dans les équipements médicaux et les prothèses cardiaques ou bien dans les systèmes d'interface homme-machine basés sur les signaux EEG, etc.

Dans la première partie de cette thèse, on a proposé une méthode en trois étapes pour la détection et la classification des arythmies cardiaques. Dans la première étape, nous avons appliqué un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie pour la réduction du bruit dans les signaux d'électrocardiogramme (ECG). L'étape d'extraction de caractéristiques explore la capacité de modèle autorégressif (AR) à extraire des caractéristiques pertinentes de signaux ECG afin de classifier certaines arythmies cardiaques. Puis dans la dernière étape, on a conçu un certain nombre de réseaux neuronaux de type perceptron multicouche (MLP) en variant le nombre de couches, les fonctions d'activation, et les algorithmes d'apprentissage. Les performances des réseaux en terme de vitesse de convergence et de précision de classification sont évaluées pour différents types de données ECG, y compris le rythme sinusal normal, la contraction auriculaire prématurée, la contraction ventriculaire prématurée, la tachycardie ventriculaire, la fibrillation ventriculaire et la tachycardie supraventriculaire obtenus à partir de la base de données standard MIT-BIH. Parmi les différents algorithmes d'apprentissage, l'algorithme Résilient backpropagation (RP) illustre le meilleur taux de convergence et l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) réalisé le meilleur taux de précision globale. Les taux de précision de classification des six types d'arythmie sont de 98,7% à 100%, ce qui présente une amélioration significative.

Dans la deuxième partie de cette thèse, nous proposons une méthode pour le traitement et l'analyse des signaux EEG basée sur la représentation temps-fréquence.

L'analyse temps-fréquence permet de dépasser les limitations de techniques traditionnelles d'analyse des signaux EEG, et de créer une méthode d'analyse des perturbations spectrales événementielles basée sur la détection des phénomènes de synchronisation ou de désynchronisation. Nombreux algorithmes ont été proposés pour produire une représentation temps-fréquence des signaux EEG non stationnaires. Les méthodes non paramétriques, généralement basées sur la transformée de Fourier comme la transformée de Fourier à court terme, présentent un inconvénient majeur; compte tenu du principe d'incertitude de Gabor-Heisenberg, il est impossible d'avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence. Les méthodes paramétriques généralement basées sur la modélisation autorégressive permettent de dépasser cet inconvénient. Elles ont prouvé leurs performances pour le calcul du spectre temps-fréquence, souvent on recourt au filtre de Kalman pour estimer les paramètres du modèle adopté. Cependant, ce filtre présente aussi des limitations; les estimations sont souvent décalées dans le temps ce qui conduit à un spectre temps-fréquence peu fiable ou représentatif des événements présents dans un signal EEG. Dans ce travail, nous avons proposé une méthode pour estimer les paramètres du filtre de Kalman de sorte que le réglage des paramètres se fait automatiquement, sans réglages manuels. Cela permettra l'utilisation des deux matrices de covariance du bruit d'état et d'observation en plus de la matrice de transition pour la mise à jour des estimations. En conséquence, le modèle est plus flexible et capable de suivre sans retard les différents types de changements présents dans un signal non stationnaire comme le signal EEG.

Mots-clés : Modèle autorégressif, Arythmie cardiaque, Caractéristiques de l'électrocardiogramme, Classification, Perceptron multicouches, Algorithme de résilient backpropagation, Algorithme de Levenberg-Marquardt, Réseaux de neurones, Base de données MIT-BIH, Electroencéphalogramme, Désynchronisation lié à l'événement, Filtrage de Kalman, Signaux biomédicaux non stationnaire, Représentation temps-fréquence.

ABSTRACT

Processing and analysis of biomedical signals, such as electrocardiogram, electroencephalogram and electromyogram, are very necessary in many disciplines of medicine. Specifically, the detection and classification of events in a signal, this area attract more attention since several years in the biomedical engineering field. Multidisciplinary, researches in this area develop through advances in various areas of signal processing. It is in the context of biomedical signals that our research is, the goal of this work is to develop a research and diagnostic tool based on the analysis of electrocardiogram and electroencephalogram signals. The application areas are numerous, include as examples the algorithms implemented in the medical equipments and in cardiac prostheses or in the man-machine interface systems based on EEG signals, etc.

In the first part of this thesis, we proposed a three-step method for the detection and classification of cardiac arrhythmias. In the first step, we applied a linear finite impulse response filter for reducing noise in the electrocardiogram (ECG) signals. The feature extraction step explores the capacity of autoregressive (AR) model to extract the relevant characteristics of ECG signals to classify certain cardiac arrhythmias. Then in the last step, we designed a number of neural network multilayer perceptron (MLP) by varying the number of layers, the activation functions and learning algorithms. Performance in terms of convergence speed and classification accuracy are evaluated for different types of ECG data, including normal sinus rhythm, premature atrial contraction, premature ventricular contraction, ventricular tachycardia, ventricular fibrillation and supraventricular tachycardia obtained from the standard database MIT-BIH. Among the different learning algorithms, the algorithm Resilient backpropagation (RP) shows the best convergence rate and the algorithm of Levenberg-Marquardt (LM) achieved the best overall accuracy rate. Classification accuracy rate of the six types of arrhythmias were 98.7% to 100%, which shows a significant improvement.

In the second part of this thesis, we propose a method for the treatment and analysis of EEG signals based on the time-frequency representation.

The time-frequency analysis allows to overcome the limitations of traditional techniques for analyzing EEG signals, and to create a method for analyzing spectral disturbances event based on the detection of the phenomena of synchronization or desynchronization. Many algorithms have been proposed to produce a time-frequency representation of non-stationary

EEG signals. Nonparametric methods, generally based on the Fourier transform as the Short-time Fourier transform, have a major drawback; given the uncertainty principle of Gabor-Heisenberg, it is impossible to have both a perfect location in time and frequency. Parametric methods generally based on autoregressive modeling allow overcoming this disadvantage. They have proven their performance in calculating the time-frequency spectrum, the Kalman filter is often used to estimate the parameters of the adopted model. However, this filter also has its limitations; estimates are often offset in time which leads to a time-frequency spectrum less reliable and less representative of events present in the EEG signal. In this work, we proposed a method for estimating the Kalman filter parameters so that parameter setting is done automatically, without manual adjustments. This will allow the use of the two covariance matrices of the state and observation noise in addition to the transition matrix for updating the estimations. Accordingly, the model is more flexible and able to follow, without delay, the various types of changes present in a non-stationary signal such as the EEG signal.

Keywords: Autoregressive model, Cardiac arrhythmia, Electrocardiogram features, Electrocardiogram classification, Multilayer Perceptron, Resilient backpropagation algorithm, Levenberg-Marquardt algorithm, Neural networks, MIT-BIH database, Electroencephalogram, Event-related desynchronization, Kalman filtering, motor imagery, Non-stationary biomedical signal, spectrum time-frequency.

ملخص

معالجة وتحليل الإشارات الطبية الحيوية، مثل التخطيط الكهربائي للقلب، التخطيط الكهربائي للدماغ و التخطيط الكهربائي العضلي، أصبح ضرورة قصوى في العديد من التخصصات الطبية. و على وجه التحديد، كشف وتصنيف الأحداث في الإشارة، هذا المجال يحظى باهتمام كبير منذ عدة سنوات في مجال الهندسة الطبية الحيوية. باعتباره متعدد التخصصات، تتقدم الأبحاث في هذا المجال من خلال التطورات التي تسجل في مختلف فروع حقل معالجة و تحليل الإشارات. يندرج البحث الذي نقدمه في سياق الإشارات الطبية الحيوية، والهدف من هذا العمل هو تطوير أدوات للبحث و التشخيص اعتمادا على تحليل التخطيط الكهربائي للقلب و التخطيط الكهربائي للدماغ. مجالات التطبيق عديدة، تشمل مثلا الخوارزميات التي تدمج في المعدات الطبية والاجهزة الصناعية التي تدعم عمل القلب و في نظم التواصل بين الانسان والآلة اعتمادا على الإشارات الكهربائية للدماغ ، الخ

في الجزء الأول من هذه الأطروحة، اقترحنا طريقة من ثلاث خطوات لكشف وتصنيف ضربات القلب الغير منتظمة. في الخطوة الأولى، طبقنا مرشح خطي ذو استجابة نبضية محدودة للحد من الضوضاء في الإشارات الكهربائية للقلب. خطوة استخراج المميزات تستكشف مدى قدرة النموذج الالي رجعي على استخراج خصائص جيدة من أجل تصنيف ضربات القلب الغير منتظمة. ثم في الخطوة الأخيرة، قمنا بتصميم عدد من الشبكات العصبية من نوع شبكة المستقبلات متعددة الطبقات وذلك بتغيير عدد الطبقات، و دالات التنشيط وخوارزميات التعلم. كما قمنا بدراسة كفاءة هذا النظام من حيث سرعة التقارب ودقة تصنيف أنواع مختلفة من نبضات القلب الغير منتظمة التي شملت النبض الطبيعي، الانقباضات الأدينية المبكرة، الانقباضات البطينية المبكرة، تسارع القلب البطيني، الرجفان البطيني، تسارع القلب فوق البطيني التي تم الحصول عليها من قاعدة بيانات معهد ماساتشوستس للتكنولوجيا. من بين خوارزميات التعلم المختلفة، حققت خوارزمية "Resilient backpropagation" أفضل معدل التقارب و حققت خوارزمية "Levenberg-Marquardt" أفضل معدل دقة تصنيف. معدل دقة تصنيف ستة أنواع من ضربات القلب الغير منتظمة كانت من 98.7% إلى 100%، مما يعتبر تحسنا كبيرا.

في الجزء الثاني من هذه الأطروحة، نقترح طريقة لعلاج وتحليل الإشارات الكهربائية للدماغ على أساس التمثيل زمن-تردد.

التحليل زمن-تردد يسمح بالتغلب على القيود المفروضة في الطرق التقليدية لتحليل الإشارات الكهربائية للدماغ وخلق وسيلة لتحليل الاضطرابات الطيفية الخاصة بالاحداث استنادا إلى الكشف عن ظواهر الاتساق أو عدم الاتساق. وقد تم اقتراح خوارزميات عديدة لإنتاج التمثيل زمن-تردد للإشارات الكهربائية للدماغ غير الثابتة. الطرق غير البرامترية التي تستند عموما على تحويل "Fourier" مثل تحويل "Fourier" قصير الامد، تحمل عائقا كبيرا. حيث أنه ونظرا لمبدأ عدم اليقين لهايزنبرغ غابور، فإنه من غير الممكن أن يكون هناك تحديد مثالي في الزمن والتردد في نفس الوقت. الطرق البرامترية التي تستند عموما على النمذجة الالية الرجعية تسمح بتجاوز هذا النقص. حيث أثبتت كفاءتها في حساب الطيف زمن-تردد، في غالب الاحيان يتم استخدام مرشح "Kalman" لتقدير خصائص النموذج المعتمد. ومع ذلك فإن لهذا المرشح أيضا نقائصه و حدوده حيث أن التقديرات غالبا ما تكون غير دقيقة في الوقت مما ينتج عنه طيف أقل موثوقية وأقل تمثيلا للأحداث المتواجدة في الإشارات الكهربائية للدماغ. في هذا العمل، اقترحنا طريقة لتقدير خصائص مرشح "Kalman" بطريقة الية، دون الحاجة الى تعديل يدوية. تمكننا هذه الطريقة من استخدام مصفوفات التغيرات الخاصة

بموضوع الحالة والملاحظة بالإضافة إلى مصفوفة التحول لتحديث التقديرات. هذا النموذج أكثر مرونة وموثوق به لتتبع و رصد مختلف أنواع التغيرات الحاضرة في إشارة غير ثابتة مثل الإشارات الكهربائية للدماغ دون تأخير.

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS.....	iii
RÉSUMÉ.....	v
ABSTRACT.....	vii
ملخص.....	ix
Liste des figures.....	xvii
Liste des tableaux.....	xxiii
Liste des abréviations.....	xxiiiv
<i>CHAPITRE 1 : Introduction générale.....</i>	<i>1</i>
<i>CHAPITRE 2 : Bases cardiologiques et électrocardiographiques.....</i>	<i>6</i>
1. Introduction.....	6
2. Bases cardiologiques.....	7
2.1. Anatomie du cœur humain.....	7
2.2. Le réseau vasculaire.....	9
2.3. Le battement cardiaque.....	11
2.4. La genèse du signal électrique cardiaque.....	12
2.4.1. Le potentiel d'action des cellules du myocarde.....	13
2.4.2. Propagation de l'influx électrique.....	14
3. Bases d'électrocardiographie.....	17
3.1. Techniques d'enregistrement d'ECG.....	17
3.1.1. Histoire de l'électrocardiographie.....	18
3.1.2. L'enregistrement.....	18
3.1.3. Notion de dipôle électrique.....	19
3.2. Analyse de l'ECG.....	21
3.2.1. Les ondes P, QRS, T.....	21
3.2.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG.....	24
3.2.3. Les intervalles de l'ECG.....	24

3.2.4.	Le rythme cardiaque.....	25
3.2.5.	La fréquence cardiaque	25
3.3.	La conduction cardiaque.....	26
3.3.1.	Séquence d'activation électrique cardiaque.....	26
3.3.2.	Régulation de la conduction cardiaque et influence sur les ondes cardiaques	27
4.	Les troubles du rythme.....	28
4.1.	Tachycardies supra-ventriculaires (TSV).....	29
4.2.	Tachycardies ventriculaires (TV).....	29
	Résumé.....	32
<i>CHAPITRE 3 : Les systèmes automatiques de diagnostic des arythmies cardiaques</i>		<i>33</i>
1.	Introduction.....	33
2.	Objectifs et champs d'applications	33
3.	Les composants d'un système de diagnostic automatique des arythmies.....	35
3.1.	Prétraitement.....	35
3.1.1.	Les types de bruit présent dans l'ECG	36
3.1.2.	Méthodes de filtrage de l'ECG.....	38
3.2.	Détection du complexe QRS	40
3.3.	Extraction des caractéristiques	41
3.4.	La classification.....	41
4.	Paramètres d'évaluation des performances.....	42
	Résumé.....	44
<i>CHAPITRE 4 : Expérimentations, résultats et discussions.....</i>		<i>45</i>
1.	Introduction.....	45
2.	Les anomalies cardiaques traitées	46
3.	La base de données MIT-BIH.....	47
4.	Préparation des données ECG pour la classification	47

4.1.	Rythme sinusal normal (RSN).....	48
4.2.	Tachycardie ventriculaire (VT)	49
4.3.	Tachycardie supra ventriculaire (SVT)	50
4.4.	La contraction prématurée ventriculaire (PVC)	50
4.5.	La contraction prématurée auriculaire (APC)	51
4.6.	La fibrillation ventriculaire (VF).....	51
5.	Etape d'extraction des caractéristiques	52
5.1.	La modélisation autorégressive	52
5.2.	Segmentation des signaux ECG et extraction des caractéristiques	53
6.	Etape de classification.....	55
7.	Classification des signaux ECG de deux dérivations.....	59
7.1.	Introduction	59
7.2.	La modélisation autorégressive multi variable	61
7.3.	Phase de classification	62
8.	Discussion	63
	Résumé.....	66
	<i>CHAPITRE 5 : Bases de neurophysiologie et d'électroencéphalographie.....</i>	<i>67</i>
1.	Bases neurophysiologiques	67
1.1	Activité électrique.....	67
1.1.1	Du cerveau au neurone.....	67
1.1.2	Propagation de l'influx nerveux.....	71
1.1.3	Activités de surface	72
1.2	Activité rythmique	75
1.2.1	Différents rythmes corticaux.....	75
1.2.2	Fonction des phénomènes rythmiques	77
1.2.3	Origine des rythmes synchrones	78
1.3	Anatomie fonctionnelle	80

1.3.1	Le système nerveux central	80
1.3.2	Le cortex	81
2.	Modalités d'exploration fonctionnelle cérébrale	85
2.1	Tomographie par émission de positons	85
2.2	Imagerie fonctionnelle par résonance magnétique	85
2.3	Électroencéphalographie et magnétoencéphalographie.....	86
2.4	Comparaisons des modalités d'exploration fonctionnelle.....	87
2.4.1	Degré d'invasivité	87
2.4.2	Résolution spatiale	87
2.4.3	Résolution temporelle	88
2.4.4	Conclusion	88
3.	Procédures d'enregistrement des signaux EEG	89
3.1.	Électrodes et système de placement	90
3.2.	Montage et électrode de référence.....	92
3.3.	Matériels d'acquisition	92
	Résumé.....	94
	<i>CHAPITRE 6 : Analyse des signaux EEG et des signaux non-stationnaires.....</i>	<i>95</i>
1.	État de l'art de l'analyse des signaux EEG	95
1.1.	Approche clinique.....	95
1.1.1.	Analyse visuelle	95
1.1.2.	Potentiels évoqués.....	95
1.2.	Méthodes non paramétriques.....	96
1.2.1.	Distribution des amplitudes	96
1.2.2.	Fonction de corrélation	96
1.2.3.	Analyse spectrale	96
1.3.	Méthodes paramétriques.....	97
1.3.1.	Modèle autorégressif.....	97
1.3.2.	Modèle chaotique.....	97
1.3.3.	Segmentation.....	97

2.	Approches d'analyse des signaux non-stationnaires.....	97
2.1.	Approche adaptative	98
2.2.	Approche évolutive.....	99
2.3.	Stationnarité par morceaux	99
2.4.	Modèle à coefficients aléatoires	100
2.5.	Représentations temps-fréquence	100
<i>CHAPITRE 7 : Analyse temps-fréquence des signaux EEG</i>		<i>103</i>
1.	Introduction.....	103
2.	Méthodologie	106
2.1.	Expansion en fonctions de base des paramètres du modèle TVAR	106
2.2.	Filtre évolutif de Kalman.....	108
3.	Résultats.....	110
3.1.	Résultats des simulations.....	110
3.2.	Analyse temps-fréquence de signaux EEG	112
3.2.1.	Base de données	113
3.2.2.	Résultats de l'analyse de la synchronisation.....	114
4.	Discussions	120
	Résumé.....	122
<i>CHAPITRE 8 : Conclusions et perspectives</i>		<i>123</i>
1.	Conclusions.....	123
1.1.	Rappel des motivations.....	123
1.2.	Résumé des contributions	124
2.	Perspectives	125
	Bibliographie.....	126
	ANNEXES	140

Annexe A : Interface graphique associée au système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques	140
Annexe B : Interface graphique associée au traitement et analyse des signaux EEG.	148
Liste des publications et communications.....	154

LISTE DES FIGURES

Figure 2-1 : Représentation schématique du système cardiovasculaire.	7
Figure 2-2 : Schéma fonctionnel du cœur.	8
Figure 2-3 : Schéma du circuit sanguin. La couleur bleue indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène.....	9
Figure 2-4 : Principes des systoles auriculaire et ventriculaire.	11
Figure 2-5 : Schéma du cœur et de son réseau de conduction électrique.....	13
Figure 2-6 : Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique et échanges ioniques au niveau cellulaire correspondants	15
Figure 2-7 : Parcours du signal électrique cardiaque.	16
Figure 2-8 : Propagation du potentiel d'action dans le cœur.	17
Figure 2-9 : Progression de l'impulsion électrique à travers le cœur.....	27
Figure 2-10 : Schéma du signal enregistré par les électrodes.....	28
Figure 2-11 : Étapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par différentes ondes P, Q, R, S, et T.....	29
Figure 2-12 : Propagation du potentiel d'action dans le cœur et ondes électrocardiographiques de surface correspondantes en sommant toutes les contributions des potentiels d'action.....	30
Figure 2-13 : Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits d'origine musculaire ou respiratoire, après moyennage sur 150 battements.....	31
Figure 2-14 : Exemples schématiques des principaux types de tachycardie.....	38
Figure 3-1 : Représentation schématique d'un système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques.....	36
Figure 3-2 : Exemple d'ECG présentant une dérive de la ligne de base.	37
Figure 3-3 : Exemple d'ECG présentant des interférences 50Hz.	37
Figure 3-4 : Exemple d'ECG présentant des interférences d'origine électromyographique.....	38
Figure 4-1 : Schéma du système de classification automatique des arythmies cardiaques. Les deux dernières étapes sont les plus décisives pour avoir une bonne classification des arythmies cardiaques.....	52

Figure 4-2 : Suppression du bruit du signal l'ECG (enregistrement N°105).....	48
Figure 4-3 : Echantillons du signal ECG normal.	49
Figure 4-4 : Echantillons du signal ECG présentant une tachycardie ventriculaire.....	49
Figure 4-5 : Echantillons du signal ECG présentant une tachycardie supra ventriculaire.	50
Figure 4-6 : Echantillons du signal ECG présentant une contraction prématurée ventriculaire.	51
Figure 4-7 : Echantillons du signal ECG présentant une contraction prématurée auriculaire. 51	
Figure 4-8 : Echantillons du signal ECG présentant une fibrillation ventriculaire.....	52
Figure 4-9 : Segmentation d'un échantillon du signal ECG en trois parties représentatives des trois évènements (ondes P, QRS, et T) du cycle cardiaque.....	54
Figure 4-10 : Discrimination de la tachycardie ventriculaire et la tachycardie supra ventriculaire en utilisant les deux caractéristiques extraites du complexes QRS.	55
Figure 4-11 : Discrimination de la contraction prématurée ventriculaire et le rythme sinusal normal en utilisant les deux caractéristiques extraites du complexes QRS.	55
Figure 4-12 : Segmentation d'un échantillon du signal ECG (SNR) en trois parties représentatives des trois évènements (ondes P, QRS, et T) du cycle cardiaque.	61
Figure 4-13 : Segmentation d'un échantillon du signal ECG (PVC) en trois parties représentatives des trois évènements (ondes P, QRS, et T) du cycle cardiaque.	61
Figure 5-1 : Le neurone biologique. Il est composé d'un corps cellulaire, le péricarion, et de deux types de fibres : les dendrites, fibres afférentes et l'axone, fibre efférente.....	68
Figure 5-2 : Principe du tout ou rien du potentiel d'action.	69
Figure 5-3 : Déclenchement d'un potentiel post-synaptique.....	70
Figure 5-4 : La conduction saltatoire.	71
Figure 5-5 : Corrélation entre l'activité intracellulaire des cellules corticales et les ondes EEG de surface.....	73
Figure 5-6 : Deux exemples d'organisation neuronale rencontrés dans le système nerveux central avec les lignes de flux de courant qu'ils génèrent.....	73
Figure 5-7 : Champs électriques générés par les courants synaptiques..	74
Figure 5-8 : Illustration de la réaction d'arrêt de Berger. Les ondes alpha disparaissent dès que le sujet ouvre les yeux.	76

Figure 5-9 : Les rythmes corticaux.	76
Figure 5-10 : Représentation des synchronisations à longue et courte distances.....	78
Figure 5-11 : Modèle d'oscillateur à deux neurones.....	79
Figure 5-12 : Le système nerveux central.....	80
Figure 5-13 : Les lobes cérébraux.....	81
Figure 5-14 : Neuroanatomie fonctionnelle.....	83
Figure 5-15 : Homunculus. Représentation des différentes parties du corps déformées selon la place qu'ils occupent dans les cortex moteur (gauche) et sensitif (droite).	84
Figure 5-16 : Classification des techniques d'imagerie fonctionnelle..	89
Figure 5-17 : Système standard international de placement des électrodes.....	91
Figure 5-18 : Bonnet et électrodes EEG.....	92
Figure 5-19 : Un système d'acquisition EEG. Les différences de potentiels électriques sur le scalp sont enregistrées par des électrodes reliées à un ensemble composé d'une tête, d'un amplificateur, d'un filtre analogique coupe-bande de 50Hz et d'un système d'écriture sur disque dur pour la sauvegarde des signaux EEG.....	93
Figure 7-1 : Estimation des paramètres par le filtre de Kalman en utilisant une grande et une petite valeur de Q.....	113
Figure 7-2 : Un exemple de réalisation d'un processus TVAR d'ordre 6.....	111
Figure 7-3 : Estimation d'un paramètre variant dans le temps ($a_6(n)$), ligne bleu: valeur réelle, ligne verte: filtre de Kalman, ligne rouge: la méthode proposée.	111
Figure 7-4 : Variance des estimations, ligne verte: filtre de Kalman, ligne rouge: la méthode proposée.....	111
Figure 7-5 : Biais des estimations, ligne verte: filtre de Kalman, ligne rouge: la méthode proposée.....	112
Figure 7-6 : Enchaînement temporel d'un essai et positions des électrodes.....	113
Figure 7-7 : Exemple d'un signal EEG issue de la base de Graz.....	114
Figure 7-8 : Fréquence instantanée du signal, ligne rouge : filtre de Kalman, ligne verte : la méthode proposée.....	114
Figure 7-9 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).....	115
Figure 7-10 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).....	115

Figure 7-11 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).	115
Figure 7-12 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).	116
Figure 7-13 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).	116
Figure 7-14 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).	116
Figure 7-15 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).	117
Figure 7-16 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).	117
Figure 7-17 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).	118
Figure 7-18 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).	118
Figure 7-19 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).	118
Figure 7-20 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).	119
Figure 7-21 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).	119
Figure 7-22 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).	119
Figure 7-23 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).	120
Figure 7-24 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).	120
Figure A-1 : Interface de la page d'accueil du système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques.	140
Figure A-2 : Interface graphique mise en place pour l'acquisition du signal ECG (un enregistrement de 30 min).	141
Figure A-3 : Aperçue agrandis de l'interface graphique mise en place pour l'acquisition du signal ECG.	141

Figure A-4 : Interface graphique mise en place pour le prétraitement du signal ECG (un enregistrement de 30 min).....	142
Figure A-5 : Aperçue agrandis de l’interface graphique mise en place pour le prétraitement du signal ECG.....	142
Figure A-6 : Interface graphique mise en place pour la détection des pics R qui représentent les évènements les plus importantes dans les cycles cardiaques.	143
Figure A-7 : Aperçue agrandis de l’interface graphique mise en place pour la détection des pics R.....	143
Figure A-8 : Interface graphique mise en place pour la segmentation des trois segments qui représentent les évènements les plus importantes dans un cycle cardiaque (Ondes P, QRS, et T).....	144
Figure A-9 : Interface graphique mise en place pour l’extraction des caractéristiques pertinentes pour la reconnaissance et la détection des arythmies cardiaques. ...	144
Figure A-10 : Séparation des deux classes (VT et SVT) en utilisant des caractéristiques extraites par la méthode proposée.....	145
Figure A-11 : Schéma du réseau de neurones utilisé pour la classification finale des arythmies.	145
Figure A-12 : Etape d’apprentissage du réseau de neurones.	146
Figure A-13 : Matrice de confusion pour les données de test.....	147
Figure A-14 : Page d’accueil de l’interface du système de traitement et d’analyse des signaux EEG.....	148
Figure A-15 : Synthèse d’un signal contenant quatre transitions rapides.	148
Figure A-16 : Estimation des paramètres du signal synthétique par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.	149
Figure A-17 : Estimation des paramètres des signaux synthétiques moyennée sur 100 réalisations par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.	149
Figure A-18 : Variance des estimations des paramètres des signaux synthétiques moyennée sur 100 réalisations par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.	150
Figure A-19 : Biais des estimations des paramètres des signaux synthétiques moyennées sur 100 réalisations par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.....	150
Figure A-20 : Signal EEG réel.	151
Figure A-21 : Spectre temps-fréquence du signal EEG calculé par le filtre de Kalman.....	151
Figure A-22 : Spectre temps-fréquence du signal EEG calculé par la méthode proposée, le spectre est plus lisse.....	152

Figure A-23 : Fréquence instantanée estimée par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.	152
Figure A-24 : Fréquence instantanée estimée par le filtre de Kalman et par la méthode proposée pendant un mouvement de la main droite.....	153
Figure A-25 : Fréquence instantanée estimée par le filtre de Kalman et par la méthode proposée pendant un mouvement de la main gauche.....	153

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 4-1 :	Exemples des vecteurs des caractéristiques extraites pour chacune des arythmies cardiaques considérées dans cette étude.....	54
Tableau 4-2 :	Classes des signaux ECG et leurs représentations des sorties du réseau de neurones.....	57
Tableau 4-3 :	Les différents algorithmes d'apprentissage utilisés par le MLP.....	57
Tableau 4-4 :	Comparaison des résultats en termes de précision totale et vitesse de convergence des différents algorithmes d'apprentissage. (Les meilleurs résultats sont en gras).....	58
Tableau 4-5 :	Matrice de confusion.....	59
Tableau 4-6 :	Taux de sensibilité et de spécificité pour les six types d'arythmies.....	59
Tableau 4-7 :	Matrice de confusion pour la classification automatique de 750 échantillons des signaux ECG présentant les cinq types d'arythmies considérés.....	63
Tableau 4-8 :	Taux de Sensibilité, de Spécificité, et de précision pour les cinq types d'arythmies cardiaques.....	63

LISTE DES ABREVIATIONS

APC	:	Atrial premature contraction (contraction auriculaire prématurée)
AR	:	Autorégressif
AV	:	Auriculo-ventriculaire
BPM	:	Battement par minute
Ca ²⁺	:	Ion de calcium
Cl ⁻	:	Ion de Chlorure
CUDB	:	Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database
DP	:	Différence de potentiel
DSP	:	Densité spectrale de puissance
ECG	:	Electrocardiogramme
EEG	:	Electroencéphalogramme
EMG	:	Electromyogramme
ERD	:	Event-related desynchronisation
ERS	:	Event-related synchronisation
ERSP	:	Event-related spectral perturbations
FA	:	fibrillation auriculaire
FIA	:	Flutter auriculaire
FN	:	Faux négatif
FP	:	Faux positif
IRM	:	Imagerie par résonance magnétique nucléaire
IRMf	:	Imagerie par résonance magnétique nucléaire fonctionnelle
K ⁺	:	Ion de Potassium
MIT	:	Massachusetts institute of technology
MITDB	:	MIT-BIH Arrhythmia Database
MLP	:	Multilayer perceptron
MVAR	:	Multivariate autoregressive
Na ⁺	:	Ion de Sodium
NSR (RSN)	:	Normal sinus rythm (rythme sinusal normal)
PA	:	Potentiel d'action
PPSE	:	Potentiel post-synaptique excitateur
PPSI	:	Potentiel post-synaptique inhibiteur
PRA	:	période réfractaire absolue
PRR	:	période réfractaire relative
PVC	:	Premature ventricular contraction (contraction ventriculaire prématurée)
QRS	:	Complexe des ondes Q, R, et S
RLS	:	Recursive least squares
SVDB	:	Supraventricular Arrhythmia Database
SVT (TSV)	:	Supra ventricular tachycardia (tachycardie supra ventriculaire)
TEP	:	Tomographie par émission de positons
TJ	:	Tachycardie jonctionnelle
TS	:	Tachycardie sinusale
TVAR	:	Time varying autoregressif model
VF (FV)	:	Ventricular fibrillation (fibrillation ventriculaire)

VN	:	Vrai négatif
VP	:	Vrai positif
VT (TV)	:	Ventricular tachycardia (tachycardie ventriculaire)

CHAPITRE 1

Introduction générale

Avec l'émergence du «tout numérique», les techniques de traitement du signal trouvent aujourd'hui des applications dans pratiquement tous les domaines technologiques: télécommunications, multimédia, ingénierie médicale, télédétection satellitaire, synthèse d'images, réalité virtuelle, traitement automatique du langage naturel, de la parole et des documents, etc.

Le traitement du signal est la discipline qui développe et étudie les techniques de traitement, d'analyse et d'interprétation des signaux. Parmi les types d'opérations possibles sur ces signaux, on peut dénoter le contrôle, le filtrage, la compression de données, la transmission de données, le débruitage, la prédiction, l'identification, la classification, etc.

Les techniques de traitement du signal permettent l'analyse des signaux physiologiques pour en extraire les caractéristiques importantes et étudier leur pertinence pour la localisation des zones pathologiques. Le traitement et l'analyse des signaux biomédicaux, tels que l'électrocardiogramme (ECG), l'électroencéphalogramme (EEG) et l'électromyogramme (EMG), sont d'une nécessité primordiale dans plusieurs disciplines de la médecine.

Particulièrement, la détection et la classification des événements dans un signal suscitent un intérêt grandissant depuis plusieurs années dans le domaine de l'ingénierie biomédicale. Pluridisciplinaire, elles progressent grâce aux avancées dans les divers domaines du traitement du signal. C'est dans le cadre des signaux biomédicaux que notre recherche s'inscrit : le but de ce travail est de développer un outil de recherche et de diagnostic fondé sur l'analyse des signaux électrocardiogrammes et électroencéphalogrammes. C'est un travail méthodologique de traitement de signal qui a comme objectif médical l'amélioration des algorithmes implantés dans les équipements médicaux et les prothèses cardiaques ou bien dans les systèmes d'interface homme-machine basés sur les signaux EEG. Ceux-ci représentent un souci majeur de la santé mondiale et nationale pour diminuer la mortalité et améliorer la qualité de vie chez les patients atteints des maladies cardiovasculaires ou des handicaps physiques.

Même si les connaissances acquises en cardiologie sont grandes, le cœur n'a pas encore dévoilé tous ses secrets. Pourtant les médecins disposent de nombreux moyens pour l'étudier et vérifier son bon fonctionnement. Notamment, ils utilisent l'électrocardiogramme, qui est une

représentation graphique temporelle des différences de potentiels des forces électriques qui conduisent à la contraction musculaire cardiaque. L'électrocardiogramme contient énormément d'informations sur le fonctionnement et les éventuelles pathologies du cœur. Grâce à leur expérience, les médecins relèvent des pathologies éventuelles. L'importation des méthodes de traitement du signal appliquées au domaine médical, et en particulier au cardiaque, fournissent alors une aide au diagnostic. On peut ajouter à cela un aspect non clinique qu'est la modélisation du fonctionnement cardiaque dans un cas non pathologique. En effet, la mise au point d'appareillages implantables, tels que les pacemakers, nécessite une connaissance fine du fonctionnement du cœur afin de restituer de façon la plus fidèle son cycle naturel.

Dans le domaine du traitement de signaux ECG, un des axes importants de recherche est le développement des systèmes automatiques de détection et de classification des arythmies cardiaques, ce type de système est d'une nécessité primordiale dans le domaine clinique.

L'extraction de caractéristiques pertinentes est l'étape critique qui définit la réussite d'un système de classification automatique des arythmies cardiaques, Parmi les techniques souvent utilisées pour l'extraction des caractéristiques on peut citer les transformées en ondelettes, la modélisation autorégressive, et le développement en série de Fourier ou en fonctions d'Hermite, la plupart de ces méthodes conduit à des bonnes taux de classification. Cependant, nous avons fait trois constats qui présentent une limitation à ces techniques : l'extraction de caractéristiques se fait à partir de segments ECG de taille fixe malgré la variabilité du rythme cardiaque d'une personne à l'autre et même chez la même personne. Le deuxième constat est que l'extraction de paramètres se fait à partir de segments ECG d'une manière globale sans prendre en considération les trois événements majeurs présents dans un cycle cardiaque. Le dernier constat est l'utilisation d'un signal ECG d'une seule dérivation alors qu'on dispose de systèmes qui enregistrent des signaux sur 12 dérivations.

A la fin de l'étape précédente, nous disposons d'un vecteur de caractéristiques qui servira d'entrée au classificateur. Plusieurs types de classificateurs ont été testés : les séparateurs à vaste marge [1], les réseaux de neurones artificiels [2], etc. Les réseaux de neurones artificiels sont le cœur de plusieurs applications réelles, ils constituent un outil indispensable qui a fait ses preuves dans la pratique par leurs caractéristiques de généralisation et de robustesse face au bruit. Nous nous sommes concentrés principalement dans notre travail sur une architecture neuronale qui est généralement la plus utilisée pour la classification des anomalies cardiaques: **le Perceptron Multi-Couche (MLP)**.

Si l'humanité a pu accumuler d'énormes connaissances sur le fonctionnement du cœur et sur les différents troubles qui peuvent l'affecter, le cerveau reste encore un mystère, on connaît très peu sur son fonctionnement, sur la manière dont se réalisent la perception et la conscience, les recherches sont encore au début.

L'analyse temps-fréquence permet de dépasser les limitations de techniques traditionnelles d'analyse des signaux EEG, et de créer une méthode d'analyse des perturbations spectrales événementielles basée sur la détection des phénomènes de synchronisation ou de désynchronisation. Nombreux algorithmes ont été proposés pour produire une représentation temps-fréquence des signaux EEG non stationnaires. Les méthodes non paramétriques, généralement basées sur la transformée de Fourier comme la transformée de Fourier à court terme, présentent un inconvénient majeur; compte tenu du principe d'incertitude de Gabor-Heisenberg, il est impossible d'avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence. Les méthodes paramétriques généralement basées sur la modélisation autorégressive permettent de dépasser cet inconvénient. Elles ont prouvé leurs performances pour le calcul du spectre temps-fréquence, souvent on recourt au filtre de Kalman pour estimer les paramètres du modèle adopté. Cependant, ce filtre présente aussi des limitations; les estimations sont souvent décalées dans le temps ce qui conduit à un spectre temps-fréquence peu fiable ou représentatif des événements présents dans un signal EEG.

Ainsi, on a cherché à répondre à ces limitations théoriques en mettant au point des méthodes qui ne font pas appel aux hypothèses des méthodes standards.

Dans ce manuscrit, nous avons fait le choix de ne pas consacrer un chapitre entier à l'état de l'art des techniques de traitement et d'analyse des signaux EEG et des signaux ECG, nous détaillerons ces techniques au fur et à mesure des besoins. Chaque chapitre commence par une introduction et conclut par un résumé. Le manuscrit de thèse est divisé en huit chapitres et deux annexes. Le contenu de ces chapitres et annexes est structuré de la manière suivante :

Le chapitre 1 expose brièvement les systèmes de détection et de classification automatique des arythmies cardiaques et l'analyse temps-fréquence des signaux EEG pour la détection d'épisodes de synchronisations et de désynchronisations dans des régions corticales.

Le chapitre 2 présente les bases de la cardiologie : l'anatomie du cœur, le réseau vasculaire, et la genèse du battement cardiaque, puis il introduit les différentes techniques d'enregistrement des signaux ECG. Finalement, les troubles de rythmes ont été présentées en

se focalisant sur les tachycardies qui sont les plus dangereuses.

Le chapitre 3 détaille les systèmes de détection et de classification automatique des arythmies cardiaques en présentant leur nécessité et leurs champs d'applications ainsi que ses composants principaux en se focalisant sur l'extraction de paramètres pertinents et sur la classification finale des arythmies cardiaques.

Le chapitre 4 expose les méthodes d'analyse de signaux ECG que nous proposons. Elles comprennent trois modules : un module de prétraitement, un module d'extraction de caractéristiques et un classificateur. Nous avons utilisé un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie pour débruiter les signaux ECG dans le module de prétraitement. Dans le module d'extraction de caractéristiques, nous avons extrait six coefficients par la modélisation AR qui serviront comme caractéristiques efficaces pour différencier les battements normaux des autres rythmes anormaux. Ensuite, un certain nombre de réseaux de neurones MLP avec un nombre différent de couches cachées et différents algorithmes d'apprentissage ont été conçus. Les performances de classification de ces architectures neuronales ont été comparées pour six différentes classes de signaux ECG.

Le chapitre 5 décrit les bases des processus de neurophysiologie à l'origine de l'activité électrique qu'il est possible d'enregistrer à la surface du scalp, les différentes modalités d'exploration cérébrale ainsi que les procédures d'enregistrement des signaux EEG.

Le chapitre 6 présente les différentes approches d'analyse des signaux EEG comme l'approche clinique, les méthodes non paramétriques, et les méthodes paramétriques. Ensuite, les méthodes d'analyse des signaux non stationnaires ont été présentées.

Le chapitre 7 expose la méthodologie et les résultats de notre méthode basée sur l'analyse temps-fréquence qui présente une bonne alternative pour l'exploration de l'activité cérébrale basée sur l'analyse des signaux EEG. Les méthodes paramétriques ont prouvé leurs performances pour le calcul du spectre temps-fréquence, souvent on recourt au filtre de Kalman pour estimer les paramètres du modèle adopté. Dans ce travail, nous avons proposé une méthode pour améliorer les performances du filtre de Kalman à suivre efficacement les différents types de changements présents dans un signal non stationnaire comme les signaux électro-corticaux.

Le chapitre 8 conclut le manuscrit avec un résumé des apports nouveaux de cette thèse et une discussion sur la manière d'étendre ces méthodes d'analyse, dans leurs champs d'application et dans les phénomènes détectés.

Les annexes présentent les deux interfaces graphiques développées sous Matlab pour illustrer les différentes étapes abordées pour le traitement et l'analyse des signaux ECG et EEG.

Partie I : Traitement et analyse des signaux ECG.

CHAPITRE 2

Bases cardiologiques et électrocardiographiques

1. Introduction

Le système cardiovasculaire est constitué du cœur et du système vasculaire dont les fonctionnalités sont schématisées sur la figure 2-1. Sa fonction principale est d'assurer la circulation du sang dans l'organisme afin de satisfaire aux besoins énergétiques et au renouvellement cellulaire, quelles que soient les conditions ambiantes et l'activité de l'individu [1]. Pour ce faire, l'activité cardiaque et la pression sanguine doivent être soumises à une régulation permanente, ce qui définit la notion d'homéostasie. En effet, l'homéostasie se définit comme "la capacité de l'organisme de maintenir un état de stabilité relative des différentes composantes de son milieu interne et ce, malgré les variations constantes de l'environnement externe". Le fonctionnement du cœur se base sur l'enchaînement temporel d'événements mécaniques et électriques complexes régulés de manière dynamique. L'activité cardiaque est cyclique; la séquence de tous ces événements qui la composent dure une seconde environ au repos. Elle se répète durant toute la vie, assurant une circulation sanguine et une oxygénation incessantes. Ainsi, un cœur moyen pompe environ 6 litres de sang par minute, soit près de 220 millions de litres de sang en 70 ans de vie.

L'électrocardiographie 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 corps par le cœur en activité. Les innombrables cellules musculaires qui le constituent sont dotées de propriétés spéciales dont les deux plus importantes sont le pouvoir mécanique de contraction et l'activité électrique rythmique, elle-même liée à des déplacements ioniques à travers la membrane des cellules. La dépolarisation très brusque, se maintient environ durant 0,3 secondes puis est suivie aussitôt de la repolarisation qui rétablira les charges électriques initiales. Elle se propage rapidement de proche en proche, aux cellules voisines et finalement au cœur tout entier en 5 centièmes de seconde environ. Cependant, comme la repolarisation est beaucoup plus lente, la durée totale de l'activation de la masse cardiaque est de l'ordre de 40 centièmes de seconde. L'état de repos électrique dure environ 60 centièmes de seconde. Ainsi, le rythme

de l'activité du cœur est de 60 à 80 activations par minute au repos. L'électrocardiographie consiste à recueillir au niveau de la peau le champ électrique créé par ces courants d'activités de la fibre musculaire cardiaque, à l'amplifier puis l'enregistrer. L'électrocardiogramme s'est révélé comme étant une technique primordiale pour la surveillance ou pour le diagnostic. L'abréviation usuelle utilisée pour parler de l'électrocardiogramme est l'ECG, en anglais comme en français.

Ce premier chapitre de la thèse présente des notions générales d'anatomie et d'électro-physiologie, il décrit le fonctionnement du cœur et du système vasculaire, ses principales fonctions et ses composantes principales. Les caractéristiques du cycle cardiaque ainsi que le processus de propagation cardiaque seront ensuite exposés. L'accent sera mis ensuite sur l'électrocardiogramme (ECG) : sa genèse, les différents types d'enregistrements, et ses composantes qui seront étudiées dans les parties suivantes. Puis on introduit les différentes techniques d'enregistrement des signaux ECG. Finalement, les troubles de rythme ont été présentés en se focalisant sur les tachycardies qui sont les plus dangereuses.

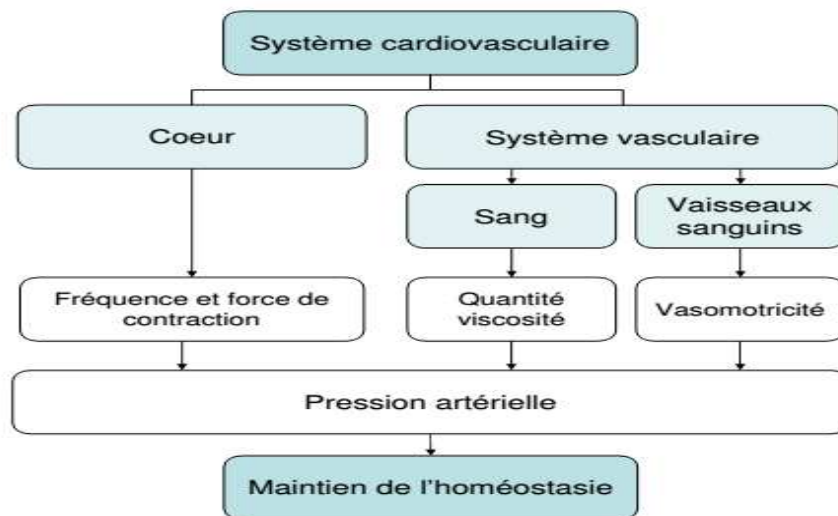


Figure 2-1 : Représentation schématique du système cardiovasculaire.

2. Bases cardiologiques

2.1. Anatomie du cœur humain

Le cœur est un organe creux et musculaire comparable à une pompe, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Dans le corps humain, le cœur se situe un peu à gauche du centre du thorax, en arrière du sternum. Il est l'élément central du système cardiovasculaire. Il est connecté au reste de l'organisme par le biais de vaisseaux associés : les

deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'artère aorte, comme l'illustre la figure 2-2.

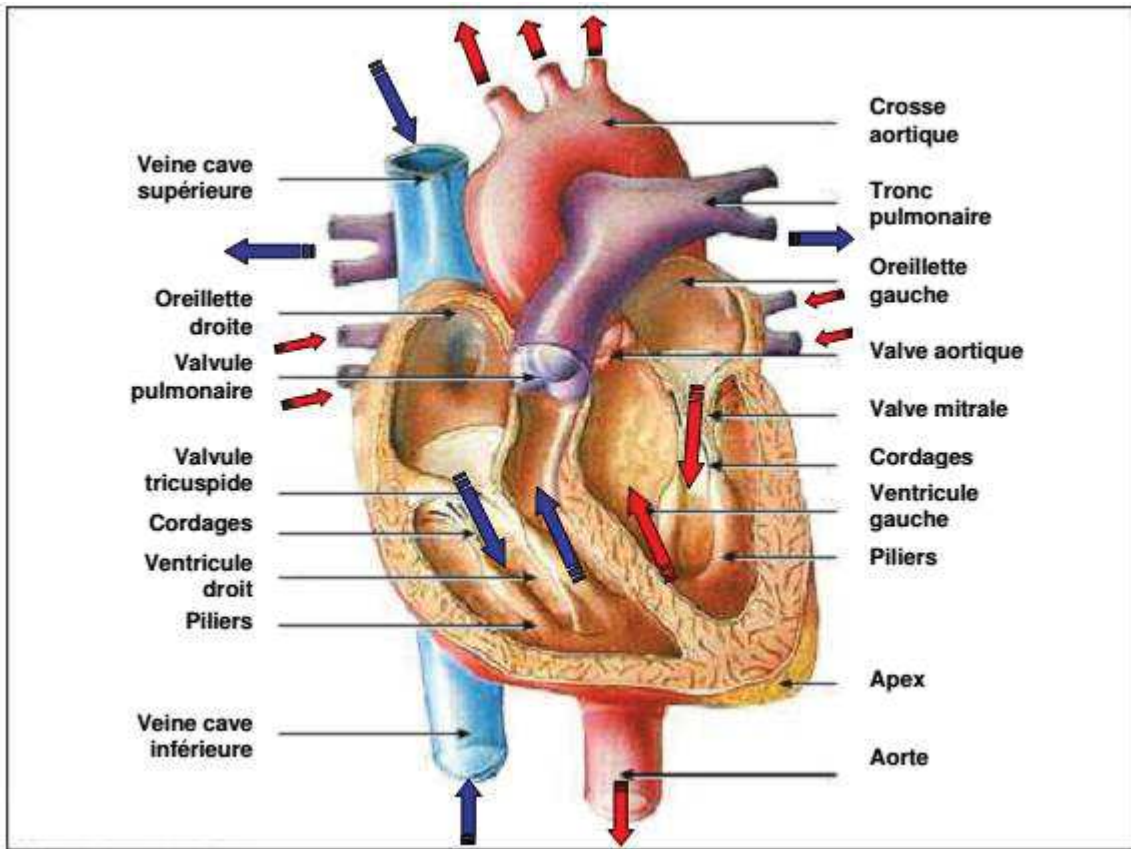


Figure 2-2 : Schéma fonctionnel du cœur.

Le cœur d'un adulte pèse de 300 à 350 grammes. Il se décompose en quatre chambres : les oreillettes en haut, et les ventricules en bas. Une cloison musculaire épaisse, le septum, divise le cœur en deux morceaux. Chaque côté, droit et gauche, est composé de deux cavités : l'oreillette et le ventricule, reliés entre eux par une valve qui assure, à l'état normal, un passage unidirectionnel du sang. Pour la cavité de droite, cette valve d'admission est la valve tricuspide, pour la cavité de gauche c'est la valve mitrale. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). A l'état normal, ces valves d'admission et d'échappement empêchent le sang de refluer et ne peuvent être ouvertes en même temps. Le cœur est donc séparé en deux moitiés indépendantes (droite et gauche), chacune composée d'une oreillette et d'un ventricule. Sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire, sa partie gauche renferme du sang riche en oxygène, et le propulse vers le reste du corps, hormis les poumons. Les parois du cœur sont constituées par un tissu musculaire, appelé le myocarde, qui est

composé de cellules musculaires cardiaques spécialisées, les cardiomyocytes, qui ne ressemblent à aucun autre tissu musculaire du corps. En particulier, ces cellules sont intétanisables, ce qui signifie qu'elles sont incapables de contraction prolongée. De plus ces cellules sont excitables, automatiques et indépendantes, conductrices et contractiles [2]. Les tissus annexes du myocarde sont l'endocarde, qui le tapisse à l'intérieur, et le péricarde, qui l'entoure à l'extérieur. Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons. Leurs parois sont alors plus épaisses que celles des oreillettes, et la contraction des ventricules est plus importante pour la distribution du sang. Le ventricule gauche est bien plus massif que le droit parce qu'il doit exercer une force considérable pour forcer le sang à travers tout le corps contre la pression corporelle, tandis que le ventricule droit ne dessert que les poumons (voir figure 2-3).

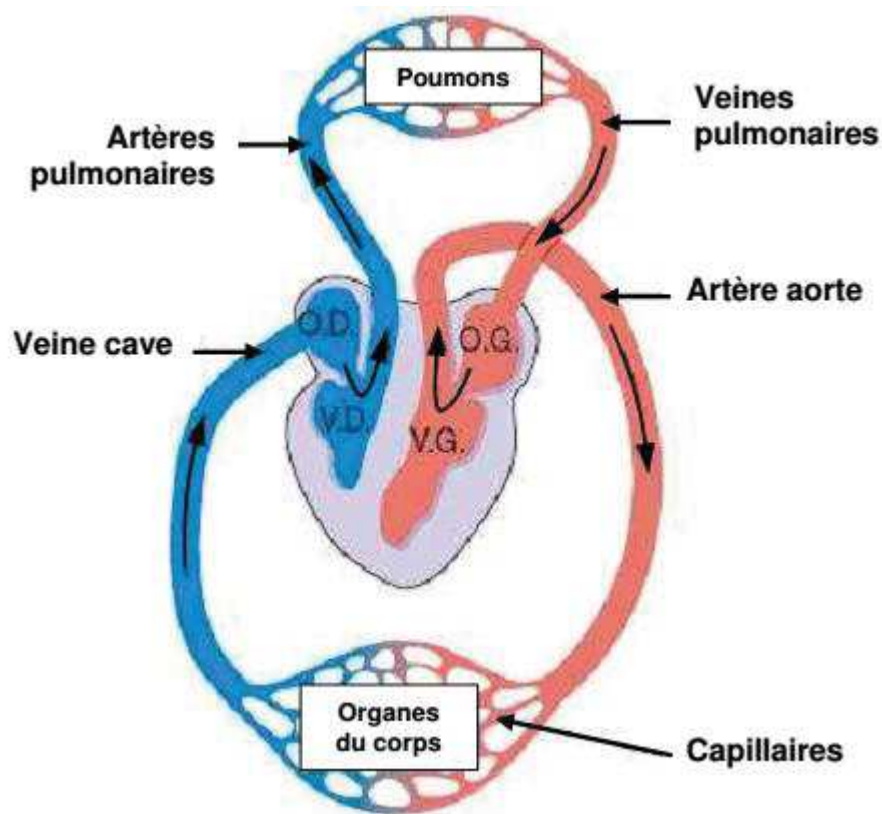


Figure 2-3 : Schéma du circuit sanguin. La couleur bleue indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène.

2.2. Le réseau vasculaire

Le circuit sanguin est présenté schématiquement par la figure 2-3. Du sang dépourvu d'oxygène par son passage dans le corps entre dans l'oreillette droite par deux

veines caves, supérieure et inférieure. Il traverse ensuite le ventricule droit d'où il est éjecté dans l'artère pulmonaire vers les poumons. Ce cycle correspond à la circulation dite pulmonaire, ou la petite circulation. Après avoir perdu son dioxyde de carbone et être ré-oxygéné dans les poumons, le sang passe par les veines pulmonaires vers l'oreillette gauche. De là, le sang oxygéné entre dans le ventricule gauche. Celui-ci est la chambre pompante principale, ayant pour but d'expulser le sang oxygéné par l'aorte vers toutes les parties du corps, sauf les poumons. On parle alors de circulation dite systémique ou générale.

Le sang provenant du cœur est conduit aux différents organes par les artères et leurs embranchements. A chaque niveau du système circulatoire, les artères jouent un rôle quelque peu différent. Leur rôle respectif se traduit par l'épaisseur relative de leur paroi et leur composition histologique. Les différents organes et parties de l'organisme n'éprouvent pas tous les mêmes besoins en sang. Par exemple, une petite glande comme la thyroïde ne demande pas le même volume sanguin qu'une glande aussi considérable que le foie. De plus, le besoin de chacun d'eux varie selon son niveau d'activité. Il va de soi que les muscles des jambes nécessitent un apport sanguin beaucoup plus considérable durant la course que pendant le sommeil. Une façon d'ajuster l'apport sanguin aux besoins individuels et ponctuels des organes est de modifier le calibre des artères qui distribuent le sang à ces organes et, de ce fait, régler la quantité de sang qui les atteint. Le système vasculaire est alors composé d'artères, d'artérioles, de capillaires, de veinules et de veines:

- Les artères : les ventricules livrent le sang aux grandes artères sous forte pression (pression systolique). Pour accommoder une telle pression, la paroi de ces artères doit pouvoir être étirée; elles sont alors dotées de propriétés élastiques. Les artères les plus importantes sont : l'artère pulmonaire, qui conduit le sang du ventricule droit vers les poumons, l'artère aorte et les grosses artères qui conduisent le sang vers la périphérie.
- Les petites artères ou artérioles : une fois le sang artériel distribué aux organes par les artères musculaires, les artérioles en réduisent la pression pour le livrer à des vaisseaux à mince paroi sans briser celle-ci, les capillaires.
- Les capillaires : sites des échanges des gaz respiratoires, substances nutritives et déchets métaboliques entre le sang qu'ils renferment et le compartiment extra-sanguin du tissu qu'ils parcourent, les capillaires réduisent l'épaisseur de leur paroi au strict minimum.

- Les veinules : elles font suite aux capillaires et sont chargées du retour du flux sanguin en direction du cœur.
- Les veines : elles ferment le circuit sanguin et ont pour fonction de ramener le sang à l'oreillette droite du cœur.

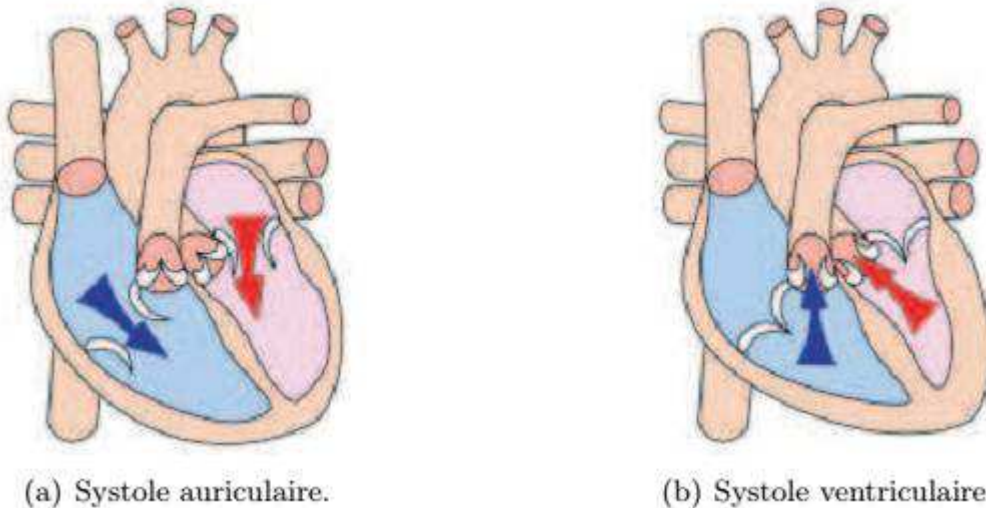


Figure 2-4 : Principes des systoles auriculaire et ventriculaire.

2.3. Le battement cardiaque

Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'événements mécaniques et électriques collectivement appelés la révolution cardiaque. Celle-ci consiste en trois étapes majeures : la systole auriculaire, la systole ventriculaire et la diastole. Dans la systole auriculaire présentée par la figure 2-4 (a), 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 fermeture de ces valvules produit le son familier du battement du cœur.

La systole ventriculaire, illustrée par la figure 2-4 (b), implique la contraction des ventricules expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules sigmoïdes (la valvule pulmonaire à droite et la valvule aortique à gauche) se ferment.

Enfin, la diastole (la relaxation de toutes les parties du cœur) permet le remplissage passif des ventricules et l'arrivée de nouveau sang. Les phases de contractions harmonieuses des oreillettes et des ventricules sont commandées par la propagation d'une impulsion électrique. Lorsque la fréquence cardiaque change, la diastole est raccourcie ou rallongée tandis que la durée de la systole reste relativement stable.

2.4. La genèse du signal électrique cardiaque

Comme tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. En effet, le cœur comporte un réseau intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction (voir figure 2-5). Lors d'une activité cardiaque normale, la stimulation électrique du myocarde naît du nœud sinusal (ou nœud de Keith & Flack), pacemaker naturel du cœur. Après avoir traversé l'oreillette, cette stimulation électrique transite par le nœud auriculo-ventriculaire (ou nœud d'Aschoff-Tawara) avant de rejoindre les ventricules via le réseau de distribution nodal c'est à dire, le faisceau de His, les branches de Tawara et le réseau terminal de Purkinje (voir figure 2-5). Pendant la période d'activité (liée à la systole) et de repos (liée à la diastole), les cellules cardiaques sont le siège de phénomènes complexes électriques membranaires et intracellulaires, qui sont à l'origine de la contraction.

Chaque cellule cardiaque est le siège d'échanges membranaires dans lesquels sont impliqués différents ions : le sodium Na^+ , le potassium K^+ , le calcium Ca^{2+} et le chlorure Cl^- . Les variations de potentiels observées au cours d'un cycle cardiaque correspondent à des modifications de la perméabilité membranaire liées aux échanges ioniques. Au repos, l'intérieur de la membrane cellulaire est chargé négativement par rapport à l'extérieur, pris comme référence. Cette différence de potentiel (potentiel de repos cellulaire) dépend des concentrations ioniques dans les milieux intra et extracellulaire; pour les cellules ventriculaires, sa valeur est voisine de -90 mV. Quand une impulsion électrique d'amplitude suffisante agit sur une cellule excitable, l'intérieur de la cellule devient rapidement positif par rapport à l'extérieur à cause des échanges ioniques décrits par la suite. Ce processus est la dépolarisation cellulaire et est suivi par le processus de repolarisation cellulaire, c'est à dire lorsque la cellule revient à son état de repos.

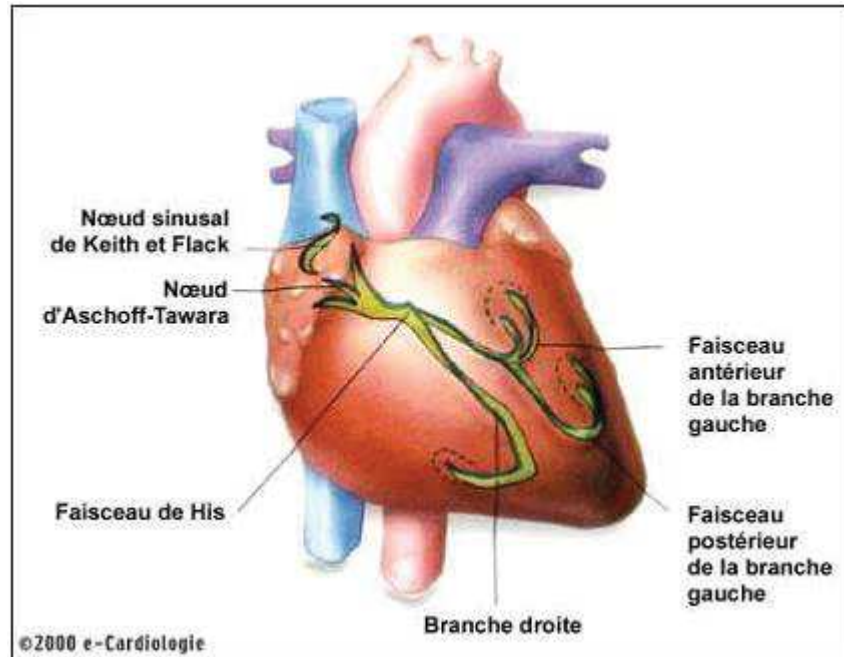


Figure 2-5 : Schéma du cœur et de son réseau de conduction électrique.

2.4.1. Le potentiel d'action des cellules du myocarde

Les cellules du myocarde présentent une différence de potentiel (DP) électrique de part et d'autre de leurs membranes due aux différences de concentrations en ions sodium Na^+ , potassium K^+ , calcium Ca^{2+} et chlorure Cl^- . Au repos, cette différence de concentrations détermine la différence de potentiel intra- (négatif) et extracellulaire (positif) qui est de l'ordre de -90 mV . La contraction du myocarde est précédée d'une inversion de DP : ce phénomène constitue un potentiel d'action (PA). Ces phénomènes électriques s'accompagnent d'une inexcitabilité électrique durant la période réfractaire tout d'abord totale, puis relative du myocarde.

Lors de la contraction du myocarde, des échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action, présenté sur la figure 2-6, qui comprend 5 phases successives :

- La phase 0 ou dépolarisation rapide : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un afflux rapide d'ions Na^+ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.
- La phase 1 ou début de repolarisation : elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux sortant d'ions de potassium K^+ .

- La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca^{2+} dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K^{+} continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.
- La phase 3 ou repolarisation : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au potentiel de repos originel. Durant cette phase, les ions K^{+} sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.
- La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule est plus facilement excitable.

A noter qu'il existe une période durant laquelle toute stimulation externe serait incapable de générer un nouveau PA : la période réfractaire absolue (PRA). Cet intervalle de temps se situe entre le début du PA et la moitié de la phase 3 environ (aux alentours de -50 mV), pendant lequel la cellule est inexcitable. Cette période est suivie par la période réfractaire relative (PRR) pendant laquelle un début de réponse commence progressivement à apparaître avec des intensités de stimulation très élevées, mais qui se rapprochent peu à peu de la valeur normale. Ces périodes réfractaires sont dues aux états d'inactivation par lesquels passent les canaux sodiques et calciques avant de retrouver leur état de disponibilité initial.

2.4.2. Propagation de l'influx électrique

La stimulation électrique d'une cellule musculaire détermine l'apparition d'une activité électrique et mécanique. Sous l'effet de la stimulation, la surface cellulaire se dépolarise rapidement, ce qui donne lieu à un courant électrique, qui entraîne la contraction. Puis la phase de repolarisation survient, plus lente, ramenant la cellule à son état électrique initial. La propagation de l'activité électrique au sein du cœur est assurée par le réseau de conduction électrique présenté schématiquement sur la figure 2-7. C'est au sein du nœud sinusal, situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, que l'activité électrique prend naturellement naissance. Structure de 1 centimètre de diamètre à la jonction de la veine cave supérieure et de l'oreillette droite, le nœud sinusal est le stimulateur cardiaque, le "pacemaker" physiologique. Il émet 60 à 100 stimuli par minute en fonctionnement normal, et il est influencé par les systèmes nerveux sympathique et parasympathique.

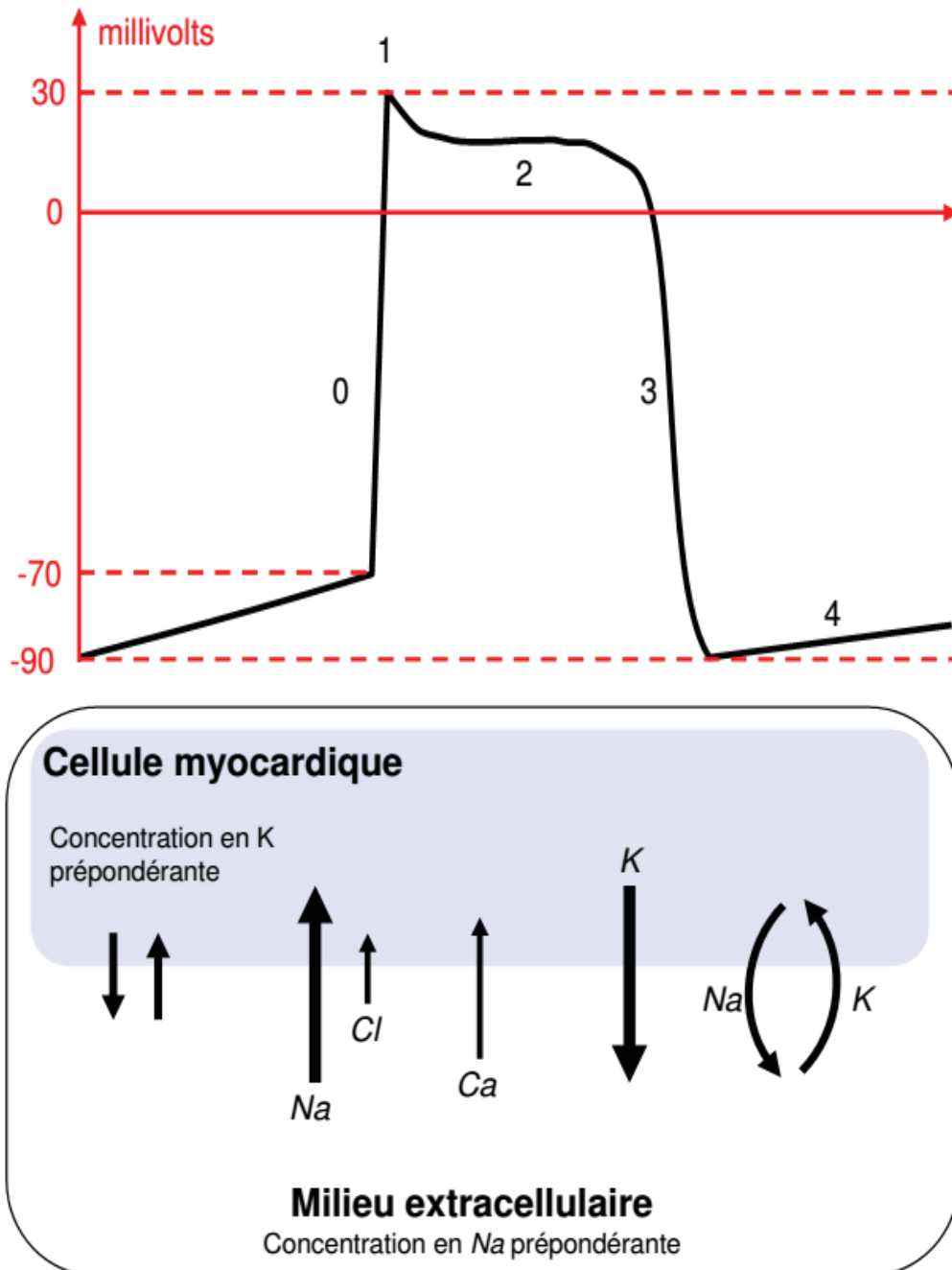


Figure 2-6 : Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique et échanges ioniques au niveau cellulaire correspondants : respectivement, la phase 0 correspond à la dépolarisation de la cellule, la phase 1 au début de la repolarisation, la phase 2 à la repolarisation lente, la phase 3 à la repolarisation rapide, et la phase 4 au repos.

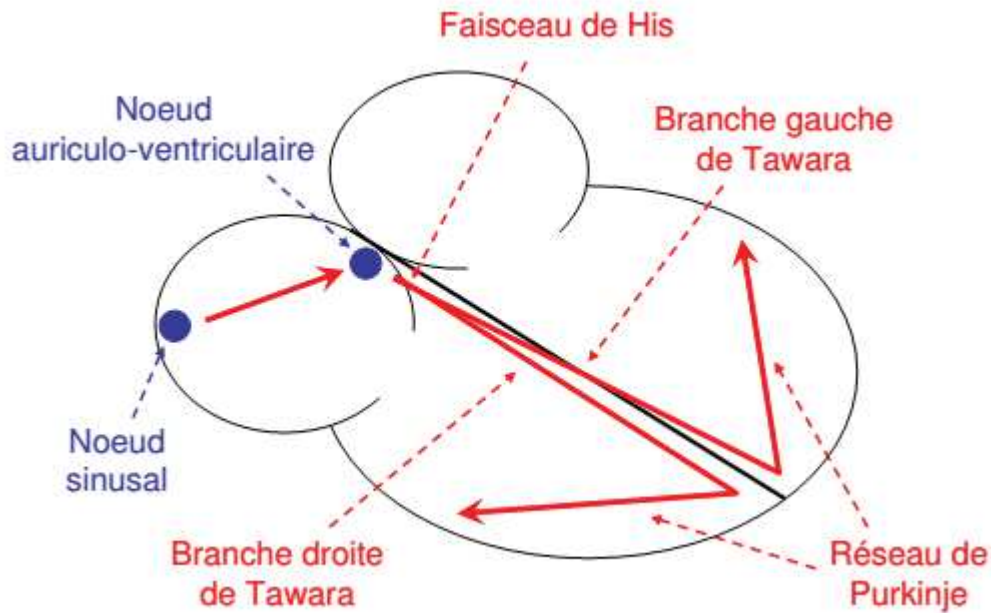


Figure 2-7 : Parcours du signal électrique cardiaque.

La propagation de l'influx électrique s'étend à partir de ce point aux deux oreillettes et au nœud auriculo-ventriculaire (AV). Situé en bas de l'oreillette droite, cette structure nodale de 5 millimètres de diamètre a un double rôle :

- celui de ralentisseur du passage AV de l'onde de dépolarisation, grâce aux fibres alpha à conduction lente ;
- la fonction de relais de l'onde de dépolarisation vers les ventricules via le réseau de His-Purkinje.

Le nœud auriculo-ventriculaire est également sous l'influence des systèmes sympathique et parasympathique.

Ensuite, l'influx électrique est transmis au faisceau de His et à ses deux branches de Tawara. Le faisceau de His est situé dans la partie haute du septum interventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif, mais non excitable, qui sépare électriquement les oreillettes et les ventricules. Enfin, l'influx électrique aboutit au réseau de Purkinje qui le conduit aux parois ventriculaires. Les fibres de Purkinje sont des fibres musculaires spécialisées permettant une bonne conduction électrique, ce qui assure la contraction simultanée des parois ventriculaires. Ce système électrique explique la régularité du rythme cardiaque et assure la coordination des contractions auriculo-ventriculaires. Le faisceau de His, les branches droite et gauche de Tawara, et le réseau de Purkinje constituent le véritable

distributeur de l'influx électrique, qui a pris naissance dans le nœud sinusal, aux ventricules. Cet ensemble est sous l'influence du seul système sympathique. Il est à noter que le nœud AV et le faisceau de His forment la seule voie de propagation de l'influx électrique entre les oreillettes et les ventricules [1]. Aussi, la forme du potentiel d'action varie selon le tissu considéré [3, 4, 5], comme nous pouvons le voir sur la figure 2-8.

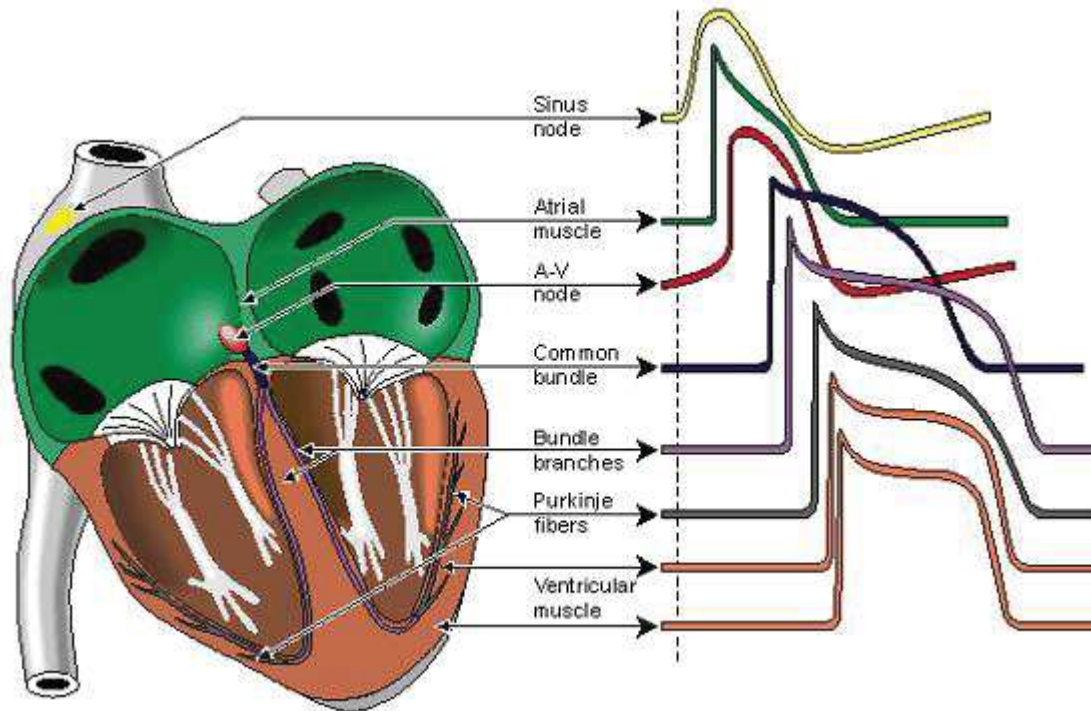


Figure 2-8 : Propagation du potentiel d'action dans le cœur.

3. Bases d'électrocardiographie

L'électrocardiogramme est une représentation graphique temporelle des différences de potentiels des forces électriques qui conduisent à la contraction musculaire cardiaque. L'électrocardiogramme contient énormément d'informations sur le fonctionnement et les éventuelles pathologies du cœur. Grâce à leur expérience, les médecins relèvent des pathologies éventuelles.

3.1. Techniques d'enregistrement d'ECG

3.1.1. Histoire de l'électrocardiographie

Le potentiel électrique généré par l'activité musculaire est connu depuis les travaux de Carlo Matteucci en 1842.

Les premières expérimentations sont réalisées en 1878 par John Burden Sanderson et Frederick Page qui détectent à l'aide d'un électromètre capillaire les phases QRS et T, définies par la suite. A cette même période, E. Marey [6], et Augustus Waller [7] montrent que l'activité électrique cardiaque peut être suivie à partir de la peau. En 1887, le premier électrocardiogramme humain est publié par Augustus Waller.

En 1895, Willem Einthoven [8], met en évidence les cinq déflexions P, Q, R, S et T. Il utilise le galvanomètre à cordes en 1901 et publie les premières classifications d'électrocardiogrammes pathologiques en 1906. Il obtiendra en 1924 le prix Nobel pour ses travaux sur l'électrocardiographie.

Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à Emanuel Goldberger de réaliser le premier tracé sur 12 voies.

Aujourd'hui, l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardiovasculaire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

3.1.2. L'enregistrement

L'enregistrement électrocardiographique peut se faire soit par voie externe à l'aide d'électrodes posées à la surface du corps, soit par voie interne en enregistrant l'influx électrique à la surface du cœur, ou directement en introduisant une sonde endocavitaires.

Il se fait sur un papier millimétré, déroulant à vitesse constante. Ce papier est composé de carrés de 5mm x 5mm. Ces carrés sont subdivisés en carrés plus petits d'un millimètre de côté. Dans les conditions standard, le papier est déroulé à la vitesse de 25 mm par seconde, de sorte qu'un millimètre corresponde à 0,04 seconde, et 5 mm à 0,20 seconde. L'étalonnage standard de l'électrocardiogramme enregistre en ordonnée une déflexion de 10 mm pour un voltage de 1 mV. Un étalonnage correct est indispensable à l'interprétation des tracés.

Il existe différents types d'enregistrement de l'activité cardiaque : l'ECG de repos est enregistré grâce à des électrodes placées sur le patient qui est allongé. L'ECG d'effort quant à lui est enregistré durant un exercice dynamique (alternance de contractions et de relâchements

musculaires). Il existe deux méthodes pour effectuer cet exercice : soit sur un tapis roulant, soit sur un cyclo-ergomètre. L'électrocardiogramme d'effort se fonde sur le même principe que l'électrocardiogramme de repos, mais il est demandé au patient, pour le cas du cyclo-ergomètre, de pédaler sur un vélo à une vitesse constante pendant l'enregistrement, alors que l'on oppose une résistance de plus en plus forte au pédalage. Le patient doit ainsi arriver, par paliers successifs, à une fréquence cardiaque déterminée en fonction de son âge. Cet examen est utile pour déceler des anomalies qui ne peuvent apparaître qu'à l'effort. Durant l'épreuve, on contrôle l'enregistrement électrocardiographique et la pression artérielle. Toute douleur ou autre trouble susceptible de nécessiter l'arrêt de l'épreuve est alors signalé au médecin. En rythmologie, cet examen est susceptible de donner des précisions sur ce que devient une arythmie constatée au repos lorsque le patient réalise un effort. Une arythmie constatée au repos peut en effet aussi bien disparaître complètement que s'amplifier significativement lorsqu'un effort est réalisé. Le test permet d'étudier l'influence d'une partie du système nerveux autonome (SNA) sur l'arythmie présentée par le patient. La technique d'exploration la plus répandue et qui est recommandée par l'American Heart Association, utilise l'ECG à 12 dérivations obtenu en changeant de position des électrodes périphériques. Il existe aussi les méthodes d'enregistrement Holter (enregistrement continu sur 24 heures) et le mapping (de 20 à 200 électrodes placées à la surface du corps). Lors du mapping, on place sur le thorax du patient les électrodes en colonnes mises côte à côte. L'électrocardiographie thoracique diffère de l'électrocardiographie standard du fait qu'elle cherche à établir, en plus de relations temporelles entre les ondes de l'ECG, des relations spatiales. C'est également le but dans le domaine de la vectocardiographie [9], où à l'aide de dérivations X, Y, et Z enregistrées simultanément on construit un vecteur dont la position varie dans le temps.

3.1.3. Notion de dipôle électrique

Pour comprendre le fonctionnement des dérivations, il faut revenir sur une notion fondamentale, les différences de potentiels, et donc les vecteurs. L'ECG est l'enregistrement des potentiels électriques parcourant le cœur. La propagation des potentiels d'action au sein du cœur correspond en fait à la propagation d'une zone de dépolarisation (positive) dans un myocarde repolarisé (négatif). C'est donc l'importance, la vitesse, et la direction moyenne du front de propagation qui sont enregistrées au cours de l'ECG. Ceci revient à enregistrer le vecteur représentant la différence de potentiel entre les 2 fronts positif et négatif. Ainsi, un cœur au repos, repolarisé (négatif) ou complètement dépolarisé (positif) donnera un

enregistrement "nul" : le tracé correspondant sera la ligne de base; la ligne isoélectrique. Une électrode voyant le front positif se rapprocher enregistrera un signal positif, et à l'inverse si ce front s'éloigne, le signal enregistré est négatif.

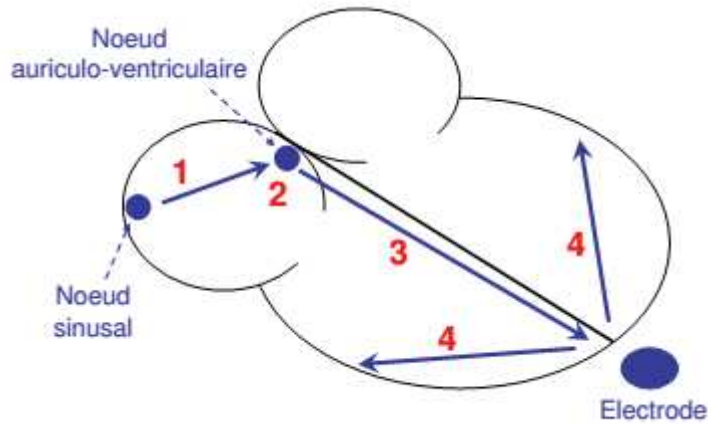


Figure 2-9 : Progression de l'impulsion électrique à travers le cœur.

La progression des ondes à travers le cœur suit le chemin décrit par la figure 2-9 :

1. L'onde de dépolarisation va du nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire,
2. elle est ralentie au niveau du nœud auriculo-ventriculaire
3. l'onde de dépolarisation part du nœud auriculo-ventriculaire pour atteindre la pointe du septum ventriculaire,
4. l'onde de dépolarisation est transmise du septum à l'ensemble des ventricules.

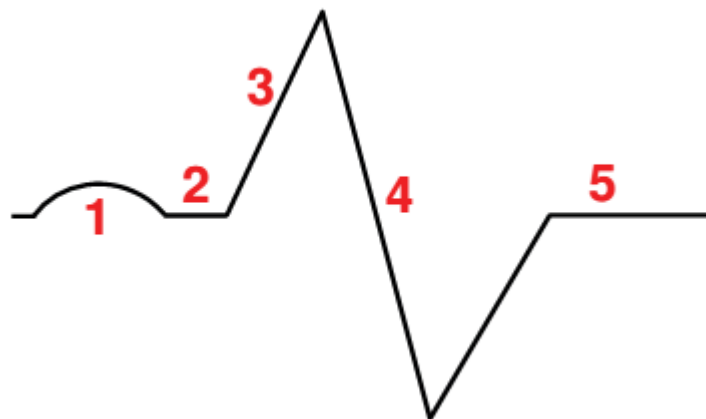


Figure 2-10 : Schéma du signal enregistré par les électrodes.

Le signal enregistré par l'électrode de la figure 2-9 placée en bas du septum ventriculaire, est présenté schématiquement par la figure 2-10 et est composé de :

1. une onde positive, le signal allant vers l'électrode,
2. un tracé isoélectrique : pas de déplacement de dépolarisation,

3. une onde positive, le signal allant vers l'électrode,
4. une onde négative, le signal s'éloignant de l'électrode,
5. un tracé isoélectrique : myocarde au repos (tout repolarisé)-ligne de base.

Plus précisément, dans les paragraphes suivants nous allons voir les différentes ondes constituant un enregistrement ECG normal.

3.1.4. Système de dérivations de l'ECG

La dérivation en électrocardiographie correspond à une droite qui lie les 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. Un système de dérivation consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque. Plusieurs systèmes standardisés existent. En général en cardiologie clinique, on utilise 12 dérivations connues comme les dérivations standards. L'ECG à 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisé par une convention internationale. Les différents points d'observation proposés par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivations complémentaires :

- 3 dérivations bipolaires d'Einthoven [10] sur les membres : DI, DII et DIII,
- 3 dérivations unipolaires augmentées de Goldberger [11,12], sur les membres : aVR, aVL et aVF,
- 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kossman [13] : V1, V2, V3, V4, V5 et V6.

3.2. Analyse de l'ECG

3.2.1. Les ondes P, QRS, T

Chaque cycle de dépolarisation/repolarisation du cœur (voir figure 2-11) correspond au passage du courant électrique, chez le sujet sain, des oreillettes vers les ventricules qui se contractent dans ce même ordre [14]. Sur le plan électrocardiographique, cela se traduit par l'enregistrement toujours dans le même ordre de différentes ondes : P, Q, R, S, et T.

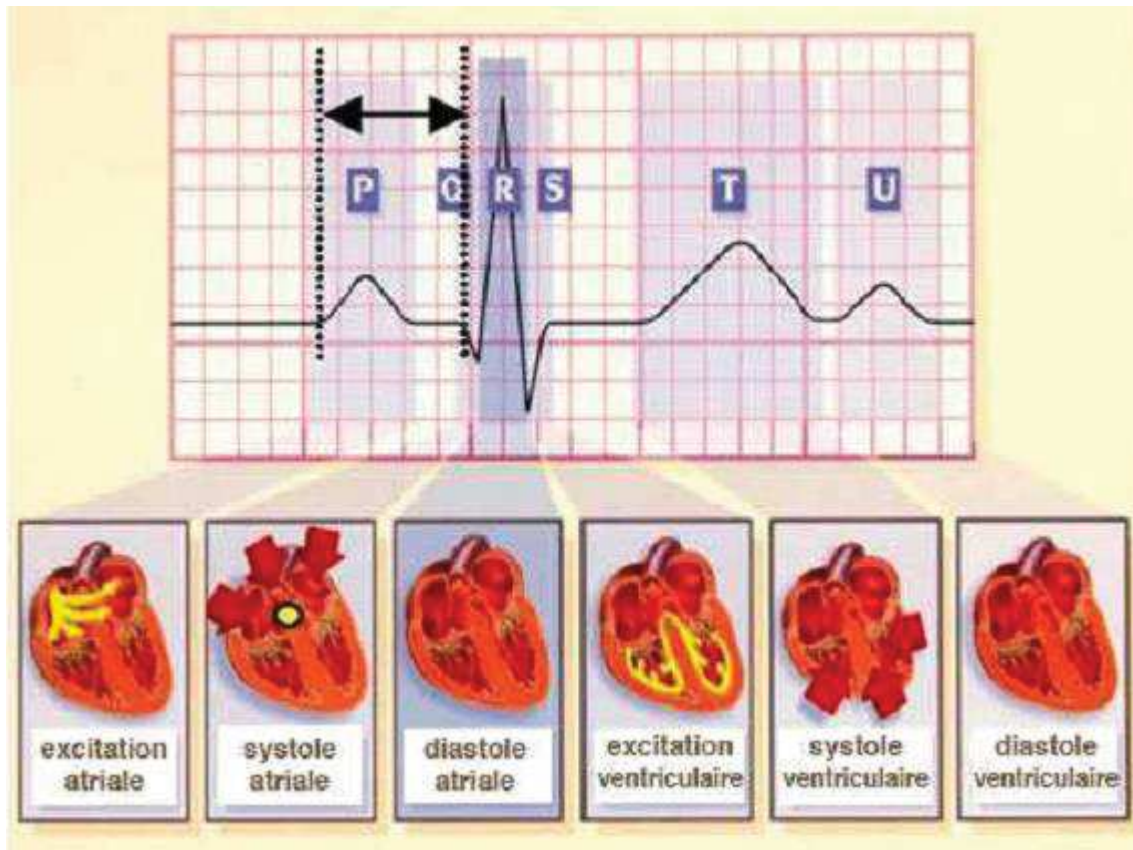


Figure 2-11 : Étapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par différentes ondes P, Q, R, S, et T.

En fixant les électrodes à la surface du corps du patient, on enregistre donc des phénomènes électriques relatifs au parcours du potentiel d'action (voir figure 2-12), dont les étapes sont successivement [5]:

- La dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud auriculo-ventriculaire qui se traduit par une déflexion sur l'ECG. Celle-ci est caractérisée par l'onde P. C'est une onde de petite amplitude, arrondie. Le rythme physiologique est dit sinusal. Dans ce cas, les ondes P auriculaires précèdent régulièrement les complexes ventriculaires QRS. L'intervalle P-Q est un court segment isoélectrique qui sépare l'onde P du complexe ventriculaire. La repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG normal car elle est masquée par la dépolarisation ventriculaire.
- La dépolarisation ventriculaire est indiquée par le complexe QRS. Par définition, l'onde Q est la première onde négative, l'onde R la première onde positive du complexe et l'onde S la première onde négative après l'onde R.
- L'onde T correspond au courant de repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

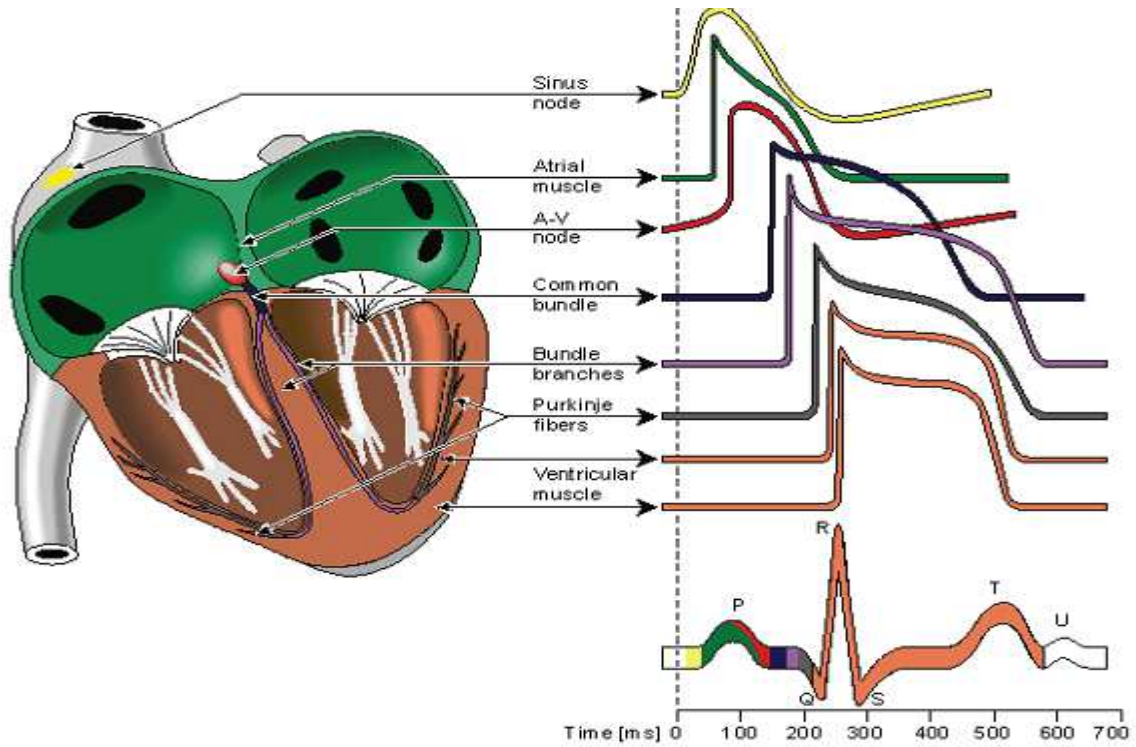


Figure 2-12: Propagation du potentiel d'action dans le cœur et ondes électrocardiographiques de surface correspondantes en sommant toutes les contributions des potentiels d'action.

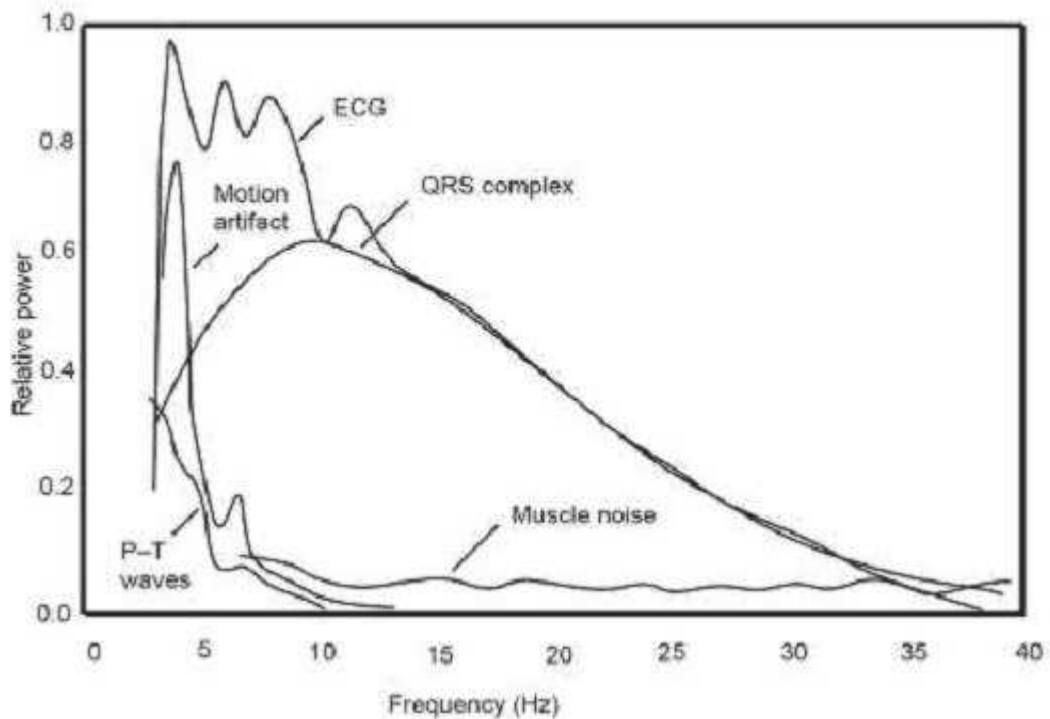


Figure 2-13 : Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits d'origine musculaire ou respiratoire, après moyennage sur 150 battements.

3.2.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG

L'étude de Thakor et al. [15] présente l'analyse spectrale de l'ECG, avec une analyse spectrale des complexes QRS isolés ainsi que différentes sources de bruit. Les spectres observés après moyennage sur 150 battements sont présentés sur la figure 2-13. Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un ECG normal ont les caractéristiques suivantes [16] :

- le spectre de l'ECG s'étend entre une fréquence nulle et environ 100 Hz,
- l'onde P se caractérise par une bande spectrale de basse fréquence et de faible amplitude : ses composantes fréquentielles sont entre 0,5 Hz et 10 Hz ;
- l'onde T se caractérise sur une bande spectrale analogue à celle de l'onde P entre 0,5 Hz et 10 Hz ;
- le complexe QRS possède un contenu fréquentiel bien plus important que les autres ondes de l'ECG. Ses composantes fréquentielles sont entre 10 Hz et 15 Hz ;
- le contenu fréquentiel de la ligne de base et des éventuels artefacts de mouvement se situe entre 0,5 Hz et 7 Hz.

3.2.3. Les intervalles de l'ECG

Les intervalles et segments du tracé électrocardiographique sont des paramètres importants, permettant d'évaluer la normalité ou non de l'espace entre deux événements électriques.

L'intervalle P-R (ou P-Q) correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His et le réseau de Purkinje, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires. Il représente le temps de conduction auriculo-ventriculaire.

L'intervalle Q-T correspond au temps de systole ventriculaire qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

Le segment S-T correspond à la phase de repolarisation ventriculaire, phase durant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées : il n'y a donc pas a priori de propagation électrique, le segment est alors isoélectrique.

L'intervalle P-P représente le cycle cardiaque. Classiquement, il n'est pas mesuré.

L'intervalle R-R sépare les sommets de deux ondes R successives et représente le cycle de repolarisation ventriculaire. Il est associé à la période cardiaque.

3.2.4. Le rythme cardiaque

Lorsqu'on parle de rythme cardiaque, on parle à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et de la régularité ou non de sa propagation. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsqu'il est,

- régulier: l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé, avec des complexes QRS similaires;
- sinusal: l'activité électrique est générée par le nœud sinusal.

L'analyse du rythme cardiaque à partir de l'électrocardiogramme se fait donc en deux étapes vérifiant, d'une part la régularité du rythme, et d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être:

- sinusal (du nœud sinusal: une onde P précède chaque complexe QRS);
- jonctionnel (du nœud auriculo-ventriculaire: complexes QRS fins et onde P rétrograde);
- ventriculaire (myocytes ventriculaires: complexe QRS élargi et sans onde P);
- ectopique (issu des cellules musculaires auriculaires: onde P anormale et complexe QRS normal);
- artificiel (pacemaker).

Dans le cas du pacemaker, le rythme est imposé par un stimulateur cardiaque implanté à proximité du cœur et relié à celui-ci par des électrodes. Selon la pathologie, les électrodes vont stimuler les oreillettes, les ventricules ou les deux.

3.2.5. La fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque est le nombre de cycles cardiaques par unité de temps (par minute). Elle est très rapide chez un nouveau-né, rapide chez un enfant et légèrement plus lente chez une personne âgée. Les athlètes ont habituellement une fréquence cardiaque plus basse au repos qu'une personne s'entraînant peu ou pas du tout. La fréquence cardiaque diminue pendant l'expiration et augmente durant l'inspiration ou lors d'une activité physique légère ou intense et en présence de stress. Un bon entraînement cardiovasculaire permet de diminuer la fréquence cardiaque au repos, la tension artérielle, le pourcentage de graisse et le taux de cholestérol. Il permet aussi d'augmenter la capacité aérobie nécessaire au maintien d'un effort soutenu en plus de réduire le stress et l'anxiété.

La fréquence cardiaque est aussi le nombre de contractions ventriculaires par unité de temps; autrement dit, sur l'ECG on la repère grâce au nombre de complexes QRS, donc de dépolarisation des ventricules par une impulsion électrique, à chaque minute.

La fréquence cardiaque normale varie entre 60-80 BPM (selon les personnes); on parle de bradycardie en dessous de 50-60 BPM et de tachycardie au-dessus de 90-100 BPM. Parmi les tachycardies, on distingue le flutter, la fibrillation auriculaire et la fibrillation ventriculaire. Une fibrillation correspond à des contractions rapides et irrégulières de plusieurs régions du cœur empêchant le cœur de travailler comme un tout. La fibrillation ventriculaire abolit l'action de pompage, et si elle persiste, il y aura arrêt de la circulation et mort cérébrale.

3.3. La conduction cardiaque

Les myocytes cardiaques sont des cellules musculaires striées particulières. Ces cellules présentent quatre propriétés fondamentales: elles sont excitables du fait d'un équipement membranaire particulier, contractiles, conductrices et pour certaines, douées d'automaticité.

3.3.1. Séquence d'activation électrique cardiaque

L'excitabilité et la conductibilité des cellules myocardiques définissent la vitesse de propagation du potentiel d'action, initié par le nœud sinusal et transmis jusqu'aux ventricules. On parle d'effet dromotrope lorsqu'un stimulus module la vitesse de conduction du potentiel d'action. Le principal déterminant de cet effet dromotrope est le système nerveux autonome.

Selon la structure du réseau nodal considéré, cette vitesse de conduction varie :

- nœud sinusal : 1 m/sec,
- myocytes cardiaques des oreillettes : ~ 0,5 m/sec,
- nœud auriculo-ventriculaire : ~ 0,05 m/sec (ralentissement du potentiel d'action),
- faisceau de His : ~ 2 m/sec,
- réseau de Purkinje : ~ 4 m/sec,
- myocytes cardiaques des ventricules : ~ 0,5 m/sec.

Le tissu nodal favorise une contraction efficace qui engendre une distribution du sang dans le réseau artériel par :

- contraction des oreillettes puis des ventricules (ordre invariable),
- contraction de haut en bas des oreillettes (pousse le sang dans les ventricules sous-jacents),

- contraction de bas en haut des ventricules (pousse le sang dans l'artère pulmonaire et dans l'aorte sus-jacente),
- contraction musculaire maximale à chaque événement systolique.

3.3.2. Régulation de la conduction cardiaque et influence sur les ondes cardiaques

Les cellules nodales (dont les nœuds sinusal et auriculo-ventriculaire) sont responsables de l'activité électrique intrinsèque du cœur, expliquant notamment la persistance d'une activité myocardique lorsque le cœur est prélevé du médiastin et isolé de toute communication nerveuse (par exemple: transplantation cardiaque). Pour adapter l'activité cardiaque aux besoins de l'organisme, divers facteurs influencent l'activité des cellules nodales :

- le système nerveux autonome,
- contraintes mécaniques (étirement notamment),
- la température,
- les médicaments.

Cette influence se fait via une action sur la conductance au calcium ou au potassium et le résultat est une accélération ou un ralentissement du cœur. Le système de conduction électrique cardiaque est donc fortement influencé par les changements de rythme et par l'activité du système nerveux autonome [17, 18].

Le comportement cellulaire engendre des modifications au niveau macroscopique sur les ondes de l'ECG. Par exemple, l'onde T est le témoin électrique de la repolarisation ventriculaire. Lorsque l'influence du système sympathique augmente (lors d'un exercice physique par exemple), les ondes T vont se contracter. En effet, l'influence sympathique augmentait la pente de la phase 0 des potentiels d'action, et accélérerait par conséquent la phase de repolarisation. La forme de l'onde T, correspondante à la somme de la contribution de tous les potentiels d'action des cellules ventriculaires, a donc tendance à beaucoup évoluer en fonction de la période cardiaque, et de l'influence du système nerveux autonome.

En ce qui concerne l'onde P qui correspond à la dépolarisation des oreillettes, ces changements de forme seront moins prononcés. En effet, il a été montré dans les travaux de [19] que même si l'onde P subit des changements de forme pendant l'exercice, sa largeur globale reste constante.

4. Les troubles du rythme

Comme on l'a vu précédemment, le cœur génère lui-même son rythme. Quand il est normal, il est appelé rythme sinusal (RS) (2-14 (a)). La fréquence cardiaque normale au repos se situe typiquement entre 60 et 80 BPM, ce qui correspond à un intervalle RR (distance entre deux ondes R consécutives) entre 750 et 1000 ms. Néanmoins, un dérèglement de l'activité électrique peut provoquer un ralentissement ou une accélération du rythme. L'existence d'un rythme plus lent que la normale est appelée bradycardie. Un dysfonctionnement du nœud sinusal peut en être l'origine. Un bloc (c'est-à-dire un défaut partiel ou total) de la conduction électrique au sein du cœur peut aussi provoquer une bradycardie. Enfin, une cause extérieure peut provoquer également un ralentissement du cœur : par exemple le syndrome du sinus carotidien ou une syncope vaso-vagale.

Le trouble du rythme au cours duquel le rythme cardiaque s'accélère brutalement est appelé tachycardie. Ce type d'arythmie nous intéresse particulièrement car, comme nous le verrons dans la suite, la discrimination entre plusieurs types de tachycardie sera le principal objet de cette partie.

Notons que la tachycardie sinusale (TS) ne fait pas partie des troubles du rythme, elle correspond à une réponse physiologique normale du cœur à certaines stimulations, comme par exemple lors d'un effort physique, d'un stress, de fièvre ou de prise d'un excitant comme la caféine. Le début et la fin d'une tachycardie sinusale sont progressifs sur quelques battements. La fréquence cardiaque est supérieure à 100 BPM et inférieure à une fréquence maximale calculée en fonction de l'âge du patient ($220 - \text{âge}$). Cette fréquence limite serait atteinte si l'effort était maximal. Les complexes QRS dans l'ECG d'une tachycardie sinusale ont le même aspect que ceux du rythme sinusal; ils sont toujours précédés par une onde P et suivis par une onde T. La distance entre l'onde T et l'onde P suivante est écourtée.

Les tachycardies pathologiques dont l'origine se situe dans les oreillettes ou au-dessus des ventricules sont regroupées sous le terme de tachycardies supra-ventriculaires. Ces tachycardies ne mettent généralement pas la vie du patient en danger. Certains patients qui en sont atteints ne présentent aucun symptôme particulier. Inversement, les tachycardies dont l'origine se situe en dessous de la bifurcation du faisceau de His, appelées tachycardies ventriculaires, sont graves car le patient peut avoir une mauvaise tolérance hémodynamique à ce type d'arythmie. Il existe de plus un risque de transformation en fibrillation ventriculaire pouvant induire une mort subite. Passons en revue les principaux types de tachycardie, supra-

ventriculaires et ventriculaires. Un exemple d'ECG pour chacune de ces tachycardies est représenté sur la Figure 2-14.

4.1. Tachycardies supra-ventriculaires (TSV)

Tachycardie auriculaire (TA) : Cette tachycardie est caractérisée par une activité auriculaire ectopique régulière, c'est-à-dire que l'excitation prend sa source ailleurs que dans le nœud sinusal, ici dans le myocarde auriculaire. Elle est soudaine et rapide : sa fréquence est supérieure à 100 BPM. La forme des ondes P est anormale, et le temps de conduction entre les oreillettes et les ventricules est variable.

Flutter auriculaire (FIA) : Cette tachycardie est une forme très rapide et régulière d'activation des oreillettes due à l'établissement d'un unique circuit électrique « anormal » qui tourne en boucle (boucle ou circuit de réentrée) redépolarisant ainsi les oreillettes. Elle est le plus souvent instable, évoluant soit vers une fibrillation auriculaire, soit vers le retour en rythme sinusal. La fréquence auriculaire est habituellement entre 220 et 350 BPM, alors que la fréquence de battement des ventricules pendant le flutter est de 75 à 175 BPM. En effet, les ventricules ne se contractent qu'une fois sur deux, une fois sur trois ou même une fois sur quatre (on parle d'un niveau d'association en N pour 1, N=2,3,4,...) : autrement dit, quelques contractions auriculaires n'activent pas les ventricules, car le nœud auriculo-ventriculaire agit comme un filtre. Les ondes P sont en « dents de scie » régulières et peuvent être masquées par le complexe QRS qui se produit simultanément.

Fibrillation auriculaire (FA) : Elle se distingue du flutter auriculaire, sur l'ECG, par l'apparition d'une activité auriculaire complètement anarchique; son mécanisme est similaire, mais il met en jeu une multitude de circuits de réentrée. Dans ce cas, le rythme ventriculaire est anarchique, généralement très irrégulier. La fibrillation auriculaire est le plus fréquent des troubles du rythme cardiaque.

Tachycardie jonctionnelle (TJ) : Cette tachycardie, d'origine supra-ventriculaire, prend naissance dans la jonction auriculo-ventriculaire, qui comprend le nœud auriculo-ventriculaire et le faisceau de His avant sa bifurcation. Elle a un début et une fin brusques. Les ondes P sont souvent situées très près du QRS : elles sont donc parfois difficiles ou impossibles à voir, cachées à l'intérieur même du complexe QRS.

Bien que pathologiques, les arythmies présentées ci-dessus sont viables, et ne nécessitent pas en général un traitement d'urgence, à l'inverse des tachycardies qui suivent.

4.2. Tachycardies ventriculaires (TV)

Tachycardie ventriculaire (TV) : Cette tachycardie, régulière et dont le début est brutal, se caractérise par une excitation anormale des ventricules dont l'origine se situe au-dessous de la bifurcation du faisceau de His. Sa fréquence est souvent rapide mais des TV lentes à 100 BPM sont possibles. Les complexes QRS, souvent plus nombreux que les ondes P, sont généralement larges (> 120 ms). S'ils sont tous identiques, on qualifie cette tachycardie ventriculaire de monomorphe (Fig. 2-14 (g)), sinon elle est qualifiée de polymorphe. Elle est généralement mal tolérée (malaise, syncope, insuffisance cardiaque) et peut provoquer un arrêt cardiaque si elle évolue vers une fibrillation ventriculaire.

Fibrillation ventriculaire (FV) : Elle correspond à une activation électrique très rapide et désorganisée qui aboutit à la contraction inefficace des ventricules, le sang ne pouvant plus être éjecté vers l'extérieur du cœur. Les complexes QRS sont inexistant, l'ECG montre un aspect d'ondulations plus ou moins fines. En l'absence de traitement, elle est mortelle dans les minutes qui suivent son apparition.

Nous pouvons enfin citer les extrasystoles (ventriculaires ou auriculaires) qui correspondent à des contractions prématurées de la cavité du cœur concernée, et qui peuvent être isolées ou démarrer des tachycardies.



Figure 2-14 : Exemples schématiques des principaux types de tachycardie

Résumé

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, un influx électrique traverse le réseau de conduction du cœur et engendre les contractions successives des oreillettes et des ventricules qui envoient le sang vers les poumons ou vers le reste du corps. La propagation de cet influx électrique peut être suivie depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent indirectement l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

L'électrocardiographie est l'étude de l'enregistrement des variations de l'activité électrique des cellules cardiaques, dont dépend la contraction du cœur. Le signal électrique enregistrable est l'électrocardiogramme (ECG). Ce signal, modifié en cas d'anomalie de la commande de l'influx électrique ou de sa propagation, donne des renseignements importants et très utilisés en médecine.

Un dérèglement de l'activité électrique peut provoquer un ralentissement ou une accélération du rythme. Le trouble du rythme au cours duquel le rythme cardiaque s'accélère brutalement est appelé tachycardie. Les tachycardies supra-ventriculaires ne mettent généralement pas la vie du patient en danger, inversement, les tachycardies dont l'origine se situe en dessous de la bifurcation du faisceau de His, appelées tachycardies ventriculaires, sont graves car le patient peut avoir une mauvaise tolérance hémodynamique à ce type d'arythmie.

Le chapitre suivant présente les systèmes de diagnostic automatique des arythmies cardiaque ainsi que des méthodes d'extraction des caractéristiques pertinentes et de classification des arythmies cardiaques.

CHAPITRE 3

Les systèmes automatiques de diagnostic des arythmies cardiaques

1. Introduction

L'électrocardiogramme (ECG) est l'examen non-invasif le plus courant, il possède une grande valeur clinique pour le diagnostic des troubles du rythme cardiaque et des anomalies de la conduction électrique. Ces pathologies sont en général reflétées par des troubles de l'activité électrique du cœur. Beaucoup de techniques du traitement de signal ont été utilisées pour l'analyse de l'activité électrique cardiaque et se sont avérées des outils reconnus pour l'aide au diagnostic, le traitement et le suivi des pathologies, ainsi que pour une meilleure compréhension de la dynamique de l'activité électrique cardiaque. Ces techniques de traitement permettent de réaliser l'amélioration de la qualité du signal (filtrage de bruits), le rehaussement des informations pertinentes et l'extraction des informations qui ne sont pas visibles par une analyse visuelle directe. De tels traitements automatiques sont devenus une nécessité pour exploiter au mieux les données en grande quantité dont l'analyse manuelle est extrêmement coûteuse voire impossible. Ces algorithmes sont aussi indispensables dans les équipements médicaux et les prothèses cardiaques comme les défibrillateurs et les pacemakers. Un système de classification des arythmies cardiaques se compose de plusieurs étapes : prétraitement du signal, détection des complexes QRS, extraction des caractéristiques pertinentes, et enfin la classification finale des arythmies cardiaques.

2. Objectifs et champs d'applications

L'interprétation des signaux électrocardiographiques reste du domaine du praticien mais grâce aux techniques du traitement du signal et aux mathématiques, il est possible d'aborder l'analyse et la modélisation des signaux électrocardiographiques en tenant compte de la physiologie du myocarde. En effet, le développement de modèles mathématiques permet de décrire les processus électrophysiologiques du cœur, afin de comprendre leur genèse et leur propagation. Ceci permet de mieux expliquer l'origine de certains troubles du rythme, mais

les études dans ce domaine restent un grand défi du fait de la grande complexité des phénomènes concernés et de leurs interactions.

Dans le domaine du traitement de signaux ECG, un des axes importants de recherche est la détection et la classification des arythmies cardiaques. Cette classification automatique est considérée comme une aide à la décision médicale, elle englobe plusieurs disciplines, comme l'intelligence artificielle, le traitement du signal, l'ingénierie du logiciel et des connaissances, avec en plus, l'aspect médical.

Bien que les travaux sur les systèmes de diagnostic cardiaque aient fait des progrès remarquables depuis le début des travaux d'Einthoven (1901), les maladies cardiovasculaires demeurent une des causes majeures de mortalité à travers le monde. Par conséquent, les systèmes intelligents, capables d'aider les médecins à faire le diagnostic et le suivi des malades deviennent indispensable. Ces systèmes devraient être facilement applicables, évolutifs, précis, robustes, et stables. En outre, l'adaptabilité à des situations rares est également souhaitable [20]. Les systèmes de surveillance intelligents sont apparus dans les années 90 pour surmonter les inconvénients des moniteurs de la première génération [21]. Leur but était d'intégrer plusieurs sources d'observations et plusieurs types de connaissances médicales pour construire des systèmes de contrôle interactif et utile [22]. Leurs principaux objectifs sont:

- Détecter les situations anormales par l'analyse des signaux.
- Prédire la survenue d'événements anormaux.
- Donner des conseils thérapeutiques.
- Expliquer le mécanisme sous-jacent qui a généré le désordre.

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

pour assurer une surveillance continue des patients dans les salles de soins intensifs ou dans les salles de réanimation.

En France, près de 5 000 défibrillateurs sont implantés chaque année chez des patients souffrant ou à risque d'arythmies graves. Ces prothèses cardiaques sont dotées des algorithmes de détection et de classification automatiques des arythmies cardiaque. Grâce à une ou plusieurs sondes endocavitaires, ces boîtiers enregistrent l'activité électrique du cœur et l'analysent en continu afin de délivrer un choc électrique en cas de tachyarythmie sévère. L'amélioration de taux de bonne classification de ces algorithmes permettra de diminuer le nombre de chocs inappropriés qui est malheureusement supérieur à 30% dans certains types de défibrillateurs.

Enfin avec l'émergence et l'expansion des smartphones et le développement des biocapteurs, Ce type d'algorithmes trouve un autre usage non clinique à travers des applications mobiles et interactives destinées au grand public.

3. Les composants d'un système de diagnostic automatique des arythmies

Un système de diagnostic des arythmies cardiaques se compose de cinq étapes nécessaires :

- ✓ L'étape d'acquisition, où l'acquisition du signal ECG et des données de suivi de patients sont recueillies.
- ✓ L'étape de prétraitement qui consiste à l'élimination des bruits.
- ✓ L'étape de détection des complexes QRS ou plus précisément des pics R.
- ✓ L'étape de traitement du signal qui traite les signaux ECG acquis et génère des caractéristiques pertinentes.
- ✓ L'étape de diagnostic qui a pour but la détection et la classification finale des arythmies cardiaques.

La figure 3-1 illustre ce régime général pour la classification des arythmies cardiaques.

3.1. Prétraitement

Les différents bruits associés au signal ECG peuvent en altérer plus ou moins l'information clinique. Il est donc important de savoir quels types de bruits peuvent intervenir et comment les traiter.

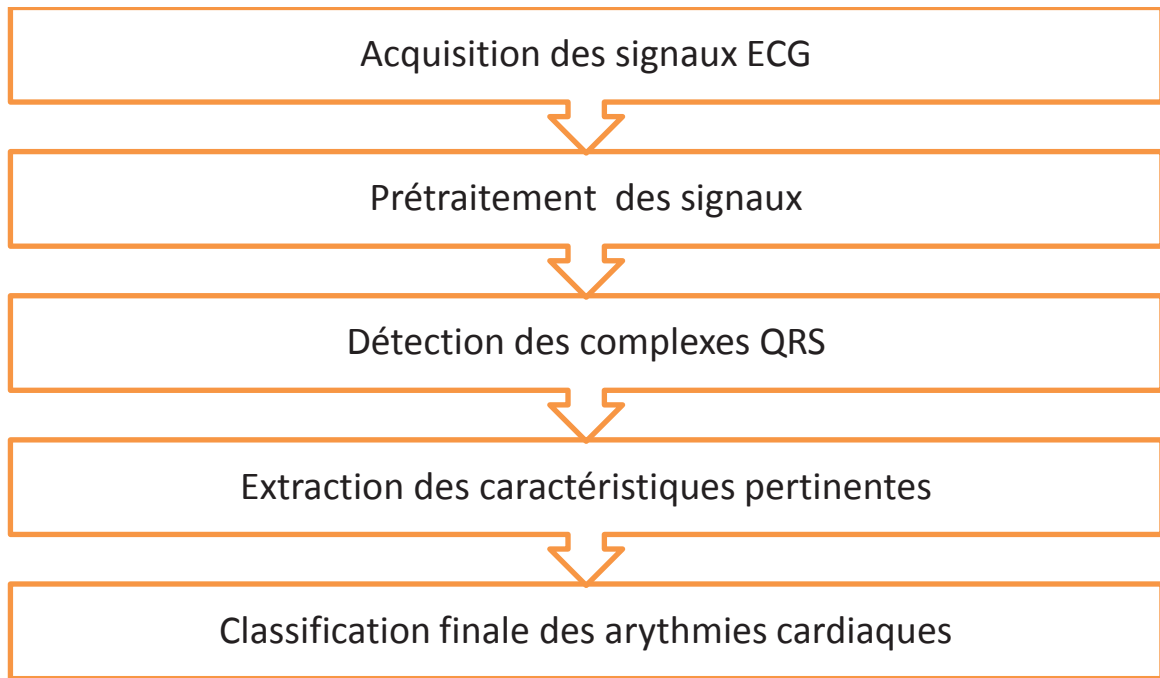


Figure 3-1 : représentation schématisée d'un système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques.

3.1.1. Les types de bruit présent dans l'ECG

Les conditions d'enregistrement de l'ECG font que le signal est inévitablement bruité par des processus autres que cardiaques. Ces perturbations peuvent être d'origine physiologique (peau, muscle, respiration,...) ou environnementale (courant de secteur, perturbations électromagnétiques, placement de l'électrode,...). Le praticien qui analyse l'ECG peut alors être gêné par la présence de bruit : dans le cas où par exemple il recherche l'existence d'un rythme sinusal normal et qu'il cherche la présence de l'onde P précédant l'onde R, l'onde P qui est de faible amplitude, peut être noyée dans le bruit. De la même manière, une trop forte variation de la ligne de base peut empêcher de discerner une anomalie de type sur- ou sous-décalage du segment S-T par exemple.

Parmi les types de bruits observables sur un ECG, on peut citer :

La dérive de la ligne de base : on appelle ligne de base la ligne isoélectrique du cœur; elle correspond au tracé qui serait observé sur un ECG si le cœur n'avait aucune activité électrique. La figure 3-2 montre un exemple de dérive de ligne de base sur un ECG.

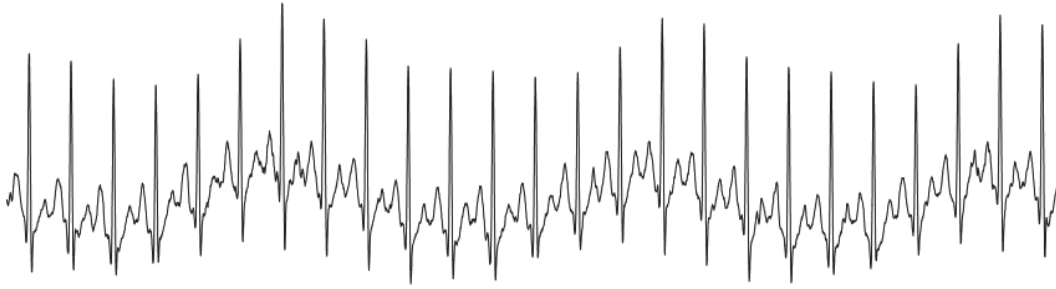


Figure 3-2 : Exemple d'ECG présentant une dérive de la ligne de base.

Lorsque l'ECG est effectué en cabinet, ou pendant les périodes d'enregistrement nocturne, cette ligne est le plus souvent horizontale car le patient n'effectue aucun mouvement et le signal est peu perturbé par le bruit extérieur. En revanche, pendant la journée, lors d'un enregistrement ambulatoire (Holter) ou à l'effort, les mouvements du patient modifient les positions relatives des électrodes, de sorte que cette ligne présente un tracé ondulatoire. La dérive de la ligne de base est un type de perturbation physiologique [23] due à différents facteurs tels que, la ventilation pulmonaire, la sudation (qui modifie l'impédance du contact peau-électrodes), ou encore les mouvements intempestifs du patient qui peuvent provoquer des ruptures occasionnelles du contact peau-électrodes [24, 25]. Les composantes fréquentielles de la dérive de ligne de base sont habituellement inférieures à 0,5 Hz et limitées à 2 Hz [24]. Cependant, durant un test à l'effort sur un cyclo-ergomètre, le patient respire plus amplement et fait des mouvements du tronc et des membres supérieurs, ce qui se traduit par une augmentation des composantes fréquentielles de la dérive de ligne de base [23, 25, 26]. Ainsi, ses composantes peuvent se retrouver dans la même bande fréquentielle que les ondes P ou T.

Interférence d'un signal à 50 Hz : les sources principales de ces interférences proviennent du réseau de distribution électrique (signal à 50 Hz voire 60 Hz dans certains pays) et des rayonnements électromagnétiques environnants. Un exemple d'ECG altéré par ce type de bruit est illustré par la figure 3-3.



Figure 3-3 : Exemple d'ECG présentant des interférences 50Hz.

Ce type de perturbation est difficilement évitable, malgré un blindage des câbles reliés aux électrodes, compte tenu de la longueur des "antennes" représentées par ces câbles et le

corps lui-même [27]. Ce type de perturbation se révèle encore plus gênant lorsque le signal original ECG est micro-volté (patients âgés ou obèses, ...). Ce type de bruit peut rendre l'analyse de l'ECG très problématique en ce qui concerne la détection des débuts et fins des ondes.

Interférence d'origine électromyographique (EMG, ou musculaire) : ce type de bruit correspond à un type d'interférence d'origine biologique [23].

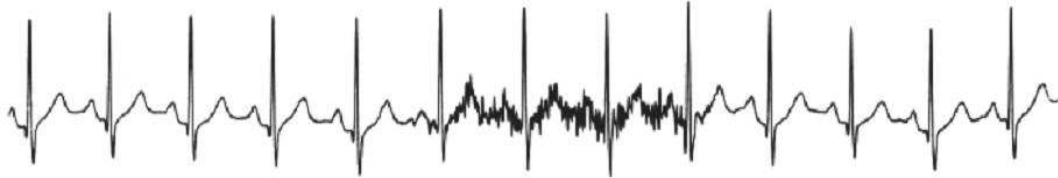


Figure 3-4 : Exemple d'ECG présentant des interférences d'origine électromyographique.

La figure 3-4 montre que des mouvements du patient peuvent altérer le signal d'où une difficulté dans les cas d'examen où les sujets ne restent pas immobiles (jeunes enfants, parkinsoniens, ...). Ce bruit de l'EMG se présente de façon chaotique et ses composantes fréquentielles se retrouvent dans toute la bande passante d'intérêt, chevauchant alors la bande fréquentielle de l'ECG [28, 29]. En condition d'enregistrement à l'effort, le niveau de ce bruit augmente et peut se présenter sous la forme de bouffées de bruit.

Autres types de bruit : la présence d'un stimulateur cardiaque dans les cas de resynchronisation cardiaque et les artefacts fréquents dus aux mouvements du corps ou des câbles reliés aux électrodes sont des bruits fréquents, notamment sur les enregistrements Holter [16, 23].

3.1.2. Méthodes de filtrage de l'ECG

Pour pouvoir segmenter efficacement les battements cardiaques, et ce sans altérer l'information clinique, un certain nombre de prétraitements sont nécessaires. La finalité de cette étape est d'atténuer, ou au mieux d'éliminer, les bruits présents dans le signal ECG brut tels que la dérive de la ligne de base ou les interférences du secteur à 50 Hz. Malheureusement, le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer à cause du chevauchement entre le spectre du bruit et celui de l'ECG [30]. Nous introduirons dans cette partie quelques méthodes clés de la littérature.

3.1.2.1. Filtrage de la dérive de la ligne de base

Pour l'analyse d'un enregistrement ECG, un œil exercé fait abstraction de cette ligne : elle est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes

cardiaques; néanmoins, dans l'objectif d'un traitement automatique d'un tel signal, il est impératif de la repérer précisément pour fixer le "zéro". L'élimination de cette dérive de ligne de base est nécessaire pour limiter les déformations morphologiques des ondes de l'ECG. Plusieurs types de méthodes ont été présentés dans la littérature afin d'éliminer ce type de bruit. Les méthodes s'appuient souvent sur un filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à réponse impulsionnelle finie [31, 32]. L'inconvénient majeur de ces méthodes est la distorsion du signal due au chevauchement des spectres de l'ECG et de la ligne de base. Il s'avère impossible de supprimer complètement ce type de bruit avec ces méthodes de filtrage sans provoquer une distorsion du signal [33]. La fréquence de coupure du filtre doit être par conséquent un compromis entre l'élimination de la dérive de ligne de base et la déformation du signal : en général on choisit alors une fréquence de coupure légèrement plus basse que la fréquence de battement cardiaque la plus faible [30]. Afin de résoudre ces problèmes de chevauchement de spectres, un filtre avec des caractéristiques variantes dans le temps est proposé dans [25, 34]; le filtre est implémenté comme un banc de filtres linéaires passe-bas où les fréquences de coupure sont alors contrôlées par les propriétés basses fréquences du signal ECG. Cette méthode nécessite la connaissance des instants d'apparition des complexes QRS au préalable. Dans [35] la dérive de la ligne de base est estimée à partir d'un modèle polynomial. Le filtrage de la ligne de base peut être basé sur des splines [36, 37, 38]. Dans ce cas, pour trouver les points d'ancrage placés sur les niveaux isoélectriques, il faut pré-détecter les pics R au préalable.

3.1.2.2. Filtrage du bruit d'interférence à 50 Hz (ou 60 Hz)

Ce type d'interférence est caractérisé par un signal de type sinusoïdal de 50 Hz (voire 60 Hz dans d'autres pays) généralement accompagné de quelques harmoniques. Une méthode simple permettant de réduire ce type de bruit consiste à éliminer une fréquence particulière ou une gamme de composantes fréquentielles; le filtre qui convient alors est appelé filtre Notch ou filtre à bande étroite [39, 40]. Lorsque la fréquence des perturbations n'est pas stable sur 50 Hz, la variation de fréquence, considérée de type gaussienne, n'est pas toujours centrée sur 50 Hz. Pour remédier à ce type de problème, des méthodes basées sur du filtrage adaptatif ont également été proposées [23, 39].

3.1.2.3. Filtrage du bruit de l'électromyogramme

Le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer. La méthode de filtrage la plus utilisée est basée sur le moyennage sur plusieurs battements successifs du signal [41, 42]. En supposant le bruit aléatoire et stationnaire, la réduction du bruit est alors

proportionnelle à la racine carrée du nombre de battements utilisés pour ce moyennage; toutefois un moyennage sur un nombre trop important de battements peut causer des erreurs importantes à cause de la dispersion du signal entre les battements (notamment à l'effort) [29]. Ce type de filtre pour atténuer le bruit électromyographique n'est pas applicable lorsqu'on cherche des informations sur les ondes battement par battement.

3.2. Détection du complexe QRS

Pour effectuer une analyse automatique du signal ECG, La détection des complexes QRS constitue une étape très importante. Souvent, la détection des complexes QRS peut être accomplie par un simple seuillage du signal puisque les ondes R sont généralement plus grandes que les autres ondes en termes d'amplitudes. Mais parfois, dans certains cas l'amplitude de l'onde T est comparable à celle de l'onde R, ce qui pourrait induire des erreurs dans le résultat final de détection. De plus, l'onde R peut avoir parfois une faible amplitude et une morphologie très variable d'un cycle cardiaque à un autre. Ainsi, une bonne détection des complexes QRS est essentielle. Cela nécessite donc un traitement du signal très adéquat aux difficultés rencontrées.

L'évolution de la puissance des outils informatiques de traitement numérique a conduit vers la conception et l'implémentation d'une variété d'algorithmes dédiés à la détection automatique des complexes QRS.

Ainsi, La détection du complexe QRS a fait l'objet de beaucoup de travaux et continue à être un domaine de recherche très développée.

La plupart de ces algorithmes sont très efficaces avec une performance très élevée qui dépasse les 99% en termes de taux de bonne détection.

Kohler et al. [43] ont effectué une étude détaillée qui récapitule différentes méthodes triées par catégories et qui sont utilisées pour la détection du QRS, ainsi que la comparaison de leurs performances.

Nous allons présenter d'une façon non exhaustive les algorithmes de détection du complexe QRS les plus populaires, et souvent cités dans la littérature. On peut ainsi trouver des algorithmes basés sur :

- ✓ Des filtres numériques (Daskalov et al. [44], Nagin et al. [45]),
- ✓ Des transformations linéaires et non-linéaires : (Pan et Tompkins, [46], Gritzali, [47]), la transformée de Hilbert (Benitez et al. [48]), la dérivée première (Arzeno et al. [49]),

- ✓ Des analyses statistiques (Watrous et al. [50], Silipo et al. [51]),
- ✓ Des analyses temps-fréquence (Li et al. [52], Senhadji et al. [53], Afonso et al. [54], Kadambe et al. [55]),
- ✓ Des méthodes évolutionnaires (Poli et al. [56]),
- ✓ Des approches neuro-floues (Engin et al. [57]),
- ✓ Des modèles de Markov cachés (Coast et al. [58])
- ✓ Des modèles de morphologie mathématique (Taouli et al. [59], Chu et al. [60], Trahanias et al. [61]).

3.3. Extraction des caractéristiques

La classification des arythmies cardiaques nécessite la génération d'un vecteur de caractéristiques qui représente le mieux possible le signal ECG. L'extraction des caractéristiques pertinentes est l'étape critique qui définit la réussite d'un classificateur automatique des arythmies cardiaques. Cette extraction peut être effectuée dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentielle. Nous pouvons citer d'une façon non exhaustive les méthodes suivantes basées sur :

- ✓ Représentation temporelle [62].
- ✓ Représentation fréquentielle [63].
- ✓ Représentation temps-fréquence [64].
- ✓ Représentation temps-échelle ou transformation en ondelettes [65].
- ✓ Représentation statistique [66].
- ✓ Exposants de Lyapunov [67].
- ✓ Coefficients d'Hermite [68].

3.4. La classification

A la fin de l'étape précédente, nous disposons d'un vecteur de caractéristiques qui serviront d'entrée au classificateur. Plusieurs types de classificateurs ont été testés : les séparateurs à vaste marge [69], les réseaux de neurones artificiels [70], etc. Parmi ces méthodes, les réseaux neuronaux sont l'outil qui a connu le plus de succès en raison de leurs propriétés remarquables : capacité d'adaptation, apprentissage à partir d'exemples et généralisation, robustesse face au bruit, ils sont intégrables dans les processus temps réel et ils sont remarquablement efficaces pour l'extraction des règles à partir d'exemples pour des problèmes difficilement modélisables. En raison de ces propriétés, ces méthodes

connexionnistes ont connu ces dernières années un très grand succès dans l'analyse et l'interprétation des signaux ECG.

Pour qu'un réseau de neurones artificiels atteigne un certain pouvoir de généralisation et de reconnaissance, une phase d'apprentissage est indispensable. Durant cette étape d'entraînement, le réseau s'adapte aux différents types d'arythmies cardiaques qui sont regroupés dans une base d'apprentissage. Cette phase consiste à modifier les poids des connexions extérieures entre les neurones du réseau et les entrées, afin de tendre vers une adaptation optimale du réseau.

Le réseau de neurones le plus utilisé est le Perceptron Multi-Couche (MLP). Le principal problème lié à son utilisation est le choix des fonctions d'activation des couches cachée et de sortie, en plus de la définition du nombre de neurones cachés. Dans notre application la fonction sigmoïde a été utilisée pour la couche cachée et la fonction linéaire a été utilisée pour la couche de sortie. De bons résultats ont été obtenus avec ou sans détermination de la durée.

4. Paramètres d'évaluation des performances

Les battements cardiaques classifiés seront comparés aux annotations associées à chaque enregistrement de la base de données MIT-BIH pour déterminer l'erreur de la classification.

Les performances de l'algorithme de détection sont évaluées en termes de quatre grandeurs habituellement mesurées pour chaque enregistrement :

- ✓ Vrai positif (VP) : exemple prédit dans l'ensemble C et est réellement dans l'ensemble C.
- ✓ Vrai négatif (VN): exemple prédit hors l'ensemble C et est réellement hors l'ensemble C.
- ✓ Faux positif (FP): exemple prédit dans l'ensemble C et est réellement hors l'ensemble C.
- ✓ Faux négatif (FN): exemple prédit hors l'ensemble C et est réellement dans l'ensemble C.

Les performances sont calculées en termes de sensibilité, de spécificité, et de taux de classification. La sensibilité est la capacité de l'algorithme à classer un vrai élément de C

comme étant un élément de C, elle s'oppose à la spécificité qui est la capacité de l'algorithme à classer un élément hors C comme étant un élément hors C. Elles se calculent de la façon suivante :

$$\text{Sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$\text{Spécificité} = \frac{VN}{VN + FP}$$

$$\text{Taux de classification} = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$$

Résumé

Les systèmes de diagnostic automatique des arythmies cardiaques se sont avérés des outils reconnus pour l'aide au diagnostic, le traitement et le suivi des pathologies, ainsi que pour une meilleure compréhension de la dynamique de l'activité électrique cardiaque. Ces techniques de traitement permettent de réaliser l'amélioration de la qualité du signal, le rehaussement des informations pertinentes et l'extraction des informations qui ne sont pas visibles par une analyse visuelle directe. De tels traitements automatiques sont devenus une nécessité pour exploiter au mieux les données en grande quantité. Ces algorithmes sont aussi indispensables pour les équipements médicaux et les prothèses cardiaques comme les défibrillateurs et les pacemakers. Un système de diagnostic des arythmies cardiaques se compose de plusieurs étapes : acquisition du signal, prétraitement du signal, détection des complexes QRS, extraction des caractéristiques pertinentes, et enfin la classification finale des arythmies cardiaques. Les deux dernières étapes sont les plus importantes, pour cela les recherches se focalisent sur ce domaine. Dans le chapitre qui suit, on va présenter un nouveau système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques.

CHAPITRE 4

Expérimentations, résultats et discussions

1. Introduction

La classification est une des 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 (enregistrements des électrocardiogrammes, encéphalogrammes, etc.) à une classe selon un descripteur de celle-ci. Cette description est effectuée grâce à des propriétés ou des conditions typiques propres aux classes. Les objets sont alors classés suivant qu'ils vérifient ou non ces conditions ou propriétés. Dans cette optique plusieurs expériences réalisées dans ce travail sont décrites dans ce chapitre, l'objectif visé étant la discrimination des six types de battements. Le classificateur MLP développé est testé en appliquant à son entrée des paramètres extraits par un algorithme basé sur la modélisation autorégressive dans le but de la classification des pathologies cardiaques. Le choix de l'architecture neuronale et l'ordre du modèle autorégressif a été faite par expérimentation.

Ce chapitre présente les anomalies cardiaques que nous avons choisi de traiter, la base de données MIT-BIH, le prétraitement que nous proposons d'effectuer ainsi que les méthodes d'extraction et de classification que nous avons développé, et finalement on expose les résultats de la classification obtenus pour des données réelles de la base de données MIT-BIH. Les paramètres extraits par la méthode proposée serviront comme entrées pour le classificateur développé. Bien sûr le but est la détection et la classification des arythmies cardiaques. Le classificateur est testé et évalué dans un but de montrer et de vérifier l'utilité et la fiabilité de la modélisation autorégressive à extraire des caractéristiques pertinentes.

La méthode que nous proposons pour le traitement automatique des signaux ECG contient le réchantillonnage, le filtrage, la détection du complexe QRS, la segmentation du cycle cardiaque, l'extraction des caractéristiques, et enfin la classification. La figure suivante schématise la chaîne de traitement proposé [174, 175, 176].

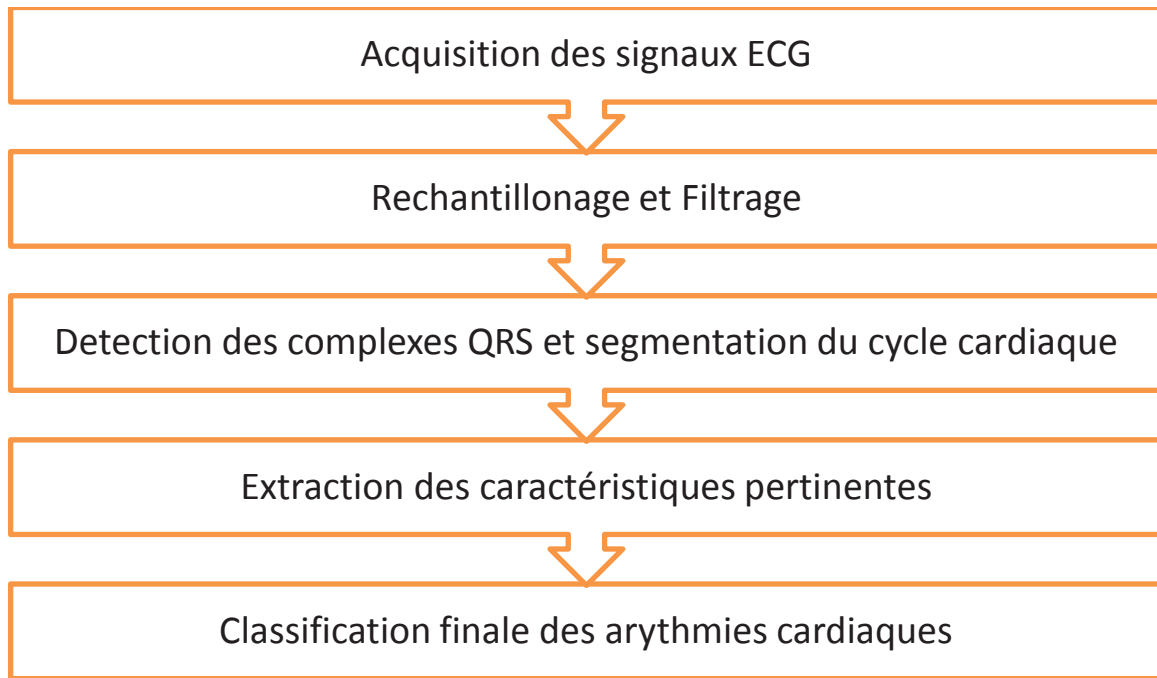


Figure 4-1 : Schéma du système de classification automatique des arythmies cardiaques. Les deux dernières étapes sont les plus décisives pour avoir une bonne classification des arythmies cardiaques.

2. Les anomalies cardiaques traitées

Les arythmies peuvent être classées dans les catégories suivantes : la contraction prématurée ventriculaire (PVC), la tachycardie ventriculaire (VT), la fibrillation ventriculaire (FV), la tachycardie Supra ventriculaire (SVT), la contraction prématurée auriculaire (APC), etc. Parmi les arythmies qui menacent la vie, VT et VF sont les plus dangereuses, car elles produisent une détérioration hémodynamique. La mort subite représente environ la moitié de tous les décès par les maladies cardio-vasculaires et elle est généralement causée par VT et VF. Les arythmies de type PVC, résultent de foyers ectopiques irrités dans la région ventriculaire du cœur. Ces foyers provoquent des contractions prématurées des ventricules qui sont indépendantes du rythme fixé par le nœud sino-auriculaire. De nombreuses études ont montré que les PVC, lorsqu'ils sont associés à l'infarctus du myocarde, peuvent être liés à la mortalité. Ainsi est le cas avec d'autres types d'arythmies. Par conséquent, leur détection et traitement immédiat est essentiel pour les patients atteints des maladies cardiaques. Dans cette partie de thèse, en plus du rythme sinusal normal (RSN), on va traiter les types d'arythmies suivantes :

- La contraction prématurée auriculaire (APC);

- La contraction prématurée ventriculaire (PVC);
- La tachycardie ventriculaire (VT);
- La tachycardie Supra ventriculaire (SVT);
- La fibrillation ventriculaire (FV).

3. La base de données MIT-BIH

Les données traitées dans cette étude sont extraites des bases de données MIT-BIH; the MIT-BIH Arrhythmia Database (MITDB) [71], Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database (CUDB) [72], et the MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database (SVDB) [73]. La base de données MITDB contient un ensemble de 48 enregistrements échantillonnés à une fréquence de 360 Hz. Chaque enregistrement comporte deux dérivations différentes du signal ECG. Cette base de données contient 23 enregistrements numérotés entre 100 et 124 pour le premier groupe; et 25 enregistrements numérotés entre 200 et 234 pour le deuxième groupe. La durée de chacun des 48 enregistrements est de 30 minutes. Le premier groupe est prévu pour servir d'échantillon représentatif de variété de formes d'ondes qu'un détecteur d'arythmie pourrait rencontrer dans l'utilisation clinique courante; tandis que le deuxième groupe est choisi pour inclure une variété de cas pathologiques. Les sujets étaient 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. La base de données CUDB contient 35 enregistrements échantillonnés à une fréquence de 250 Hz. La base de données SVDB contient 78 enregistrements échantillonnés à une fréquence de 125 Hz. Les enregistrements de ces bases de données MIT-BIH sont tous annotés; ce qui veut dire que chaque battement (complexe QRS) est décrit par une étiquette (annotation).

4. Prétraitement des données ECG

Les données traitées dans cette étude sont extraites des trois différentes bases de données appartenant à la base de données universelle MIT-BIH. La fréquence d'échantillonnage des signaux ECG de type NSR, PVC, et APC est 360 Hz, celle des signaux de type VT et VF est 250 Hz et celle des signaux de type SVT est 125 Hz. La première tâche à effectuer est de rééchantillonner les signaux de type VT, VF, et SVT pour que tous les signaux ECG inclus dans cette étude aient une même fréquence d'échantillonnage de 360 Hz.

L'enregistrement ECG est généralement perturbé par la tension réseau 50Hz, et par d'autres bruits dus aux mouvements du patient et à sa respiration entraînant très souvent des variations de la ligne de base qui doit être isoélectrique. Dans ce travail, la suppression des composantes non désirées du signal ECG a été réalisée à l'aide d'un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie de passe-bande [0 40] Hz .

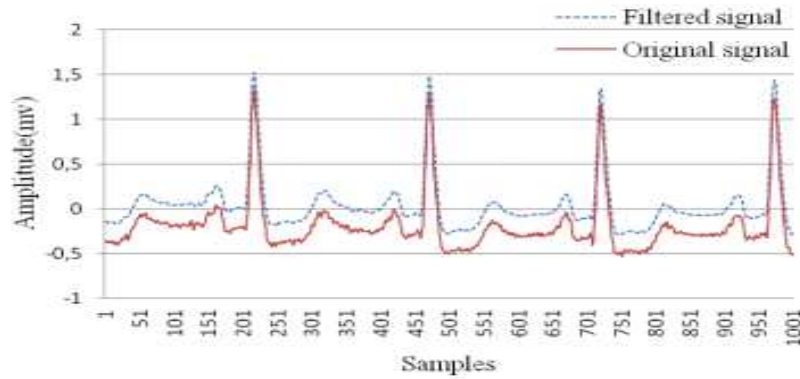


Figure 4-2 : Suppression du bruit du signal l'ECG (enregistrement N°105)

Les complexes QRS utilisées dans ce contexte ont été extraits des signaux filtrés à partir des annotations de la base de données MIT-BIH.

Un signal ECG normal se réfère au cas habituel chez un adulte en bonne santé où la fréquence cardiaque est de 60 ~ 100 battements par minute, les intervalles RR dans les signaux ECG de type APC sont plus courtes que dans celles de type NSR, en plus les intervalles RR en VF et VT sont beaucoup plus courts que la normale. Dans la présente étude, la taille des différents échantillons de signal ECG est variable d'un cycle cardiaque à l'autre (c'est la première modification que nous proposons pour améliorer l'étape d'extraction), elle est estimée de manière dynamique en fonction de la fréquence cardiaque; 34% des échantillons de l'intervalle RR avant et 66 % après le pic R ont été prélevés pour former les échantillons de signal ECG à classifier. Pour capturer la majorité des informations à partir d'un cycle cardiaque particulier, il est plus adéquat que ces échantillons contiennent les trois événements caractéristiques d'un battement cardiaque (les ondes P, QRS, et T). Enfin, les différents types de données ECG sont prêts pour la modélisation autorégressive et pour l'extraction des vecteurs des caractéristiques.

4.1. Rythme sinusal normal (RSN)

Toutes les ondes P sont positives, arrondis et similaires en taille et en forme. Pour chaque complexe QRS, il y a une onde P. Chaque onde P est à la même distance des

complexes QRS (moins de 0,20 seconde). Toutes les complexes QRS sont de même taille et forme et pointent vers la même direction. Chaque QRS possède la même distance des ondes T et de durée moins de 0,10 seconde. La fréquence cardiaque est rythmique et varie entre 60 et 100 battements par minute. Voir la figure 4-3.

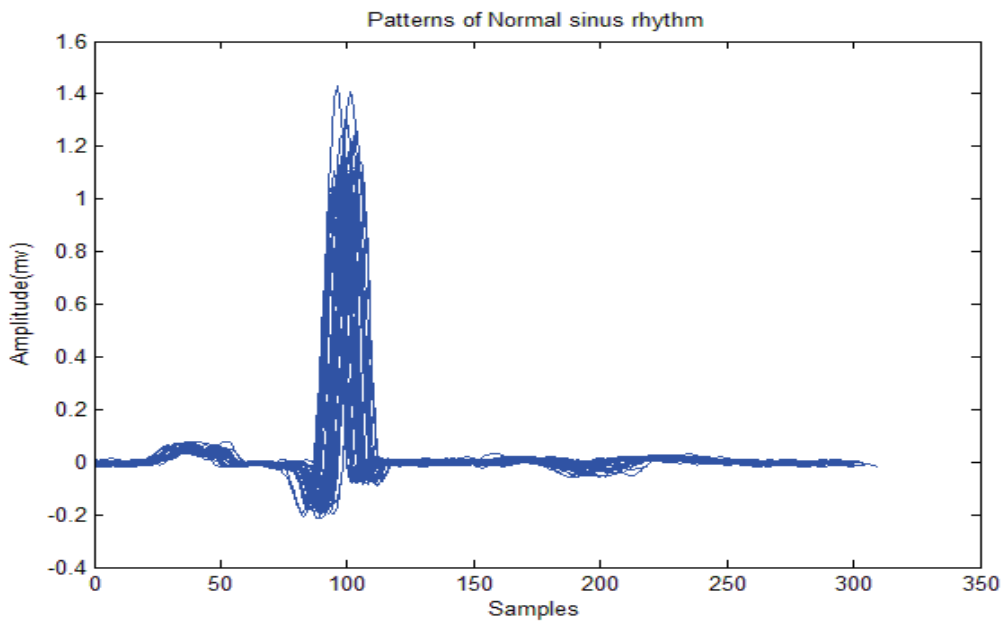


Figure 4-3 : Echantillons du signal ECG normal.

4.2. Tachycardie ventriculaire (VT)

La tachycardie ventriculaire est définie comme au moins trois battements consécutifs d'origine ventriculaire à une vitesse supérieure à 100 battements par min. Les complexes QRS sont élargis. Le rythme est généralement régulier.

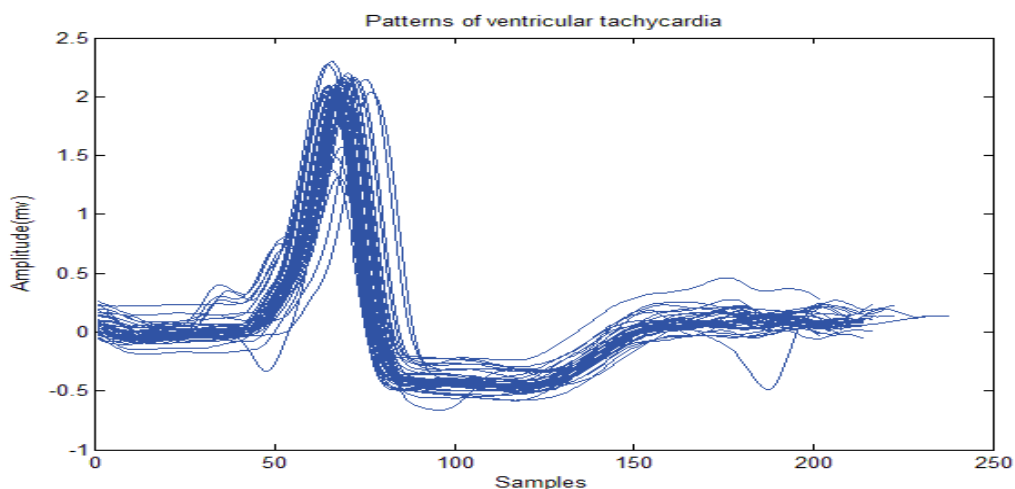


Figure 4-4 : Echantillons du signal ECG présentant une tachycardie ventriculaire.

4.3. Tachycardie supra ventriculaire (SVT)

La tachycardie supra ventriculaire est une tachycardie qui nécessite seulement le tissu nodal auriculaire et/ou auriculo-ventriculaire pour son initiation et son maintien. Il est généralement une tachycardie avec une complexe étroite qui a un rythme rapide et régulier; à l'exception de la fibrillation auriculaire et la tachycardie auriculaire à plusieurs foyers ectopiques. La tachycardie supra ventriculaire se produit chez les personnes de tous les groupes d'âge. Cette arythmie a un tel rythme rapide que les ondes P sont souvent enterrés dans les ondes T précédentes et difficile à voir.

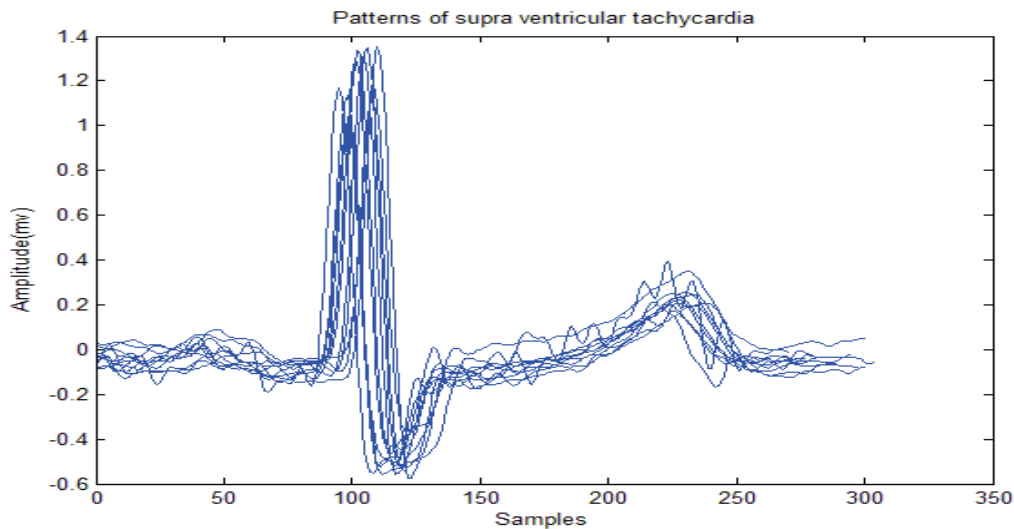


Figure 4-5 : Echantillons du signal ECG présentant une tachycardie supra ventriculaire.

4.4. La contraction prématurée ventriculaire (PVC)

La contraction prématurée ventriculaire résulte d'un foyer ectopique ventriculaire. Elle peut être uniforme ou multiformes. Habituellement une contraction prématurée ventriculaire est suivie d'une pause compensatoire complète parce que le timing du nœud sinusal n'est pas interrompu. Normalement, la fréquence sinusale produit la prochaine impulsion de sinus à temps. Les ondes P ne sont pas associés avec les contractions prématurées ventriculaires et les complexes QRS sont larges ($> 0,1$ sec).

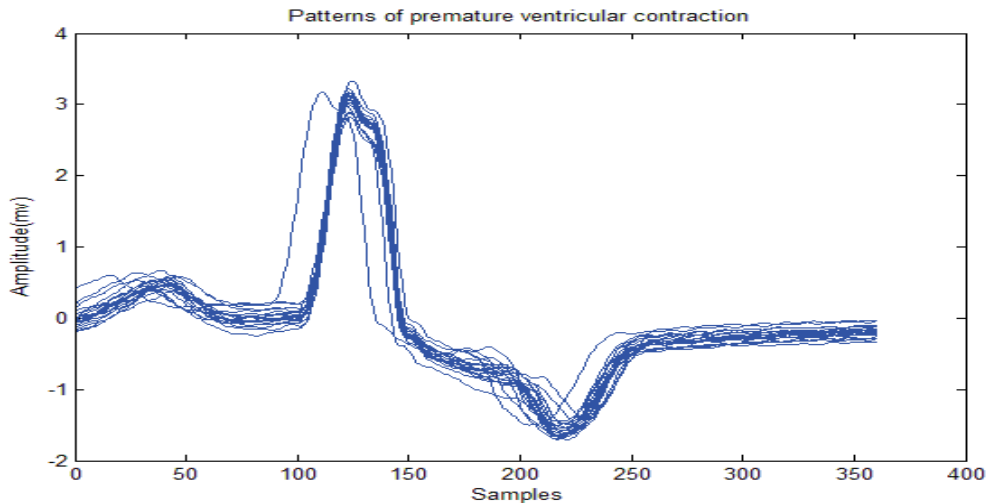


Figure 4-6 : Echantillons du signal ECG présentant une contraction prématurée ventriculaire.

4.5. La contraction prématurée auriculaire (APC)

Une seule contraction se produit plus tôt que la prochaine contraction des sinus attendu. Après l'APC, le rythme sinusal reprend habituellement. Le rythme est irrégulier lorsqu'une contraction prématurée auriculaire se produit. Les P ondes peuvent avoir une forme différente. La largeur du complexe QRS est normale (de 0,06 à 0,10 sec). Un ECG d'un patient ayant APC est représenté sur la Fig. 4-7.

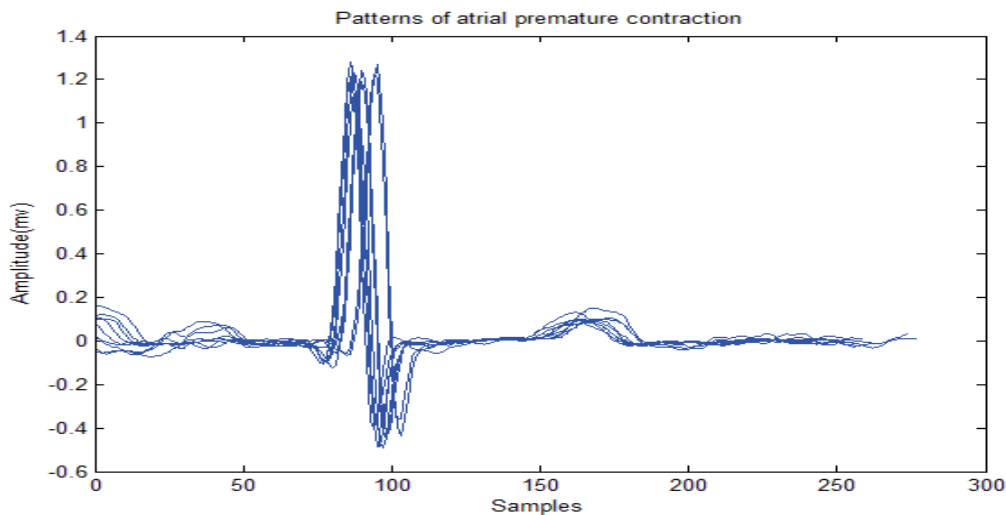


Figure 4-7 : Echantillons du signal ECG présentant une contraction prématurée auriculaire.

4.6. La fibrillation ventriculaire (VF)

Pendant une fibrillation ventriculaire, une activité électrique chaotique se produit sans contraction. Les ventricules se déchargent d'une manière totalement désynchronisée, et il n'y

a plus de systole cardiaque. L'amplitude et la fréquence de l'activité de fibrillation peuvent être utilisées pour définir le type de la fibrillation. Pas d'ondes P, aucun intervalle QRS et aucun intervalle PR. Voir la figure 4-8.

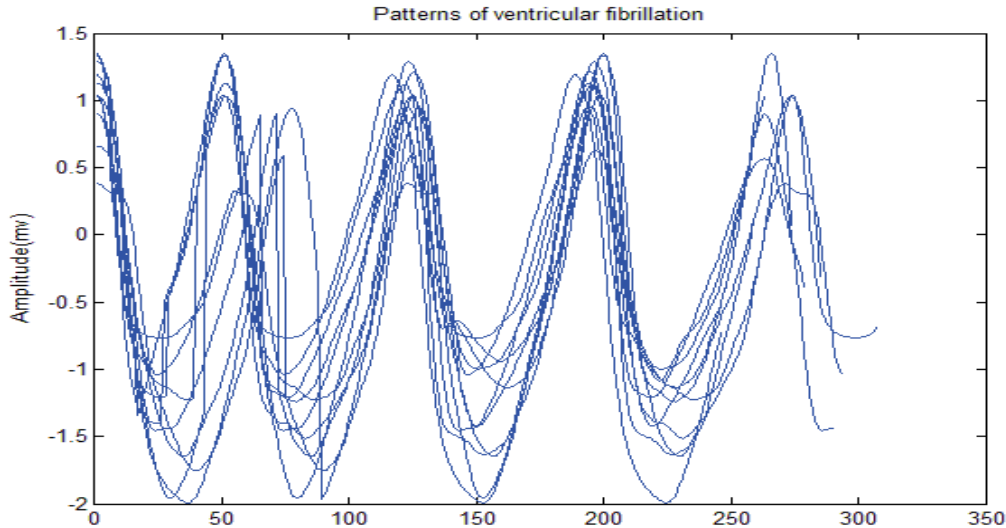


Figure 4-8 : Echantillons du signal ECG présentant une fibrillation ventriculaire.

5. Etape d'extraction des caractéristiques

5.1. La modélisation autorégressive

Le modèle autorégressif (AR) fait partie du groupe des formules de prédictions linéaires qui estiment la sortie d'un système basé sur la précédente sortie.

Un modèle autorégressif peut être considéré comme une boîte noire. À partir d'un bruit blanc en entrée $w(n)$, le modèle estime le signal ECG $y(n)$ grâce à un certain nombre de coefficients $a_i(n)$, p est l'ordre du modèle (Equation 1).

$$y(n) = - \sum_{i=1}^p a_i(n) y(n-i) + w(n) \quad (1)$$

Le modèle AR extrait les informations sur les fréquences spécifiques du signal. Celles-ci sont contenues dans les coefficients du modèle. Grâce à ces coefficients, il est donc possible de passer dans le domaine fréquentiel.

Il est important de retenir que des modèles AR fournissent un ensemble de coefficients $a_i(n)$ caractérisant le signal, ceux-ci vont permettre de construire le vecteur des caractéristiques ou des descripteurs qui servira pour classifier les signaux ECG. Le problème

est donc d'obtenir les meilleures valeurs des coefficients $a_i(n)$ pour représenter une série de données $y(n)$.

Comme le meilleur choix de l'ordre p n'est généralement pas connu, il est nécessaire, en pratique, d'essayer plusieurs ordres. Basées sur cette idée, certaines techniques calculent un critère d'erreur qui indique quel ordre choisir. Dans cette étude on a réalisé des expérimentations en changeant la valeur de l'ordre du model AR, un ordre de 2 apparait suffisant pour modéliser le signal ECG aux fins de classification.

5.2. Segmentation des signaux ECG et extraction des caractéristiques

Les signaux physiologiques sont souvent caractérisés par un comportement fluctuant dans le temps, le signal ECG est fortement non stationnaire dans chaque battement; les coefficients $a_i(n)$ du modèle AR sont variables dans le temps. Dans cette section, une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques à des fins de classification des arythmies cardiaques est présentée. Les positions des pics R_i ont été extraites selon les annotations de la base de données MIT-BIH. chaque cycle cardiaque contient RR_i échantillons (nombre d'échantillons entre deux pics R successifs) ; $\frac{1}{3} * RR_i$ avant et $\frac{2}{3} * RR_i$ après le pic R_i . Les complexes QRS ont été présentés par des segments de $\frac{1}{6} * RR_i$ échantillons centrés sur R_i comme représenté sur la figure 4-9.

Enfin la modélisation AR a été réalisée séparément sur les trois segments du cycle cardiaque (C'est la deuxième modification que nous proposons pour améliorer l'étape d'extraction), les coefficients ont été estimés par l'algorithme de Burg, un vecteur des caractéristiques de six éléments a été construite pour chacun des échantillons des signaux ECG. Le tableau 4-1 montre un échantillon de ces vecteurs des caractéristiques pour les six arythmies cardiaques considérées dans cette étude.

Les caractéristiques des échantillons des signaux ECG ont été extraites par l'application de la modélisation AR d'ordre 2 comme présenté dans la section précédente. On a alors produit un vecteur de six éléments pour représenter chaque échantillon d'ECG. Chaque battement cardiaque est présenté uniquement par six paramètres; deux de chacun des segments cardiaques (P, QRS et T).

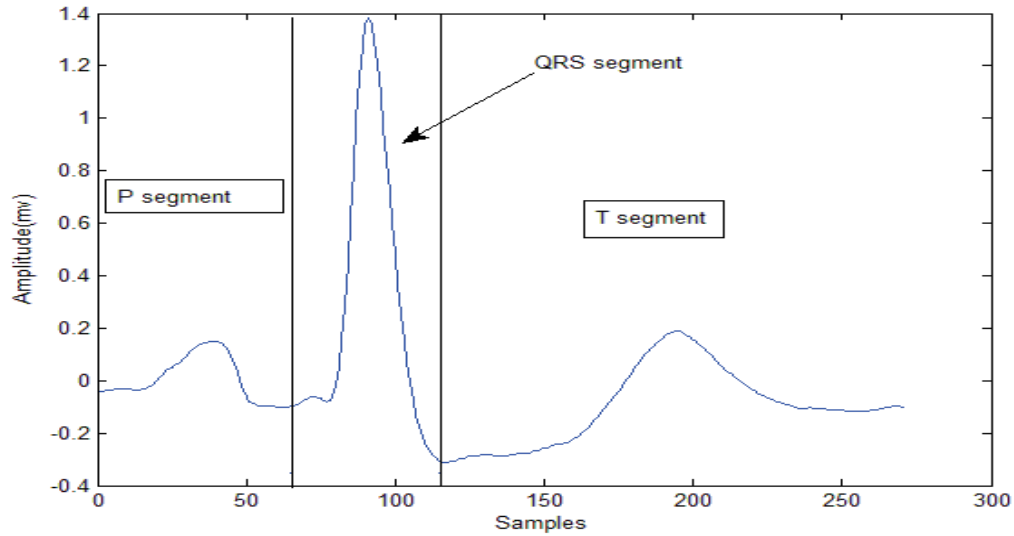


Figure 4-9 : Segmentation d'un échantillon du signal ECG en trois parties représentatives des trois événements (ondes P, QRS, et T) du cycle cardiaque.

APC	-1.8873	0.9735	-1.9244	0.9263	-1.9263	0.9333
NSR	-1.9060	0.9595	-1.9499	0.9504	-1.9398	0.9399
SVT	-1.9485	0.9841	-1.8979	0.9126	-1.9459	0.9541
VF	-1.9584	0.9792	-1.9748	0.9920	-1.9761	0.9925
VT	-1.9733	0.9871	-1.9520	0.9689	-1.9778	0.9808
PVC	-1.9768	0.9872	-1.9778	0.9781	-1.9844	0.9846

Tableau 4-1 : Exemples des vecteurs des caractéristiques extraites pour chacune des arythmies cardiaques considérées dans cette étude.

La tachycardie ventriculaire est caractérisée par des complexes QRS élargis qui sont moins élargis à la présence d'une tachycardie supra ventriculaire, et les ondes P sont souvent enterrés dans les ondes T précédentes, on peut déduire que les informations extraites séparément des trois segments peut les discriminer efficacement. La figure 4-10 montre qu'il y a une très bonne séparation entre la classe VT et la classe SVT. Sur la figure 4-11 cet écart est moins évident, mais la séparation des classes sera mieux quand les quatre autres paramètres seront pris en considération. Ensuite, nous pouvons conclure que les six caractéristiques donnent une bonne capacité pour classifier les différentes catégories de signaux ECG.

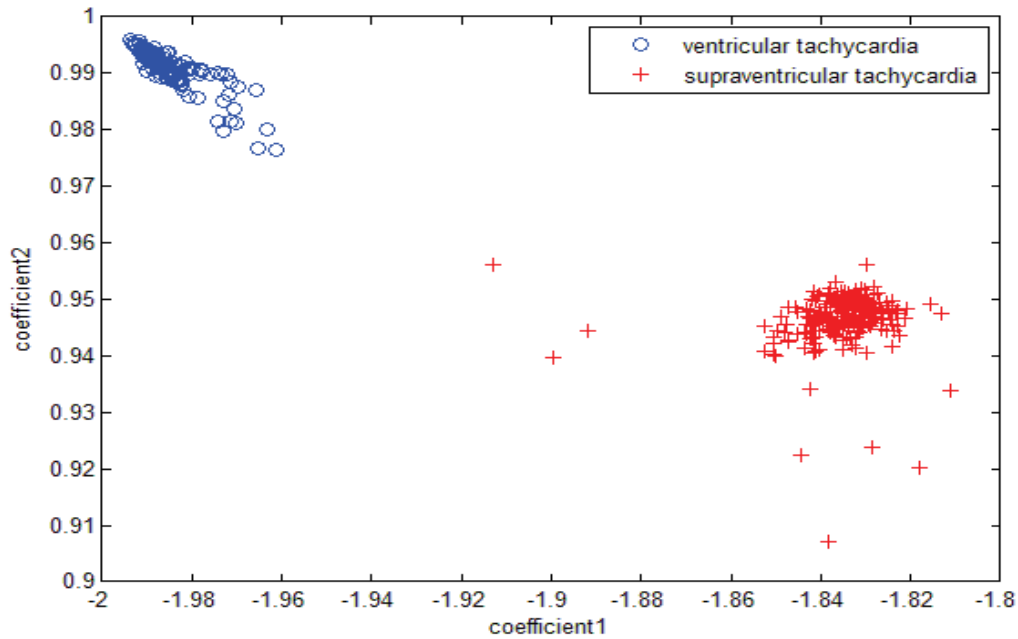


Figure 4-10 : Discrimination de la tachycardie ventriculaire et la tachycardie supra ventriculaire en utilisant les deux caractéristiques extraites du complexes QRS.

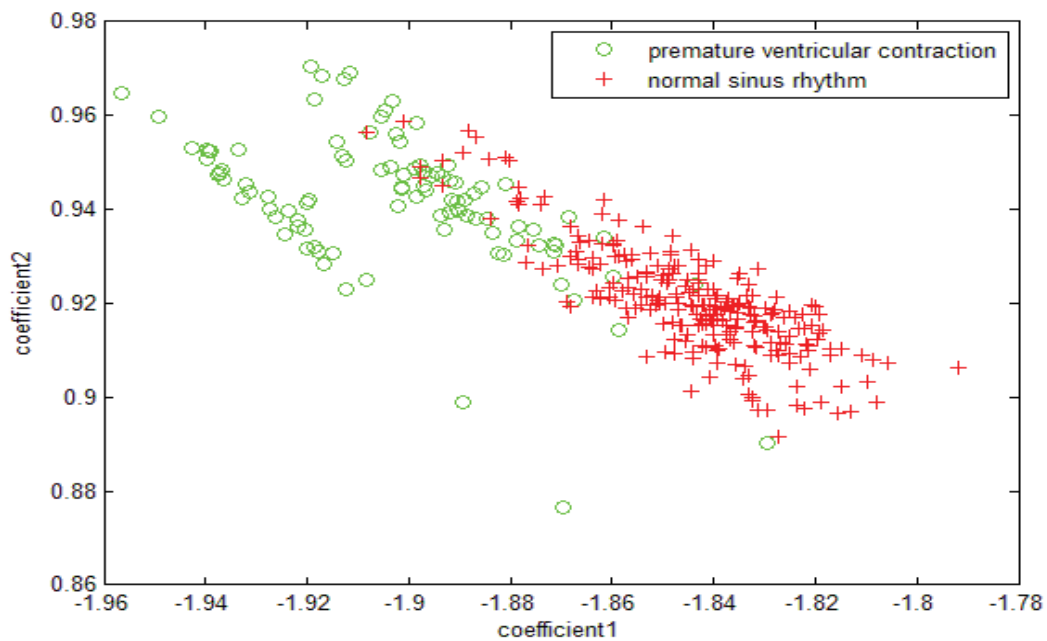


Figure 4-11 : Discrimination de la contraction prématurée ventriculaire et le rythme sinusal normal en utilisant les deux caractéristiques extraites du complexes QRS.

6. Etape de classification

Dans cette recherche, six types de signaux ECG (NSR, APC, PVC, VF, VT et SVT) ont été considérés pour la classification automatique. Pour chaque réalisation, parmi des dizaines

de milliers de battements issus de la base de données MIT-BIH, on prend au hasard trois cents échantillons de chacune des six classes, cent cinquante échantillons de chacune des six classes ont été utilisés pour la phase d'apprentissage, et les cas restants ont été utilisés pour la phase de test. Les valeurs de sensibilité, de spécificité et de précision ont été calculées pour toutes les classes de l'ECG. Les réseaux de neurones artificiels semblent le meilleur choix à effectuer pour l'étape de classification.

Les réseaux de neurones artificiels sont le cœur de plusieurs applications réelles, un outil indispensable qui a fait ses preuves dans la pratique par leurs caractéristiques de généralisation et de robustesses face au bruit. Nous nous sommes concentrés principalement dans notre travail sur une architecture neuronale qui est généralement la plus utilisée pour la classification des anomalies cardiaques: le **Perceptron Multi-Couche (MLP)**. Le principal problème lié à son utilisation est le choix des fonctions d'activation des couches cachée et de sortie, en plus de la définition du nombre de neurones cachés. Dans notre application la fonction sigmoïde a été utilisée pour les couches cachées et la fonction linéaire a été utilisée pour la couche de sortie. Plusieurs expérimentations ont été effectuées pour choisir le bon algorithme d'apprentissage adéquat à notre problème abordé, de bons résultats ont été obtenus avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt en termes de précision et de temps d'apprentissage.

Différentes architectures de réseau ont été évalués pour trouver une solution optimale pour notre problème de diagnostic des arythmies cardiaques. Afin d'améliorer les performances du système, le nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones dans chacune de ces couches a été varié dans des différentes expériences. Les vecteurs de sortie (cibles) ont été définis par des combinaisons de 1 et de 0 pour représenter chacune des six classes considérées dans ce travail. Le nombre de neurones dans la couche d'entrée et la couche de sortie est réglée pour être de six puisque on a six types d'ECG à classifier et puisque le vecteur des caractéristiques est composé de six éléments. Le tableau 4-2 montre les six classes d'ECG et leurs représentations des sorties du réseau de neurones.

Afin de comparer la vitesse de convergence et la précision totale des différents algorithmes d'apprentissage, les classificateurs ont été réglés pour une valeur prédéterminée d'erreur quadratique moyenne (MSE) égale à 0,00001. Pour faciliter la comparaison des performances des différents algorithmes d'apprentissage, nous avons utilisé les acronymes présentés dans le tableau 4-3.

No	description d'ECG	Neural network outputs					
1	Normal sinus rhythm	1	0	0	0	0	0
2	Pre-ventricular contraction	0	1	0	0	0	0
3	Atrial premature contraction	0	0	1	0	0	0
4	Ventricular fibrillation	0	0	0	1	0	0
5	Ventricular tachycardia	0	0	0	0	1	0
6	Supra ventricular tachycardia	0	0	0	0	0	1

Tableau 4-2 : Classes des signaux ECG et leurs représentations des sorties du réseau de neurones.

Acronyme	Algorithme
RP	Resilient back propagation
SCG	Scaled conjugate gradient
CGB	Conjugate gradient with Powell–Beale restarts
CGP	Polak–Ribière conjugate gradient
BFGS	Broyden, Fletcher, Goldfarb, and Shanno (BFGS) quasi-Newton back propagation
OSS	One-step secant quasi-Newton
LM	Levenberg–Marquardt

Tableau 4-3 : les différents algorithmes d'apprentissage utilisés par le MLP.

Le tableau 4-4 présente quelques résultats des expérimentations sur les différentes architectures neuronales, notamment celles avec une seule couche cachée de 20 et de 30 neurones et celle avec deux couches cachées de (15, 15) et (15,12) neurones. On peut

constater que l'architecture contenant deux couches cachées ayant 15 neurones dans chacune et dont la phase d'apprentissage est effectuée par l'algorithme de Levenberg–Marquardt est la meilleure en terme de précision globale de classification, l'algorithme de Resilient back propagation donne un meilleur résultat en terme de vitesse de convergence. La précision de la détection de NSR, APC, PVC, SVT, VT et VF était respectivement de 99,3%, 98,7 %, 100 %, 99.3%, 100% et 99,3 %, la précision globale est 99,6 % [175].

Network hidden layers	Training function	Accuracy in test (%)	Training time (s)	Number of epochs
15*15	RP	98.0	2	72
15*12		98.2	6	201
30		98.3	5	197
20		97.3	3	124
15*15	CGP	94.6	2	35
15*12		81.7	3	48
30		97.9	5	67
20		98.2	4	74
15*15	CGB	94.8	3	40
15*12		81.9	3	51
30		82.9	6	90
20		97.7	3	55
15*15	BFGS	98.6	17	71
15*12		81.8	10	69
30		80.8	13	75
20		80.9	7	77
15*15	OSS	97.4	5	80
15*12		82.0	4	64
30		97.7	8	129
20		98.4	8	132
15*15	LM	99.6	20	38
15*12		98.8	18	46
30		99.0	40	94
20		99.0	9	31

15*15		99.4	6	117
15*12	SCG	82.4	4	74
30		97.8	3	75
20		98.8	5	107

Tableau 4-4 : Comparaison des résultats en termes de précision totale et vitesse de convergence des différents algorithmes d'apprentissage. (Les meilleurs résultats sont en gras)

classes	NSR	PVC	APC	VF	VT	SVT
NSR	149	0	1	0	0	0
PVC	0	150	0	0	0	0
APC	1	0	148	1	0	0
VF	0	0	0	150	0	0
VT	0	0	0	0	150	0
SVT	0	0	1	0	0	149

Tableau 4-5 : Matrice de confusion.

Classes	NSR	PVC	APC	VF	VT	SVT
Sensibilité	99.3%	100%	98.7 %	100%	100%	99.3%
Spécificité	99.3%	100%	98.7%	99.3%	100%	100%

Tableau 4-6 : Taux de sensibilité et de spécificité pour les six types d'arythmies.

7. Classification des signaux ECG de deux dérivations

7.1. Introduction

Comme on a vu dans le deuxième chapitre, en cardiologie clinique, on utilise 12 dérivations connues comme des dérivations standards. L'ECG à 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisé par une convention internationale.

Les différents points d'observation proposés par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur.

La majorité des systèmes de classification automatique des arythmies cardiaque opère sur un signal ECG issue d'une seule dérivation. Dans cette section on propose un système qui se base sur l'extraction simultanée des caractéristiques pertinentes à partir d'un signal ECG à deux dérivations (Two-lead ECG signal). On suppose que l'information clinique extraite d'un signal issue de deux points d'observation sera plus pertinente et plus globale que celle extraite d'un signal ECG enregistré sur une seule dérivation (One-lead ECG signal). C'est la troisième amélioration que nous proposons pour augmenter le taux de classification des systèmes de détection et de classification automatiques des arythmies cardiaques.

Un système réussi de classification automatique des arythmies cardiaques implique généralement trois procédures importantes : prétraitement de signal, extraction des caractéristiques, et la construction d'un classificateur. L'extraction des caractéristiques est la procédure la plus importante qui influence la performance d'un système intelligent de classification. Par conséquent, l'extraction des caractéristiques pertinentes pour obtenir des résultats optimaux de classification est devenue une tâche principale sur laquelle se concentrent les recherches des systèmes intelligents de classification des arythmies.

Dans cette section, nous proposons un système de classification des arythmies basé sur l'extraction des caractéristiques par modélisation autorégressive multi variable (MVAR) et le classificateur MLP. Le système comprend les étapes suivantes: (1) prétraitement des données, (2) extraction des caractéristiques, et (3) la classification. Tout d'abord, les enregistrements ECG sont obtenus à partir de la base de données MIT-BIH. Dans le module de prétraitement, un filtre linéaire FIR est utilisé pour fournir une représentation informative qui est à la fois robuste au bruit et représentatif des caractéristiques morphologiques du signal ECG. Dans la procédure d'extraction des caractéristiques, nous avons produit un vecteur approprié des caractéristiques qui se compose de 24 coefficients résultant de la modélisation autorégressive multi variable des trois composantes du signal ECG (ondes P, QRS, et T). Enfin, un classificateur MLP est utilisée pour classer les cinq types des signaux ECG, qui sont le rythme normal de sinus (NSR), la contraction auriculaire prématurée (APC), la contraction ventriculaire prématurée (PVC), la tachycardie ventriculaire (VT), et la tachycardie supraventriculaire (SVT) obtenues à partir de la base de données MIT-BIH. Nous avons expérimenté plusieurs réseaux de neurones MLP en faisant varier le nombre de couches cachées et de neurones pour chaque couche. Multiples algorithmes ont été utilisés pour la

phase d'apprentissage des réseaux de neurones, les performances de ces algorithmes ont été comparées dans plusieurs expériences.

Les signaux ECG ont subis les mêmes prétraitements décrits dans les sections précédentes. Les figures 4-12 et 4-13 présentent deux exemples de signal ECG de deux dérivations et segmentation des trois événements du cycle cardiaque.

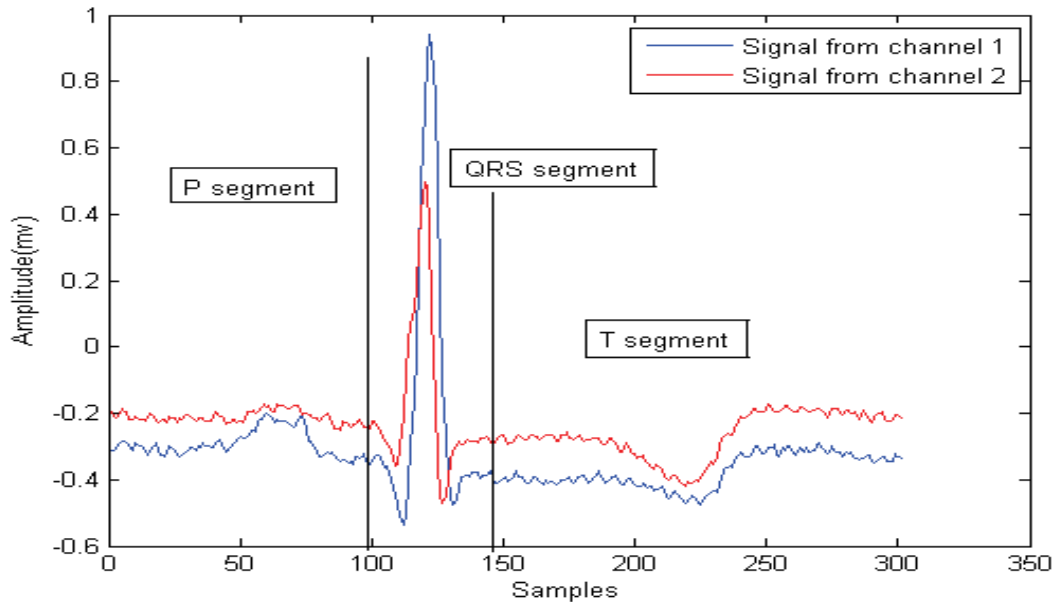


Figure 4-12 : Segmentation d'un échantillon du signal ECG (SNR) en trois parties représentatives des trois événements (ondes P, QRS, et T) du cycle cardiaque.

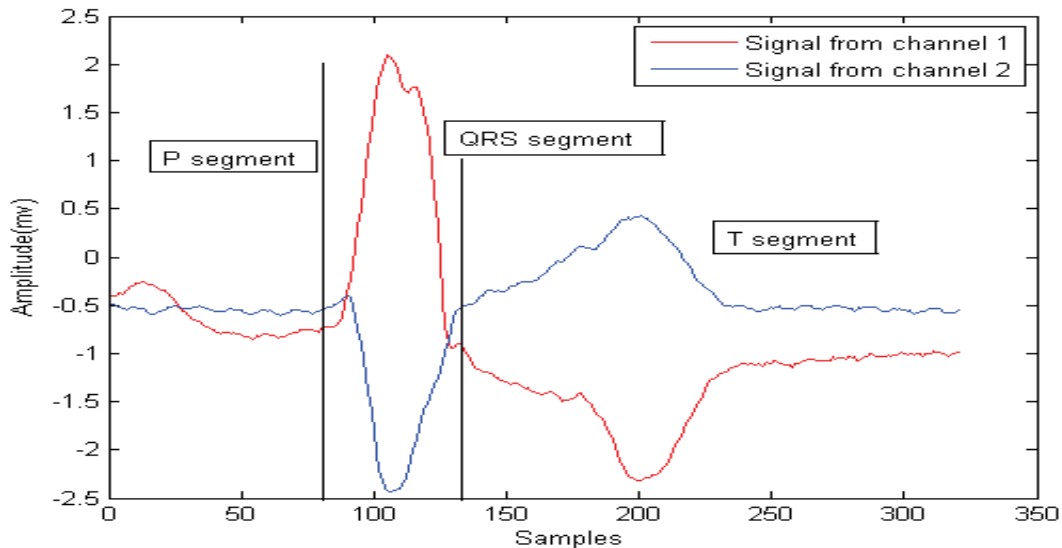


Figure 4-13 : Segmentation d'un échantillon du signal ECG (PVC) en trois parties représentatives des trois événements (ondes P, QRS, et T) du cycle cardiaque.

7.2. La modélisation autorégressive multi variable

Un modèle autorégressif multi variable (MVAR) d'ordre p peut être exprimé comme suit:

$$y(n) = - \sum_{i=1}^p A_i(n) y(n-i) + w(n) \quad (2)$$

où $y(n)$ représente le signal ECG à deux dimensions, $w(n)$ est un bruit blanc, et $A_i(n)$ sont les matrices des coefficients du modèle MVAR.

Les coefficients du modèle ont été estimés à partir des échantillons de données provenant de chaque cycle cardiaque des cinq types de signaux ECG. Le choix de l'ordre du modèle a été réalisée en se basant sur des expérimentations sur les cinq types de signaux ECG considérés, divers ordres de modèle MVAR ont été présélectionnés pour choisir le plus adéquat pour une meilleure précision de classification, un ordre de 2 semble suffisant pour modéliser le signal ECG à deux dimensions afin de classification. Enfin la modélisation MVAR a été réalisée sur tous les segments du cycle cardiaque et les paramètres du modèle ont été estimées par l'algorithme ARFIT présenté dans [74], un vecteur de caractéristiques de 24 éléments a été produit pour représenter chaque échantillon des signaux ECG; 8 éléments par chaque segment du cycle cardiaque.

7.3. Phase de classification

Sous les mêmes conditions expliquées dans les sections précédentes, on a essayé de trouver la meilleure architecture neuronale qui produit les meilleurs taux de bonne classification des arythmies à partir des 24 caractéristiques extraites des signaux ECG. Trois cents échantillons de chacune des cinq classes des signaux ECG ont été choisis au hasard pour réaliser un essai de classification, 150 échantillons choisis pour la phase d'apprentissage et les échantillons restants pour la phase de test, les taux de sensibilité et de spécificité ont été calculés pour toutes les classes des signaux ECG.

Les résultats montrent que la meilleure précision globale est atteinte par un MLP qui comprend deux couches cachées de 30 et 10 neurones dans chacune des couches, et où l'algorithme de Levenberg-Marquardt est utilisé pour la phase d'apprentissage. Ce classificateur a atteint une précision globale de 99,7%. L'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt donne la meilleure précision de classification pour toutes les architectures envisagées. Le tableau 4-7 présente un exemple de classification automatique de 750 échantillons des signaux ECG présentant les cinq types considérés. Le tableau 4-8

présente les taux de sensibilité, de spécificité, et de précision de classification pour les cinq types de battements cardiaques. L'exploration des signaux ECG à deux dimensions (Two-lead ECG signal) à permet d'améliorer les performances du système de détection et de classification des arythmies cardiaques [176].

classes	NSR	PVC	APC	SVT	VT
NSR	150	0	0	0	0
PVC	0	150	0	0	0
APC	0	0	149	1	0
SVT	0	0	1	149	0
VT	0	0	0	0	150

Tableau 4-7 : Matrice de confusion pour la classification automatique de 750 échantillons des signaux ECG présentant les cinq types d'arythmies considérés.

Classes	NSR	PVC	APC	SVT	VT
Sensibilité	100%	100%	99.3 %	99.3 %	100%
Spécificité	100%	100%	99.3%	99.3%	100%
précision	100%	100%	98.7%	98.7%	100%

Tableau 4-8 : Taux de Sensibilité, Spécificité, et de précision pour les cinq classes d'ECG.

8. Discussion

La classification des arythmies cardiaques par les réseaux de neurones nécessite la génération des vecteurs d'entrée qui devraient inclure des caractéristiques qui représentent bien le rythme et la morphologie de l'arythmie. L'objectif principal de cette étude est d'explorer la capacité de la modélisation autorégressive (AR) à extraire des caractéristiques pertinentes de signaux d'électrocardiogramme afin de classifier certaines arythmies cardiaques. Les résultats de la modélisation ont montré qu'un ordre de 2 est suffisant pour modéliser des signaux ECG en vue de la classification, même ordre du modèle AR a été considéré dans [75] où deux coefficients AR et la valeur quadratique moyenne des complexes QRS ont été utilisées

comme caractéristiques pour classer des PVCs et des NSRs en utilisant un classificateur basé sur la logique floue, une sensibilité de 97 % et une spécificité de 99 % ont été atteints. Dans [76, 77] une taille d'échantillons fixe de 1,2 secondes et 0,9 secondes respectivement avait été utilisé, ce qui manque d'exactitude en raison de la variabilité du rythme cardiaque (échantillons APC et VT sont beaucoup plus courts que SNR). Dans la présente étude des échantillons de taille variable basé sur les intervalles RR ont été considéré pour extraire une information pertinente à partir d'un cycle cardiaque particulier, alors de meilleur descripteurs ont été extraits des signaux ECG, l'utilisation d'une taille d'échantillons variable a permis d'améliorer considérablement la précision de la classification en produisant des meilleures caractéristiques.

Les signaux physiologiques, y compris le signal ECG, sont fréquemment caractérisés par un comportement transitoire, fluctuant et non stationnaire, les coefficients du modèle autorégressif $a_i(n)$ sont variables dans le temps. Dans [76, 77, 78], ces coefficients ont été considérés comme constants sur l'ensemble des échantillons d'un cycle cardiaque; la nature non stationnaire du signal ECG est omise. Dans notre étude, nous divisons un cycle cardiaque en trois parties (les segments P, QRS et T), les coefficients AR ont été estimés pour chaque segment séparément, ce qui permet de capter des informations sur la nature non stationnaire du signal ECG ou au moins sur la transition des événements constituant un battement cardiaque. La considération du caractère non stationnaire des signaux ECG nous a permis d'extraire de bonnes caractéristiques capables de bien discriminer les différentes arythmies considérées dans ce travail.

Les résultats des expérimentations montrent que la modélisation AR peut être utilisée pour produire des caractéristiques pertinentes pour effectuer une discrimination entre les différentes arythmies. Les taux de bonne classification obtenus en utilisant la modélisation AR sont comparables aux résultats publiés récemment sur la classification des arythmies cardiaques. La détection des battements de type PVC a été effectuée en utilisant le spectre de puissance des complexes QRS et des cartes d'auto-organisation avec une sensibilité de 82,71% et une spécificité de 88,06% [79]. Une précision de 93% et 96% a été rapportée pour VT et VF respectivement en utilisant un algorithme modifié séquentiel du rapport de probabilité de test [80]. Une précision globale de 93 % à 99% a été obtenue en utilisant les réseaux de neurones artificiels [81]. La technique de modélisation de Prony à base des

moindres carrés a produit une précision de 95,24 %, 96 % et 97,78 % pour les SVT, VT et VF respectivement [82].

Les mêmes types d'arythmies considérés dans notre travail ont été classés dans [78, 83]. Dans [78], la précision de la détection d'arythmies étaient de 93,2 % à 100 % à l'aide de la modélisation AR et un algorithme basé sur le modèle linéaire généralisé. La précision de la discrimination de NSR, APC, SVT, PVC, VT et VF étaient de 98,344 % à 99,883 % en utilisant une machine à vecteurs de support (SVM) [83], les taux de précision de la méthode que nous proposons dans ce travail sont de 98,7 % à 100%.

Résumé

Nous avons proposé un certain nombre de méthodes efficaces pour la détection et la classification de certains types d'arythmies cardiaques. Ces méthodes comprennent trois étapes : une étape de prétraitement, une étape d'extraction de caractéristiques et l'étape de classification. Dans la première étape, nous avons utilisé un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie pour débruiter les signaux ECG. Dans l'étape d'extraction de caractéristiques, nous avons extrait six coefficients par la modélisation AR qui serviront comme caractéristiques efficaces pour différencier les battements normaux des autres battements anormaux. Ensuite, un certain nombre de réseaux de neurones MLP avec un nombre différent de couches cachées et différents algorithmes d'apprentissage ont été conçus. Les performances de classification de ces architectures neuronales ont été comparées pour les six différentes classes de signaux ECG. Une précision de classification globale de 99,6 % a été réalisée sur différents signaux ECG issus de la base de données MIT-BIH.

Dans la deuxième expérience on a travaillé sur des signaux ECG à deux dérivations sur lesquels on a effectué une modélisation autorégressive multi variable pour produire un vecteur de caractéristiques de 24 éléments qui ont servi ensuite comme entrées du classificateur. Nos expérimentations ont montré qu'un MLP à deux couches cachées de 30 et 10 neurones respectivement produit le meilleur taux de précision de classification qui atteint 99,7%.

Les trois modifications que nous avons proposé (taille de segments ECG variable, segmentation du cycle cardiaque en trois segments représentatifs des ondes P, QRS, et T, et enfin l'utilisation des signaux ECG de deux dérivations) ont permis d'améliorer significativement les taux de précision du système de classification automatique des arythmies cardiaques.

Partie II : Traitement et analyse des signaux EEG

CHAPITRE 5

Bases de neurophysiologie et d'électroencéphalographie

1. Bases neurophysiologiques

Le cerveau est constitué d'un vaste réseau de centaines de milliards de neurones dont les liaisons et l'activité représentent des processus complexes et mal connus tant à l'échelle microscopique que macroscopique. Plusieurs millions de neurones de votre cerveau sont activés lors de la lecture de cette phrase. Ce chiffre reflète une partie de l'extrême complexité du cerveau humain. Ce gigantesque réseau est le support de l'activité cérébrale qui régit l'ensemble du fonctionnement du corps humain. Le traitement des données internes et environnementales est essentiel aux humains pour déterminer leurs réponses et leurs actions. Si ces informations ne sont pas correctement représentées dans le cerveau, alors le comportement de l'organisme ne sera pas adapté. Sans ces représentations, notre capacité de compréhension de la langue parlée ou écrite, par exemple, serait sérieusement altérée. Obtenir de meilleures connaissances du fonctionnement cérébral engendrera donc des applications à court ou moyen terme notamment dans le milieu médical (traitement de l'épilepsie, aide à la décision chirurgicale, analyse des troubles mentaux, etc.) et des implications à long terme qui pourraient couvrir l'ensemble de l'activité humaine.

Siège du contrôle des mouvements, du comportement, de l'homéostasie des fonctions internes telles que le rythme cardiaque, la pression artérielle, la température du corps, le cerveau est un organe vital. C'est lui qui nous permet de percevoir et de découvrir le monde qui nous entoure. Il occupe le rôle central de création des réactions à l'environnement. Plus de 10 milliards de cellules transmettent et reçoivent des messages des différentes parties de l'organisme. Afin de pouvoir mieux comprendre son fonctionnement, nous allons étudier les bases neurophysiologiques à l'origine de l'activité électrique cérébrale.

1.1 Activité électrique

1.1.1 Du cerveau au neurone

Le cerveau est constitué de différents niveaux d'organisation qui s'étendent sur une double échelle spatiale et temporelle. L'examen microscopique et macroscopique révèle des éléments structuraux dont la taille varie de quelques angströms (canaux ioniques) à plusieurs

centimètres (aires cérébrales). Chaque niveau d'organisation possède sa propre échelle temporelle qui découle de propriétés physico-chimiques : de la nanoseconde pour les événements moléculaires à plusieurs centaines de millisecondes pour la dynamique de réseaux d'aires cérébrales. Le cerveau humain est composé de 10 à 100 milliards de neurones dont les corps cellulaires constituent la matière grise. Le cortex est une couche, fortement repliée sur elle-même, de substance grise qui recouvre les deux hémisphères. Au sein du cortex, les neurones sont organisés en six couches parallèles et en colonnes corticales de quelques centaines de microns. Le rôle principal des neurones est de recevoir, traiter et transmettre l'information. Le neurone possède pour cela, en plus de son corps cellulaire le péricarion, deux types de prolongements (figure 5-1) : les dendrites sont des extensions afférentes où sont collectées les informations arrivant au neurone, les axones sont des extensions efférentes conduisant les influx nerveux générés vers d'autres cellules. Les échanges d'informations entre cellules sont réalisés au niveau des synapses. La synapse est l'unité structurale et fonctionnelle de connexions entre deux neurones. La membrane des neurones possède la propriété d'être excitable. À l'état de repos, il existe une différence de potentiel entre l'extérieur et l'intérieur d'environ -60 à -70mV due à une différence de concentration ionique.

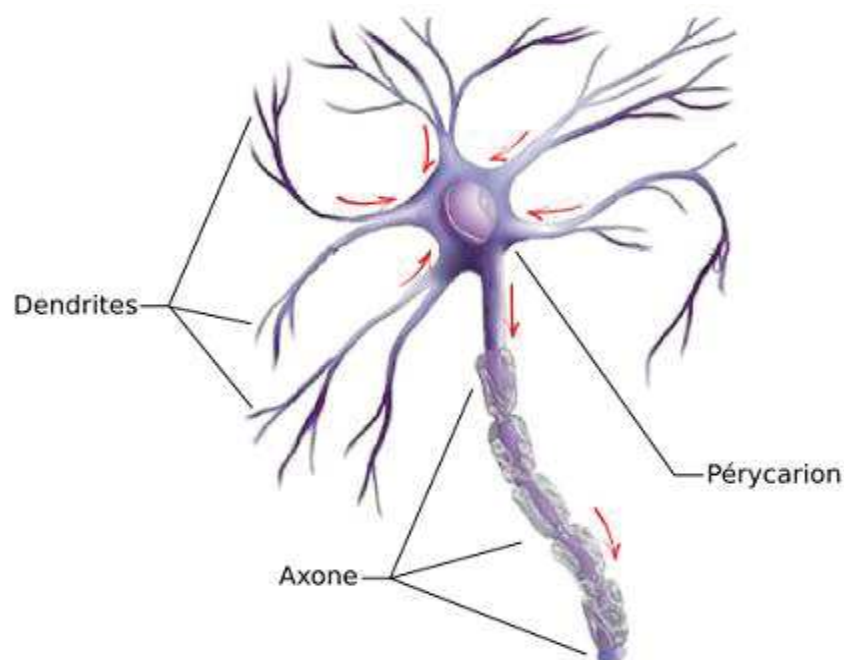


Figure 5-1 : Le neurone biologique. Il est composé d'un corps cellulaire, le péricarion, et de deux types de fibres : les dendrites, fibres afférentes et l'axone, fibre efférente.

Deux mécanismes sont à l'œuvre pour la communication neuronale : la transmission de l'influx nerveux le long des fibres nerveuses par le potentiel d'action et la transmission

synaptique qui fait le lien entre deux neurones. Le potentiel d'action est une onde biphasique (dépolérisation puis hyperpolarisation de la membrane) de quelques millisecondes, d'amplitude 1×10^{-13} mA, qui se propage le long de l'axone. Sur une portion d'axone étendue, cette onde est assimilée à un dipôle électrique orienté. Le potentiel d'action, une fois initié, a toujours la même amplitude et le même déroulement temporel. Tant que le seuil de dépolérisation n'est pas atteint, il n'y a aucune réponse. C'est la loi du tout ou rien. Par contre, si ce seuil est atteint ou dépassé, la réponse est maximale d'emblée. La valeur informative du potentiel d'action n'est donc pas codée sur son amplitude mais sur sa fréquence : une dépolérisation plus importante (et supérieure au seuil) engendre une fréquence du potentiel d'action plus élevée (figure 5-2).

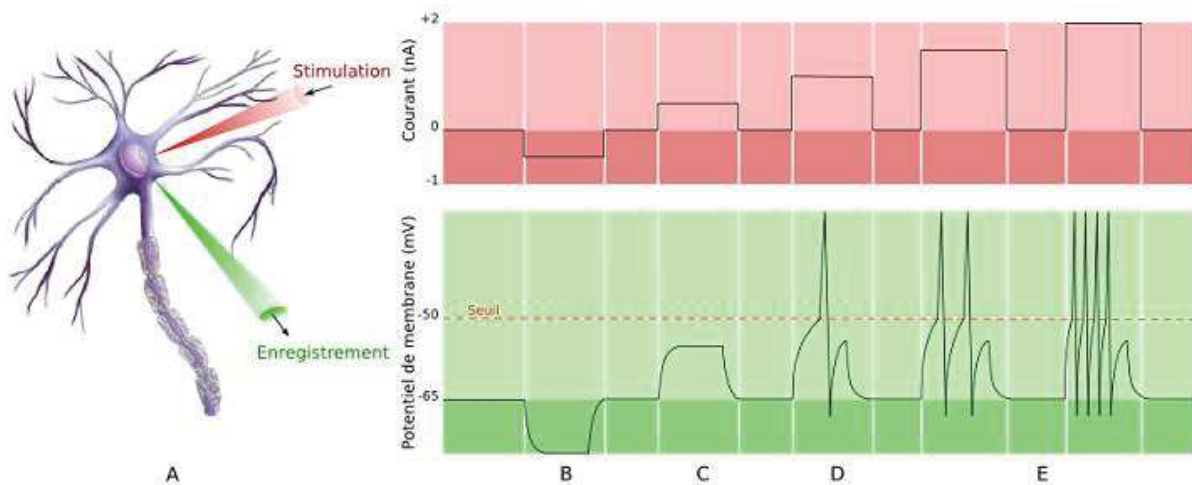


Figure 5-2 : Principe du tout ou rien du potentiel d'action. A- Deux microélectrodes sont placées dans le neurone : une microélectrode de stimulation injectant du courant dans le neurone et une microélectrode enregistrant le potentiel de membrane. B- Suite à un courant négatif, le neurone est hyperpolarisé, aucun potentiel d'action n'est produit. C- Suite à une stimulation de courant positif, une dépolérisation de la membrane neuronale a lieu mais elle ne suffit pas à engendrer un potentiel d'action. D- Le courant injecté dépolérisé la membrane jusqu'à une valeur supérieure au seuil. Un potentiel d'action est généré. E- La fréquence de décharge des potentiels d'action augmente avec le niveau de dépolérisation, proportionnellement à la quantité de courant injecté.

La transmission synaptique est basée sur des principes chimiques qui permettent de faire passer l'influx électrique d'un neurone à l'autre. Un potentiel d'action qui atteint une synapse engendre une libération de neurotransmetteurs à travers la fente synaptique qui sépare les deux neurones. Les trains d'ondes de dépolérisation supportés par des courants électrochimiques (les potentiels d'action), sont convertis en codage par concentration de neurotransmetteurs dans la fente synaptique. Ces molécules se diffusent jusqu'à la membrane post-synaptique et modifient sa perméabilité aux ions. Les neurotransmetteurs se fixent sur

des récepteurs de la membrane post-synaptique. On assiste alors à une réponse physiologique locale appelée potentiel post-synaptique (figure 5-3) :

- le Potentiel Post-synaptique Excitateur (ou PPSE) diminue la différence de potentiel entre les deux côtés de la membrane plasmique. Autrement dit le PPSE dépoliarise localement la membrane d'environ 25mV ;
- le Potentiel Post-synaptique Inhibiteur (ou PPSI) augmente la différence de potentiel. Il hyperpolarise la membrane.

La nature de l'effet observé dans un élément post-synaptique suite à l'activité d'une synapse dépend du type de neurotransmetteurs et de récepteurs associés à la synapse activée. L'évènement post-synaptique est caractérisé par une durée de quelques dizaines de millisecondes. Cette propagation est relativement lente : le délai synaptique est de l'ordre de 0,5ms soit une vitesse de 0,1mm/s. D'un point de vue électrique, l'évènement post-synaptique peut être assimilé à un dipôle de courant d'amplitude 2×10^{-14} mA. Si la membrane dépasse le seuil critique de dépoliarisation, un potentiel d'action est initié. Les PPSI empêchent le déclenchement d'un potentiel d'action alors que les PPSE le favorisent. Les potentiels post-synaptiques se propagent le long des dendrites jusqu'au péricarion. C'est à ce niveau que sont générés les potentiels d'actions qui se propageront ensuite le long de l'axone vers d'autres synapses. Le rôle du neurone est donc d'intégrer ces potentiels post-synaptiques pour moduler sa production propre de potentiels d'action.

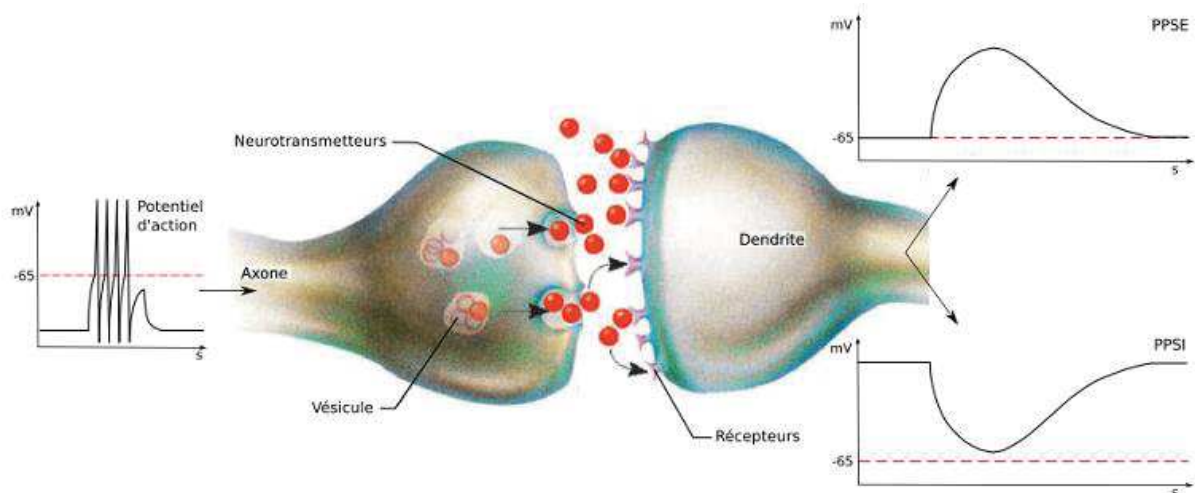


Figure 5-3 : Déclenchement d'un potentiel post-synaptique. L'arrivée de l'influx nerveux au niveau de la terminaison axonique déclenche la libération de neurotransmetteurs. Ces neurotransmetteurs se fixent au niveau de la membrane post-synaptique. Suivant le type de neurotransmetteurs, une dépoliarisation ou une hyperpolarisation se produit, donnant respectivement un PPSE (potentiel post-synaptique excitateur) ou un PPSI (potentiel post-

synaptique inhibiteur). Le PPSE peut être la source d'un potentiel d'action sur le second neurone, il est donc activateur. Le PPSI inhibe l'apparition de potentiel d'action.

1.1.2 Propagation de l'influx nerveux

Les neurones forment des réseaux à travers lesquels circule l'influx nerveux. C'est sous forme électrique que se propage cet influx à la surface de la membrane neuronale, des dendrites jusqu'à l'extrémité parfois très éloignée de l'axone. Les neurones transmettent rapidement l'influx nerveux d'un bout à l'autre du corps humain. Pour accélérer la conduction nerveuse le long de leur axone, les neurones sont entourés d'une gaine isolante, la gaine de myéline formée par les cellules gliales. La composition chimique de la myéline est très particulière. En effet elle contient 70% de lipides (cholestérol, phospholipides et glycolipides) et 30% de protéines; ce rapport est inversé dans la membrane des autres types cellulaires. Cette richesse en lipides exclut l'eau et les ions qui y sont dissous et fait de la myéline un bon isolant électrique.

La gaine de myéline ne couvre cependant pas entièrement l'axone et laisse de petites sections à découvert. Ces sections sont appelées les nœuds de Ranvier et sont espacées de 0,2 à 2mm. Les nœuds de Ranvier sont alors des zones de plus faible résistance où la dépolarisation peut se produire. C'est la conduction saltatoire (figure 5-4).

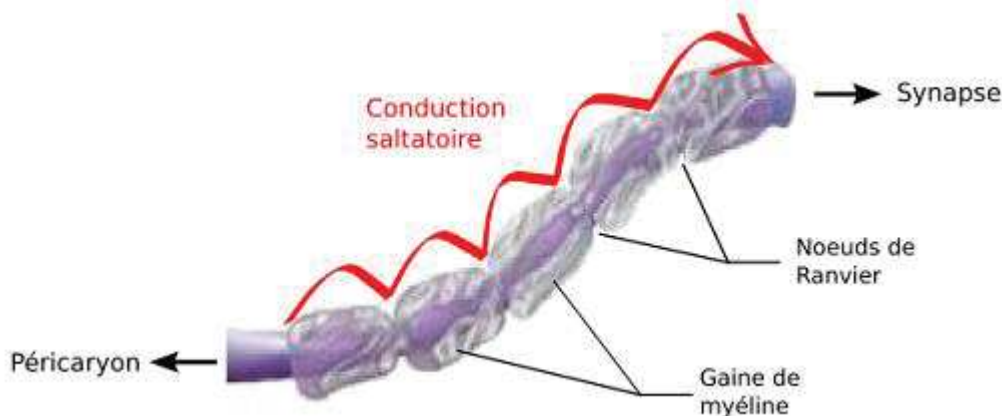


Figure 5-4 : La conduction saltatoire. Dans le cas des axones myélinisés, la conduction est dite saltatoire. La dépolarisation d'un nœud de Ranvier se propage (grâce aux courants locaux) jusqu'au nœud suivant. Lorsque le potentiel seuil est atteint, le potentiel d'action se régénère à ce nœud. Ce mécanisme permet une conduction rapide du potentiel d'action.

Cette propagation saltatoire permet au neurone de préserver son énergie puisque l'excitation nécessaire à la propagation de l'influx est restreinte aux petites régions nodales. Elle permet aussi une grande économie d'espace. En effet, la vitesse de conduction est proportionnelle au diamètre de la fibre pour une fibre myélinisée et à la racine carrée du

diamètre pour une fibre non myélinisée. Cela veut dire qu'une fibre non myélinisée devrait avoir un calibre de plusieurs centimètres pour conduire l'influx à la même vitesse (100m.s^{-1}) qu'une fibre myélinisée de $20\mu\text{m}$ de diamètre.

1.1.3 Activités de surface

Les potentiels mesurés en EEG peuvent être générés soit par les courants associés aux potentiels d'action, soit par les courants associés aux potentiels post-synaptiques, soit par une combinaison des deux. L'expérience montre [84] que le signal EEG recueilli sur le scalp provient majoritairement de la contribution des potentiels post-synaptiques, beaucoup plus persistants que les potentiels d'action. En effet, les potentiels d'action engendrent un champ électromagnétique qui décroît en $1/\text{distance}^3$ alors que le champ engendré par les potentiels post-synaptiques décroît en $1/\text{distance}^2$.

Les courants générés par une seule cellule ne sont pas mesurables sur le scalp, par contre l'activité d'un ensemble de cellules actives simultanément, dont le nombre est généralement estimé entre 10^7 et 10^9 , peut être enregistrée [85]. Ainsi le signal n'est observable en EEG que si de nombreux signaux ont lieu simultanément ce qui est beaucoup plus probable pour les événements post-synaptiques dont la durée de quelques dizaines de millisecondes dépasse largement celle d'un potentiel d'action qui ne dure que quelques millisecondes (figure 5-5). En plus d'une synchronisation temporelle, une synchronisation spatiale des événements postsynaptiques est nécessaire pour obtenir un phénomène mesurable sur le scalp. La distance entre l'électrode et la source du potentiel étant très grande par rapport à la taille des sources de courant, deux potentiels de part et d'autre d'une dendrite seront considérés comme provenant d'une même localisation. Ainsi, si ces deux potentiels sont opposés, il en résultera un courant nul alors que s'ils vont dans la même direction ils s'additionneront. En généralisant cet exemple, on observe que l'organisation d'ensembles neuronaux génère des lignes différentes de flux de courant (figure 5-6). L'EEG permet d'enregistrer principalement les courants localement perpendiculaires à la surface corticale, générés par les neurones organisés en colonne.

Dans le cas de synapses excitatrices situées dans les couches superficielles, l'électrode se trouve à proximité des courants entrants et la variation de potentiel sera donc négative. Si l'excitation synaptique se situe au niveau du corps cellulaire, alors l'électrode sera proche des courants sortants et l'onde sera positive. Dans le cas de synapses inhibitrices, ces phénomènes

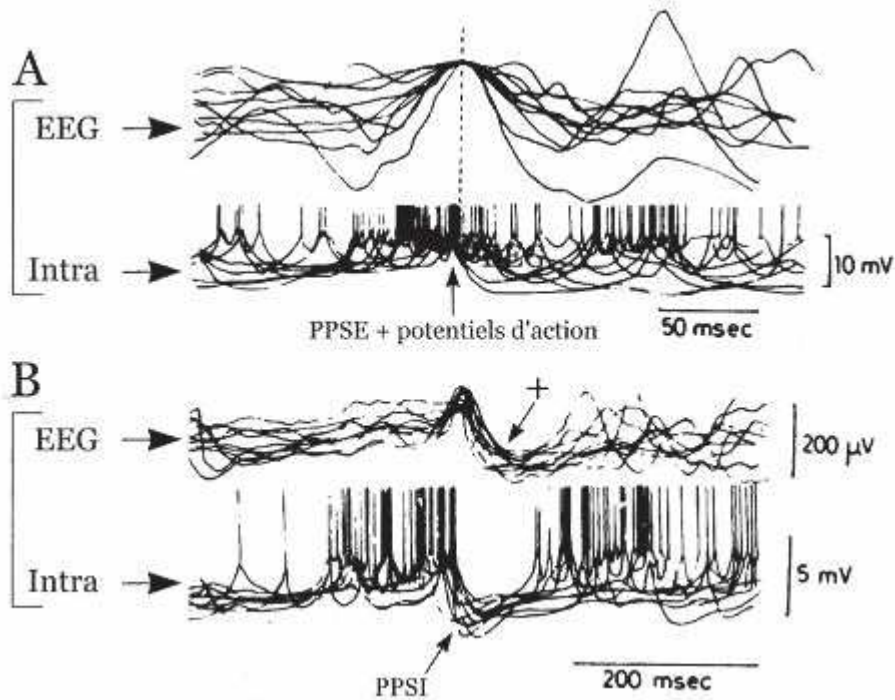


Figure 5-5 : Corrélation entre l'activité intracellulaire des cellules corticales et les ondes EEG de surface. Les ondes EEG et les potentiels intracellulaires correspondants ont été superposés en utilisant comme référence le pic de l'onde négative de l'EEG. A- Les ondes négatives sont associées dans la cellule corticale à des PPSE pouvant déclencher les potentiels d'action. B- Les ondes positives (+) sont corrélées dans la même cellule à des PPSI.

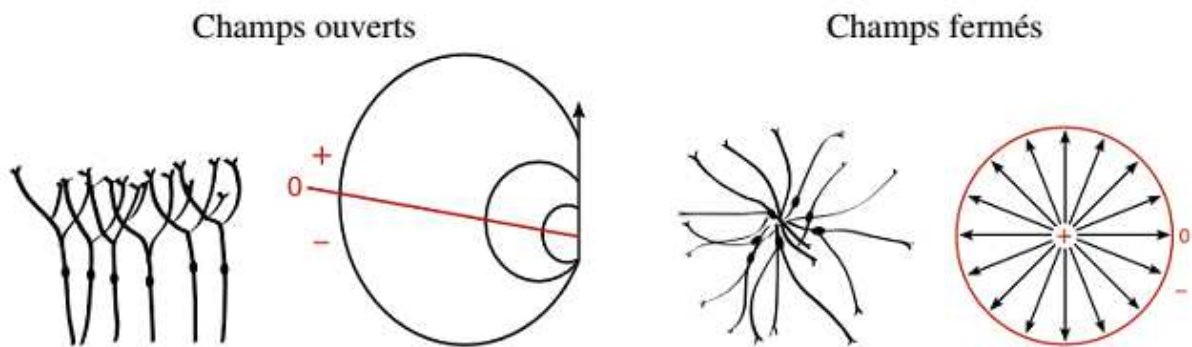


Figure 5-6 : Deux exemples d'organisation neuronale rencontrés dans le système nerveux central avec les lignes de flux de courant qu'ils génèrent. En rouge ; la ligne d'isopotential électrique nul est indiquée. À gauche, la configuration ouverte : les neurones sont organisés en couches parallèles avec les noyaux dans une région et les dendrites du côté opposé. Cette organisation favorise la diffusion du courant dans l'ensemble du cerveau [86]. À droite, la configuration fermée : groupe de neurones avec les noyaux au centre et les dendrites orientés radialement dans la périphérie. Les lignes d'isopotential sont des cercles, à l'extérieur de l'ensemble neuronal, le potentiel électrique est nul.

seront inversés. Ainsi, l'EEG seul ne permet pas de déterminer l'origine des mécanismes synaptiques, car les synapses inhibitrices profondes produisent la même polarité d'ondes EEG

que les synapses excitatrices superficielles. Selon ce modèle de dipôle, la polarité des ondes EEG de surface dépend de la localisation des synapses actives (couches profondes ou couches superficielles). Par convention, une déflexion du potentiel de surface vers le « haut » représentera un potentiel négatif et une déflexion vers le « bas » un potentiel positif.

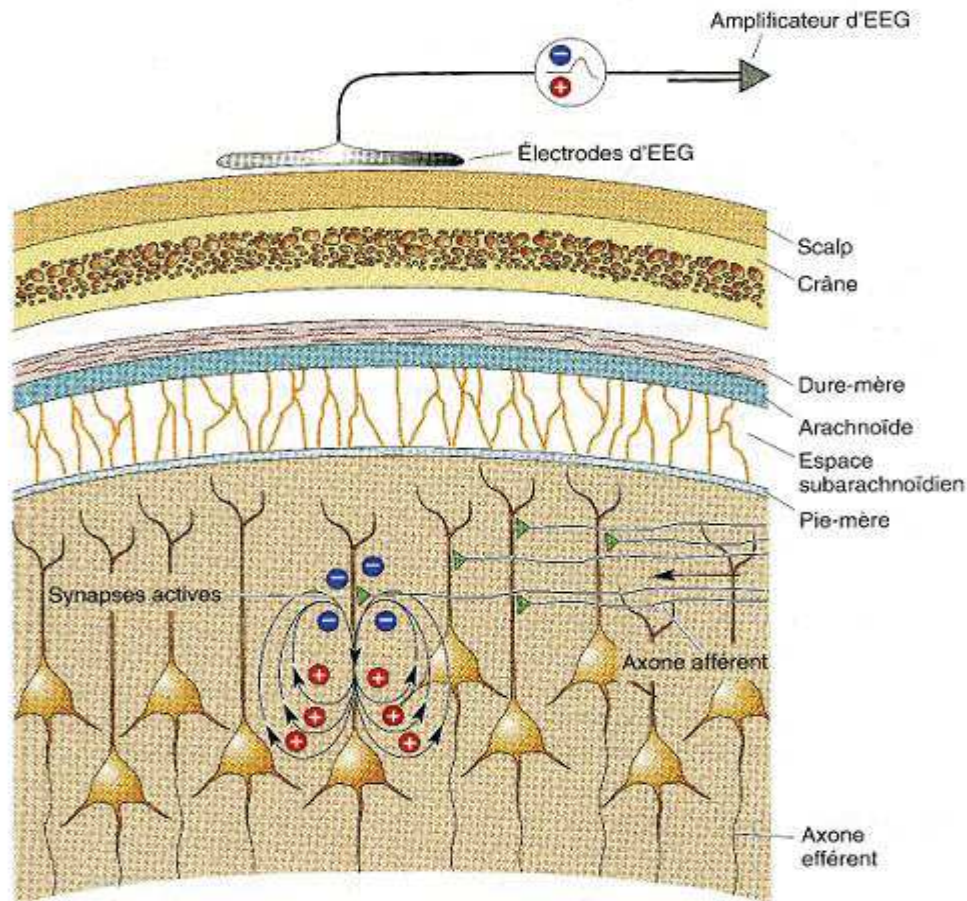


Figure 5-7 : Champs électriques générés par les courants synaptiques. Déclenchement d'un potentiel postsynaptique. Dans ce cas, la synapse excitatrice se trouve dans la partie supérieure de la région dendritique. Lors de la transmission synaptique, des courants entrant positifs pénètrent dans la dendrite, conduisant à rendre le milieu extracellulaire légèrement négatif. L'EEG mesure les courants générés au niveau du dipôle électrique au travers des différentes couches de tissus. Il est nécessaire que des milliers de cellules corticales soient activées en même temps pour atteindre une variation de potentiel détectable en surface.

En conclusion, les facteurs expérimentaux et physiologiques qui influencent de manière critique l'amplitude, la forme et la durée des ondes EEG sont essentiellement :

1. la distance entre les électrodes d'enregistrement et la source des courants synaptiques ;
2. la durée et le nombre de potentiels synaptiques synchronisés ;
3. l'orientation géométrique des neurones qui génèrent les potentiels électriques extracellulaires.

1.2 Activité rythmique

La contribution au signal de chaque neurone est extrêmement faible et le signal doit traverser plusieurs couches de tissu non neuronal (méninge, milieu liquide, os du crâne, peau) avant d'atteindre les électrodes (figure 5-7). Une population de neurones ne peut produire un signal d'amplitude mesurable à la surface du scalp que si les activités de ces éléments se somment de façon constructive, c'est-à-dire si une majorité de neurones décharge en phase. Les oscillations des signaux EEG reflètent donc nécessairement une synchronisation oscillatoire sous-jacente. En conséquence, l'amplitude du signal EEG dépend fortement du degré de synchronisation de l'activité des neurones. Les signaux rythmiques de l'EEG sont souvent décrits en termes d'amplitude relative pour montrer le degré de synchronisation ou de désynchronisation cérébrale sous-jacente.

1.2.1 Différents rythmes corticaux

L'EEG permet d'enregistrer les activités rythmiques du cortex cérébral (ou ondes) qui sont classées selon leur bande de fréquence.

1.2.1.1 Bande gamma γ

La bande gamma est centrée autour de 40Hz. Elle est caractéristique du liage perceptif et de l'intégration corticale chez l'homme.

1.2.1.2 Ondes bêta β

Les ondes bêta sont rapides, de fréquence entre 13Hz et 25Hz, elles indiquent une activation globale du cortex. Elles sont observées souvent à moins de 10 μ V.

1.2.1.3 Ondes alpha α

Les ondes alpha ont une fréquence de 8 à 13Hz et sont observées sur un tracé de veille. Elles se rencontrent principalement dans les régions occipito-pariétales. Elles ont une amplitude de 10 à 100 μ V. Les ondes alpha disparaissent lorsque l'attention est concentrée sur une activité précise. Elles sont induites lors de la fermeture des yeux chez un sujet relaxé. L'ouverture des yeux bloque les ondes alpha : c'est la réaction d'arrêt de Berger (figure 5-8). Il a été montré que ce rythme est généré par interaction entre les populations neuronales corticales et certains noyaux thalamiques [87].

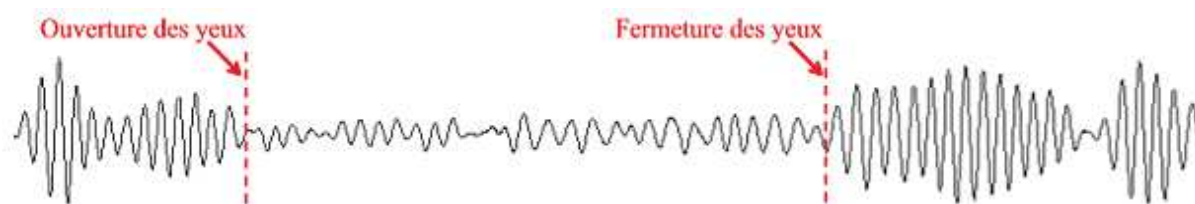


Figure 5-8 : Illustration de la réaction d'arrêt de Berger. Les ondes alpha disparaissent dès que le sujet ouvre les yeux.

Les ondes de types mu, ou rythme en arceaux, sont une particularité du rythme alpha. Elles sont retrouvées dans les basses fréquences de alpha et elles sont observées principalement dans les zones centrales lors de l'exécution d'un mouvement. Elles sont considérées comme étant caractéristiques du rythme alpha moteur.

1.2.1.4 Ondes thêta θ

Les ondes thêta ont une fréquence de 4 à 7Hz. Elles se rencontrent surtout sur les régions temporales dans certaines fonctions cognitives et lors de l'endormissement [88]. Elles ont une amplitude de 10 à 50 μ V (figure 5-9). Elles se forment suite à l'interaction entre les populations du cortex et de l'hippocampe [89].

1.2.1.5 Ondes delta δ

Les ondes delta ont une fréquence inférieure à 4Hz. Elles sont caractéristiques du sommeil profond (figure 5-9).

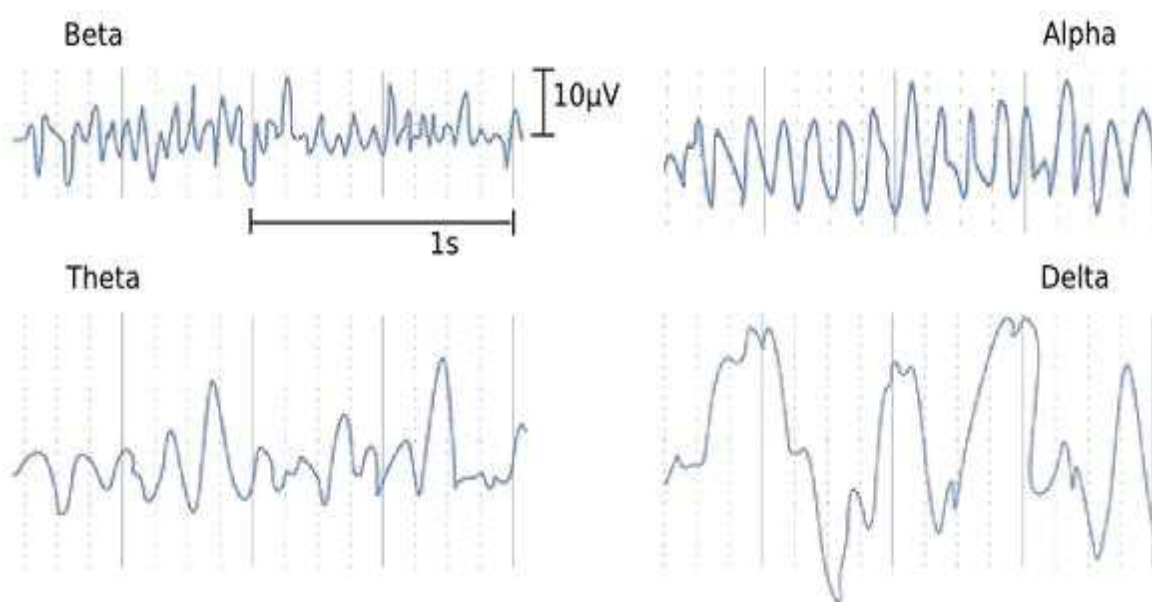


Figure 5-9 : Les rythmes corticaux.

1.2.2 Fonction des phénomènes rythmiques

De manière générale, plus le niveau de vigilance est bas plus la fréquence du rythme cortical est basse et l'amplitude importante. Ceci paraît logique car, au moment où le cortex est le plus engagé dans l'analyse de l'information provenant d'un influx sensoriel ou d'un processus interne, l'activité des neurones corticaux est relativement élevée, mais aussi relativement peu synchronisée. En d'autres termes, chaque neurone individuel, ou chaque petit groupe de neurones, est fortement impliqué dans un des aspects d'une tâche cognitive; il décharge rapidement mais pas tout à fait simultanément avec les neurones voisins. La synchronisation est donc faible, ainsi que l'amplitude de l'EEG. En revanche pendant un sommeil profond, les neurones corticaux ne semblent pas impliqués dans le traitement de l'information et beaucoup d'entre eux sont périodiquement stimulés par le même influx lent et rythmique. Dans ce cas, la synchronisation est forte et l'amplitude de l'EEG aussi. De nombreux travaux portent sur l'explication de ces rythmes corticaux. Walter Freeman a suggéré que l'activité rythmique des neurones sert à coordonner l'activité entre différentes régions du système nerveux [90]. Le cerveau est alors vu comme un système de traitement d'informations organisé en parallèle. Il existe donc différentes aires cérébrales travaillant indépendamment mais hautement interconnectées [91].

Le système visuel est représentatif de ce type d'organisation. Des études anatomiques et physiologiques chez le singe ont conduit à l'identification de plus de 30 aires visuelles corticales distinctes. Cette parcellisation s'explique par le degré fonctionnel de spécialisation, les neurones de chacune de ces aires sont spécialisés dans le traitement d'un type d'informations (couleur, forme, mouvement, texture,...) [92]. Cette organisation fonctionnelle explique qu'un objet placé dans notre champ de vision va activer plusieurs aires corticales simultanément, ce qui implique que le cerveau doit être capable d'intégrer de façon cohérente ces informations sensorimotrices distinctes. Une telle capacité est cruciale pour déterminer ou distinguer l'identité d'un objet ou d'un événement [93]. Ces observations permettent de soutenir la théorie d'une organisation spatio-temporelle du codage neuronal : des assemblées de neurones distribuées spatialement véhiculent l'information et la représentation mentale émergerait de leur synchronisation temporelle. Les mécanismes neuronaux d'intégration des données doivent donc être aussi puissants qu'efficaces.

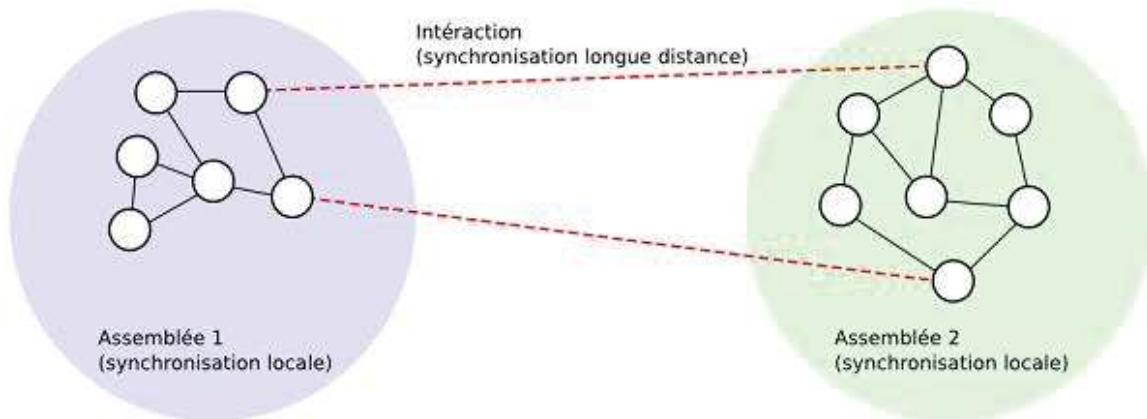


Figure 5-10 : Représentation des synchronisations à longue et courte distances. Deux assemblées, localisées entre deux aires distinctes, entretiennent une relation transitoire en synchronisant leurs activités.

Varela et al. [94] proposent deux stratégies complémentaires permettant de définir les différents niveaux d'intégration des données acquises. Ceci résume la théorie du Binding :

- Chaque neurone a acquis des caractéristiques spécifiques. Pour une tâche donnée, un type de neurone va donc être activé. Les neurones ayant des caractéristiques similaires se retrouvent principalement dans des zones proches. Ils forment des colonnes corticales. Ce niveau d'intégration est une intégration locale : chaque action engendre une réponse individuelle spécifique. L'étendue de ce réseau local est au maximum de 1cm, et les délais de connexions monosynaptiques sont d'environ 4 – 6ms.
- L'intégration à grande échelle concerne les ensembles de neurones espacés de plus de 1cm et dont le délai de transmission est supérieur à 8 – 10ms. Ce sont ici des relations complexes qui relient les différentes aires cérébrales. L'ensemble des neurones apparaît cependant comme une assemblée cohérente. Cette "unification" est due à la synchronisation des réponses individuelles.

Chaque neurone a donc son activité propre, mais c'est grâce à une synchronisation des décharges neuronales que s'établit l'intégration globale (figure 5-10).

1.2.3 Origine des rythmes synchrones

La synchronisation des oscillations périodiques d'un grand ensemble de neurones peut fondamentalement se réaliser de deux façons :

- ✓ l'activation de tous ces neurones peut dépendre d'un même générateur mental, ou pacemaker,

- ✓ ils se donnent eux-mêmes la mesure en s'excitant ou en s'inhibant mutuellement [95].

Le premier mécanisme est analogue à celui d'un orchestre où chaque musicien suit exactement la mesure donnée par le chef d'orchestre. Le second mécanisme est plus subtil car la mesure vient du comportement collectif des neurones corticaux eux-mêmes. Un exemple de ce phénomène pourrait être le suivant : une personne demande à un ensemble de gens de taper dans leurs mains mais sans donner d'indication de mesure. En peu de temps, les battements de mains seront synchronisés. En s'écoutant les uns les autres, ils ajustent la fréquence de leurs battements afin d'être en phase. Dans un réseau de neurones, ces interactions se produisent par l'intermédiaire des connexions synaptiques. Différents types de circuits neuronaux sont prédisposés pour générer une activité rythmique. La figure 5-11 montre un exemple simple formé d'un neurone excitateur et d'un neurone inhibiteur.

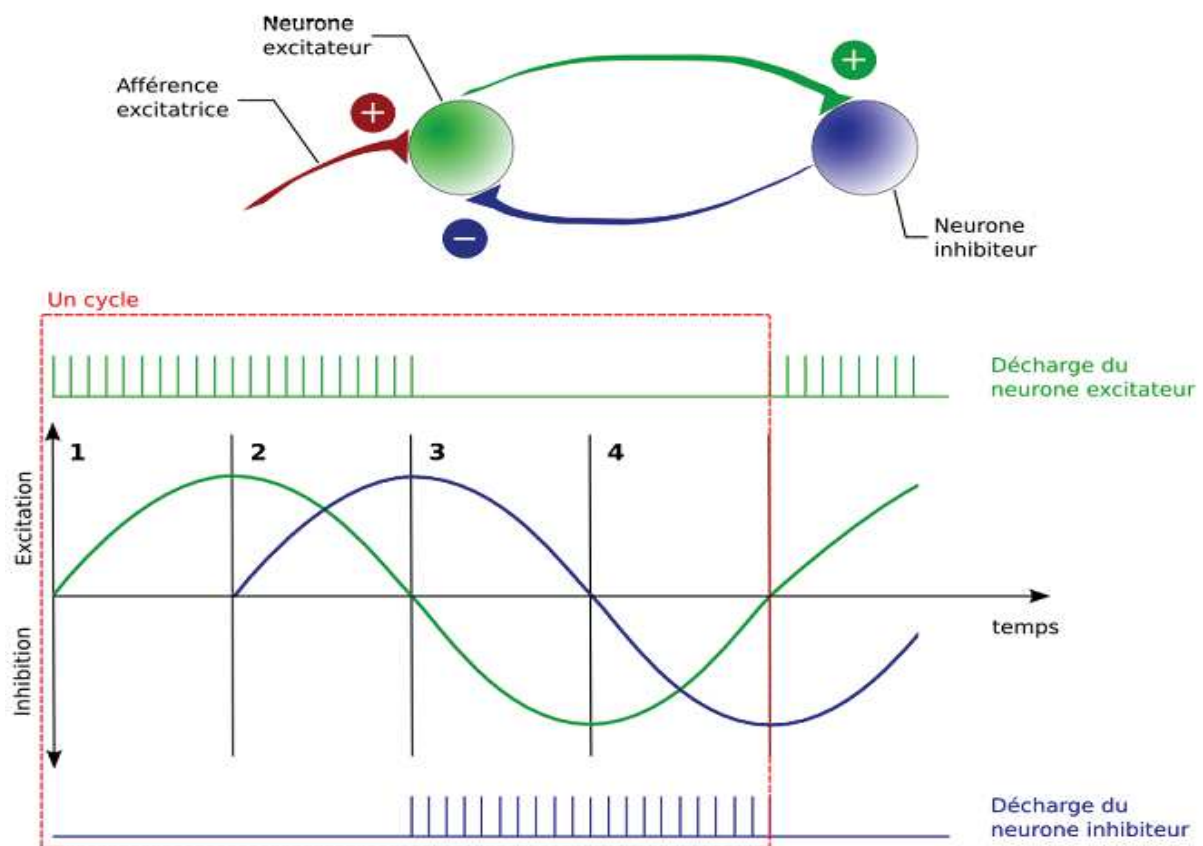


Figure 5-11 : Modèle d'oscillateur à deux neurones. Deux neurones, l'un excitateur et l'autre inhibiteur, sont reliés l'un à l'autre synaptiquement. 1- le neurone excitateur est excité (ou cesse d'être inhibé), 2- le neurone excitateur excite le neurone inhibiteur, 3- le neurone inhibiteur inhibe le neurone excitateur et est donc de moins en moins activé, 4- le neurone inhibiteur cesse son activité, donc le cycle recommence.

Dans le cerveau des mammifères, l'activité synchrone est composée de la combinaison des deux types de mécanismes. Le thalamus, envoyant massivement des informations à tout le

cortex, représente un pacemaker puissant. La synchronisation de l'activité rythmique de chaque neurone du pacemaker thalamique se fait par un mécanisme semblable à celui du battement des mains. Les connexions synaptiques existant entre les neurones thalamiques excitateurs et inhibiteurs obligent chaque neurone à ajuster sa propre décharge au rythme de l'ensemble des neurones.

1.3 Anatomie fonctionnelle

1.3.1 Le système nerveux central

Le système nerveux central est assimilable à une "machine" à trois compartiments. Le premier, la partie sensorielle, reçoit les informations des milieux extérieur et intérieur. Le second compartiment, positionné entre le premier et le troisième et constitué d'un maillage neuronal complexe, traite et garde en mémoire l'information immédiate. Il autorise également l'extraction de données plus anciennes et intervient dans la planification et la décision. Le dernier, le versant exécutoire, rend possible les actes moteurs s'intégrant dans nos comportements finalisés et adaptés au monde extérieur.

La partie sensorielle inclut les systèmes visuel (rétine, nerf optique), auditif (cochlée, nerf auditif), olfactif (épithélium et nerf olfactif), gustatif (papilles, nerfs trijumeau et glossopharyngien) et somesthésique. Le système somesthésique est constitué de récepteurs (cutanés, articulaires, musculaires ou profonds), de nerfs sensitifs contenant différents types de fibres, de faisceaux ascendants médullaires, qui transmettent l'information vers la formation réticulée, le thalamus et le cortex somesthésique.

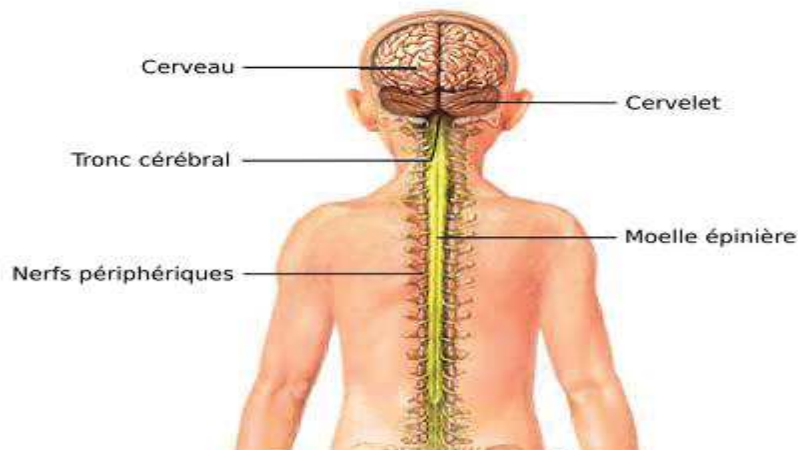


Figure 5-12 : Le système nerveux central. Le système nerveux central comprend 1) l'encéphale dans la boîte crânienne, constitué par le cerveau, le tronc cérébral et le cervelet et 2) la moelle épinière dans le canal vertébral.

Le versant exécutoire comprend les aires corticales motrices (cortex moteur primaire et aires prémotrices), le faisceau pyramidal, les motoneurones médullaires, les nerfs moteurs et les muscles.

Entre ces deux ensembles anatomo-fonctionnels s'interpose le maillage neuronal dont la structure sera d'autant plus complexe qu'elle traite des opérations complexes. Au niveau le plus simple, se place l'activité réflexe. Celle-ci est supportée essentiellement par la moelle épinière et en partie par le tronc cérébral (figure 5-12). Mais le rôle du système nerveux central est aussi plus subtil car il est capable de traiter l'information afférente par analyse. Il lui donne un sens, la conserve en mémoire, établit des classements et des comparaisons. Finalement, il fait émerger des décisions organisées et adaptées. Il est agencé de manière hiérarchique. La partie basse de l'encéphale assure la réalisation de très nombreuses fonctions motrices ou de diverses régulations homéostatiques. La partie haute de l'encéphale assure les fonctions complexes telles que la mémoire ou les fonctions cognitives.

1.3.2 Le cortex

Le cerveau est formé de deux hémisphères cérébraux, d'aspect plissé dont la substance blanche, interne, est recouverte d'un cortex cérébral gris, d'épaisseur variable. Trois sillons plus accentués (scissure de Sylvius, sillon de Rolando, sillon perpendiculaire) divisent chaque hémisphère en quatre lobes (frontal, temporal, pariétal, occipital) comprenant chacun un certain nombre de circonvolutions (figure 5-13).

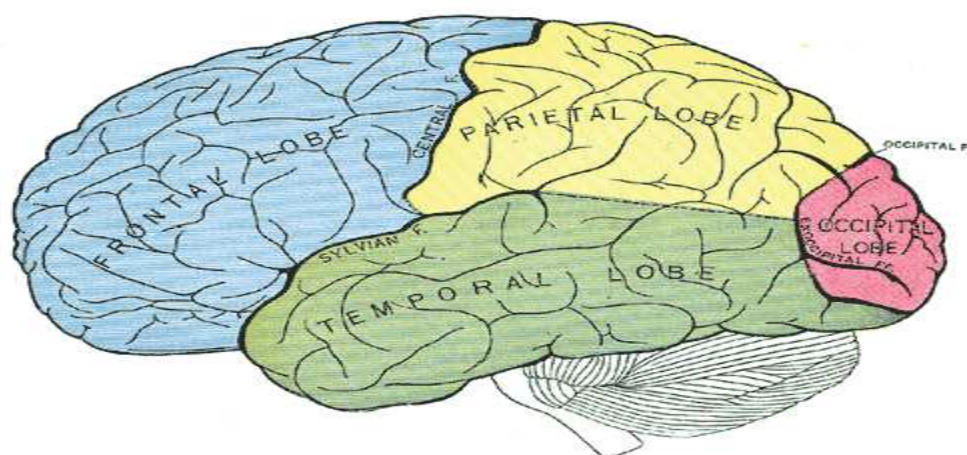


Figure 5-13 : Les lobes cérébraux. Chacun des deux hémisphères cérébraux est divisé en quatre lobes qui sont, d'avant en arrière le lobe frontal situé juste derrière le front au-dessus des yeux (en bleu), le lobe temporal situé au-dessus de l'oreille légèrement en arrière et en dessous du lobe frontal (en vert), le lobe pariétal situé en arrière du lobe frontal (en jaune) et le lobe occipital, qui comme son nom l'indique est situé au niveau de l'occiput, c'est-à-dire la partie la plus arrière du crâne (en rouge).

Le cortex représente la partie haute de l'encéphale qui traite les informations complexes et nous permet d'avoir un comportement cohérent et intelligent. Pour cela, certaines zones du cerveau sont spécialisées dans certaines fonctions. On individualise ainsi une aire motrice, une aire sensitive, une aire visuelle et une aire auditive. À proximité de ces aires s'étendent des régions moins bien délimitées : ce sont les centres d'association psychique qui vont intégrer la sensation élémentaire (perception) et l'identifier. La majorité de ces voies nerveuses sont croisées c'est à dire que les voies de la sensibilité de la moitié du corps gauche sont ressenties par l'hémisphère cérébral droit et inversement. De même la commande de la moitié du corps gauche est sous la dépendance de l'hémisphère cérébral droit et inversement. Le « cerveau » gauche est le dominant chez un droitier, le droit chez un gaucher. Ainsi chez le droitier, c'est le cerveau gauche qui héberge le centre de la parole et les raisonnements de type mathématique et le droit sera plutôt celui du sens artistique et de l'intuition. Sur la figure 5-14, les différentes aires du cortex sont détaillées.

1.3.2.1 Aires visuelle et psycho-visuelle

Les voies de la sensibilité visuelle consciente, partiellement croisées dans le chiasma, aboutissent dans la région occipitale. La rétine se projette point par point sur l'aire visuelle, mais le territoire cortical correspondant à la fovea est relativement étendu. En avant de l'aire visuelle primaire s'étend l'aire psycho-visuelle. La stimulation électrique d'un point de cette aire fait apparaître des hallucinations évoquant des objets ou même des scènes plus complexes.

1.3.2.2 Aires auditive et psycho-auditive

Les voies de la sensibilité auditive consciente, partiellement croisées dans le bulbe, rejoignent le cortex vers le milieu de la première circonvolution temporale. De même que la rétine se projette sur l'aire visuelle, la cochlée ou limaçon, se projette sur l'aire auditive. Les sons aigus (base de la cochlée) sont perçus à l'arrière, les graves (sommet de la cochlée), à l'avant. Au-dessous de l'aire auditive primaire s'étend une aire secondaire où se fait l'identification des sons.

1.3.2.3 Aires sensitive et psycho-sensitive

Les voies de la sensibilité générale consciente (cutanée et profonde) atteignent le cortex

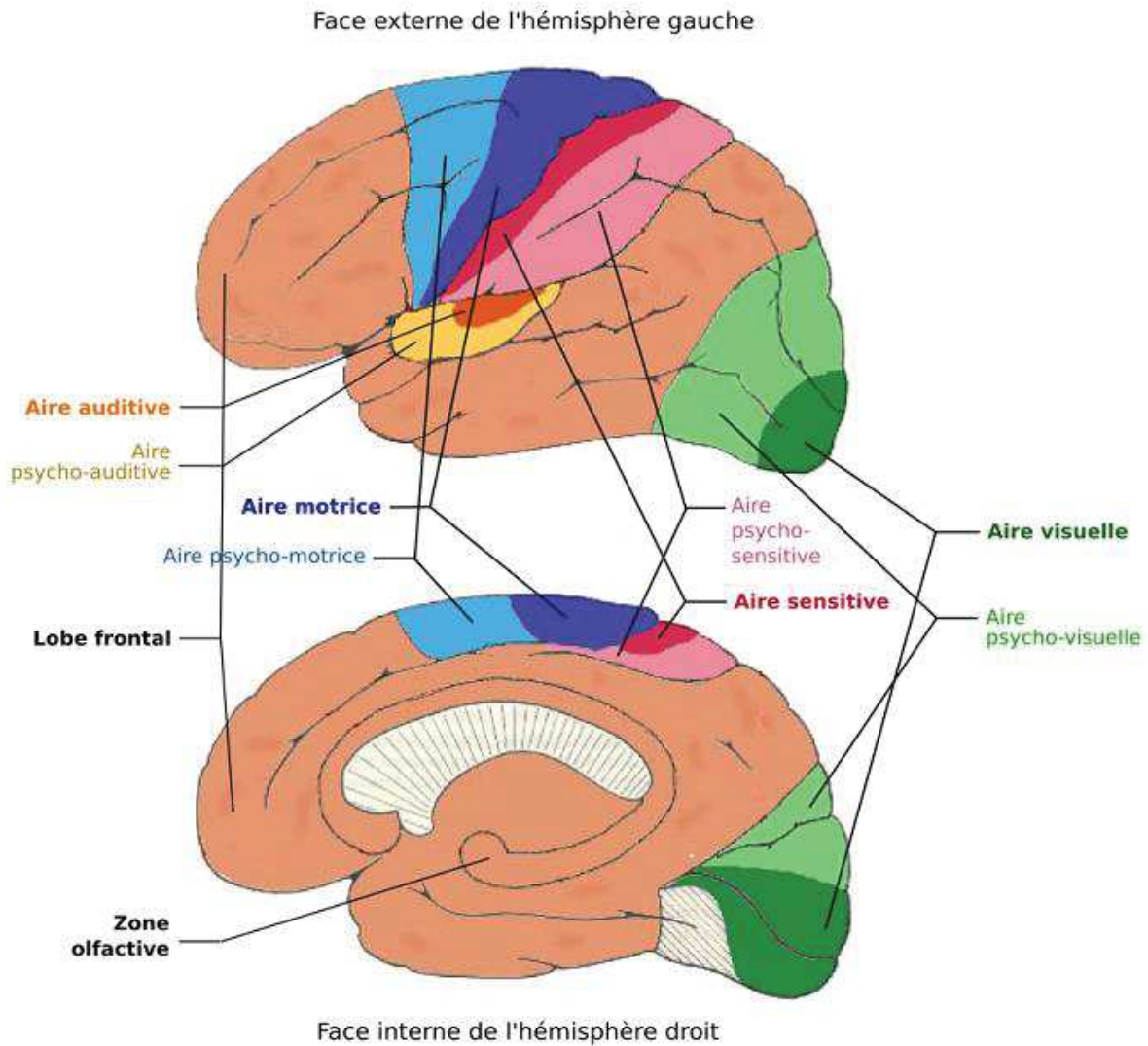


Figure 5-14 : Neuroanatomie fonctionnelle.

après croisement dans la moelle et le bulbe, et après un relais dans les noyaux thalamiques. En arrière de l'aire sensitive primaire s'étend une aire secondaire. Le malade qui présente une lésion de cette aire ressent normalement les sensations élémentaires et ne présente aucun symptôme d'anesthésie, mais il ne perçoit aucune impression d'ensemble (agnosie). Il est incapable d'identifier les objets qu'il touche et a perdu complètement le sens des attitudes. Dans cette aire sont enregistrées les images tactiles antérieurement acquises : donc outre un centre d'intégration des sensations présentes, c'est aussi un centre de mémoire des perceptions.

1.3.2.4 Aires motrice et psycho-motrice

Elle est située dans la circonvolution frontale ascendante, c'est un véritable clavier de commandes assurant la contraction élémentaire de tous les muscles. Le système musculaire

tout entier se projette ainsi sur la circonvolution frontale, mais l'étendue de chaque centre moteur dépend, non de la masse des muscles qu'il représente, mais de la précision des mouvements dont ces muscles sont capables : ainsi, chez l'homme, la face et les mains occupent une fraction importante de l'aire motrice (figure 5-15).

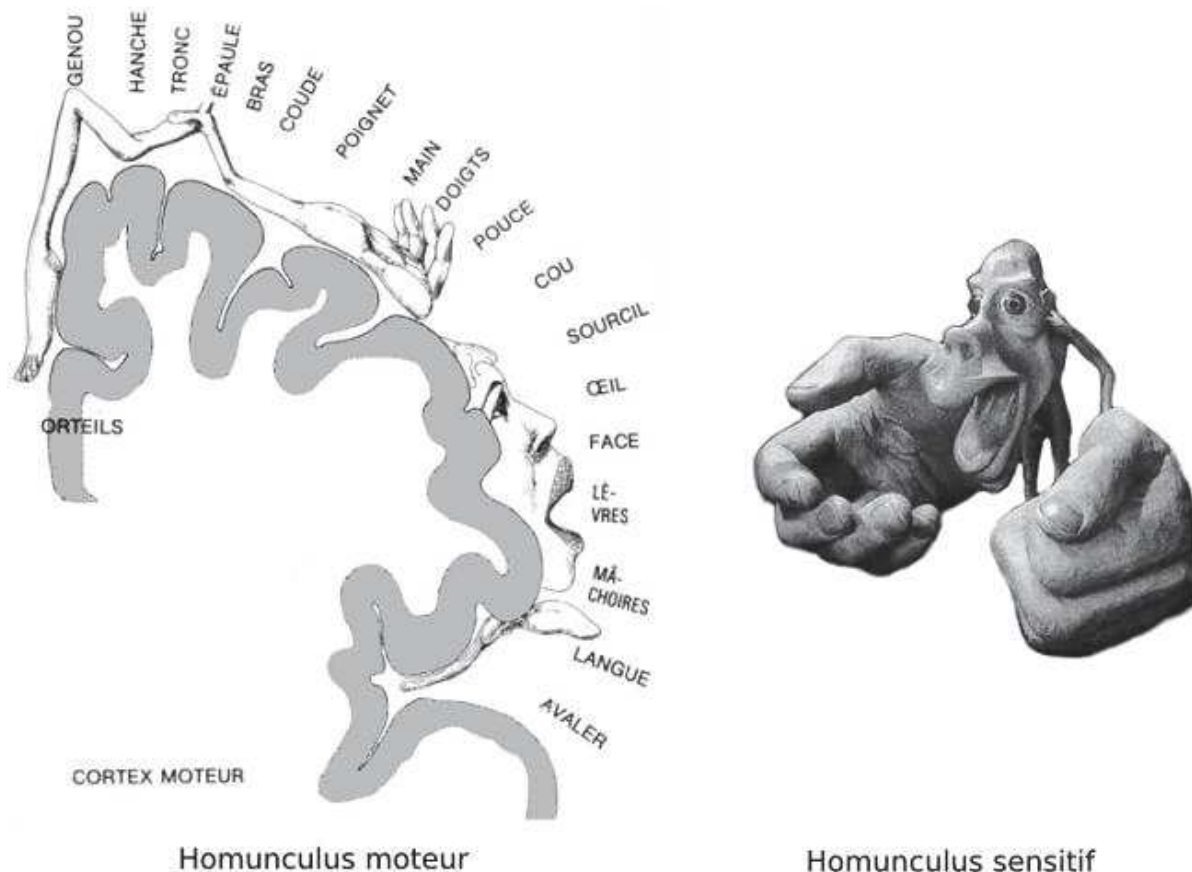


Figure 5-15 : Homunculus. Représentation des différentes parties du corps déformées selon la place qu'ils occupent dans les cortex moteur (gauche) et sensitif (droite).

En avant de l'aire motrice primaire s'étend une aire secondaire dédiée à la coordination des contractions élémentaires et leur orientation vers un but précis (praxie). Le malade qui présente une lésion à ce niveau ne manifeste aucun symptôme de paralysie, mais ses gestes sont maladroits et tous les mouvements complexes acquis lors d'un apprentissage sont oubliés (apraxie). Les apraxies sont à la motricité volontaire ce que les agnosies sont à la sensibilité consciente. Les plus étonnantes concernent le langage : le malade raisonne normalement, mais il est incapable d'écrire (agraphie) ou d'articuler les mots (anarthrie) qui pourraient traduire sa pensée. L'aire psycho-motrice (comme d'ailleurs l'aire psycho-sensitive) de l'un des hémisphères est prédominante : il s'agit de l'hémisphère gauche chez les droitiers, de l'hémisphère droit chez les gauchers.

1.3.2.5 Lobes frontaux

Ils sont situés en avant de l'aire psycho-motrice. Une destruction importante du lobe frontal se traduit par un déficit intellectuel et par des troubles du comportement. Les lobes frontaux occupent le sommet dans la hiérarchie nerveuse.

2. Modalités d'exploration fonctionnelle cérébrale

L'un des enjeux crucial de la compréhension du fonctionnement cérébral est sans aucun doute notre capacité à suivre au cours du temps et à localiser précisément *in vivo* l'activité cérébrale humaine. Plusieurs techniques permettent de suivre l'activité cérébrale d'un sujet de façon atraumatique. Ces différentes méthodes de mesure de l'activité cérébrale s'appuient sur des phénomènes biologiques ou physiques accompagnant l'activité cérébrale.

2.1 Tomographie par émission de positons

La tomographie par émission de positons (TEP) permet de visualiser les activités du métabolisme, plus précisément des tissus. Les images sont obtenues par injection dans l'organisme d'une molécule radioactive marquée par des isotopes du carbone, du fluor ou de l'oxygène. Ces marqueurs vont, en se désintégrant, émettre un positon qui va entrer en collision avec un électron de son voisinage après avoir parcouru quelques millimètres. La collision détruit les deux particules et émet deux photons qui partent dans des directions opposées et colinéaires. Ces photons vont être détectés par des capteurs situés autour de la tête du sujet. À l'aide d'algorithmes de reconstruction appropriés, il est possible de connaître précisément la position de la désintégration. Cette technique permet de localiser, en chaque point d'un organe, une substance marquée par un radio-élément administré à un sujet vivant, et de suivre dans le temps l'évolution de cette substance. Elle fournit ainsi une image quantitative du fonctionnement de l'organe étudié. La TEP permet donc de mesurer la quantité de désintégration en chaque point du volume cérébral pendant la durée de la mesure.

2.2 Imagerie fonctionnelle par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps, notamment du cerveau.

En observant, sous l'effet d'un champ magnétique intense, la résonance des noyaux d'hydrogène, présents en abondance dans l'eau et les graisses des tissus biologiques, la structure anatomique d'un organe peut être visualisée. Mise au point il y a une trentaine d'années, l'IRM a d'abord été utilisée pour observer l'anatomie mais son évolution a rendu possible l'observation du fonctionnement cérébral par résonance magnétique (IRMf : imagerie par résonance magnétique fonctionnelle) [96, 97, 98]. Avec le développement de techniques ultra rapides d'acquisition et de traitement de données, il est devenu possible de réaliser des images de résonance magnétique en des temps suffisamment brefs pour suivre certains aspects du métabolisme. L'activation des neurones se traduit par une augmentation du débit sanguin local dans les régions cérébrales concernées. La méthode la plus utilisée actuellement est celle basée sur l'aimantation de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges du sang. L'hémoglobine se trouve sous deux formes :

- les globules rouges oxygénés par les poumons contiennent de l'oxyhémoglobine (molécule non active en résonance magnétique) ;
- les globules rouges désoxygénés par les tissus contiennent de la désoxyhémoglobine (active en résonance magnétique).

En suivant la perturbation du signal émis par cette molécule, il est donc possible d'observer l'afflux de sang oxygéné, qui chasse le sang désoxygéné, et ainsi les zones actives du cerveau. En faisant l'acquisition d'images à une cadence rapide, il est possible de suivre en direct, sous forme de film, les modulations de débit sanguin liées à l'activité cérébrale.

2.3 Électroencéphalographie et magnétoencéphalographie

Bien qu'il soit possible de mesurer directement l'activité électrique du cerveau à l'aide d'électrodes intra-crâniennes, cette méthode n'est employée, pour des raisons évidentes de déontologie, que dans un but thérapeutique (localisation précise de foyers épileptiques, par exemple). Les mesures électrophysiologiques ne peuvent donc être faites qu'à la surface du crâne. Il existe deux modalités d'acquisition : l'électroencéphalographie (EEG) et la magnétoencéphalographie (MEG). Pour ces deux modalités, des capteurs sont appliqués à la surface du crâne et enregistrent respectivement des différences de potentiels pour l'EEG et des flux de champ magnétique pour la MEG. La localisation des activités cérébrales à partir des mesures MEG ou EEG nécessite la résolution de deux problèmes différents mais liés [99, 100] :

- le problème direct, consistant à calculer les potentiels électriques et les champs magnétiques à la surface du crâne étant donnée la distribution de courant dans le cerveau et les propriétés électromagnétiques des tissus, est un problème bien défini gouverné par les lois de Maxwell [101, 102, 103] ;
- au contraire, le problème inverse, consistant à déterminer la distribution spatiale de courant en se fondant uniquement sur des mesures électriques ou magnétiques externes, est fondamentalement mal posé [104]. En effet, pour une série de mesures MEG ou EEG surfaciques, il existe une infinité de distributions de courants dans le cerveau qui sont compatibles avec ces mesures.

2.4 Comparaisons des modalités d'exploration fonctionnelle

Les trois paramètres principaux qui différencient les différentes modalités d'exploration fonctionnelle du cerveau sont le degré d'invasivité, la résolution spatiale et la résolution temporelle.

2.4.1 Degré d'invasivité

Le degré d'invasivité correspond aux conséquences négatives que peut avoir le procédé de mesure sur le sujet. Parmi les trois modalités que nous avons présentées, la TEP est la méthode la plus invasive car elle implique l'injection d'un produit de contraste radioactif dans l'organisme. L'IRMf ne nécessite pas d'introduction de produit de contraste mais la présence d'un champ magnétique important qui en interdit l'utilisation pour des sujets ayant une pièce métallique dans le corps (un pacemaker ou des implants auditifs par exemple). L'EEG et la MEG sont des modalités totalement non invasives pour les sujets, il faut toutefois éviter la présence de certains objets métalliques qui peuvent perturber le signal magnétique.

2.4.2 Résolution spatiale

La résolution spatiale est de l'ordre de quelques mm³ avec l'IRMf de dernière génération ainsi qu'avec l'EEG et la MEG, grâce à leur casque possédant jusqu'à 256 électrodes. Cependant, en EEG et MEG, de nombreuses difficultés se posent pour localiser exactement les régions cérébrales à l'origine des signaux mesurés et une telle précision ne peut être obtenue que si une seule région de faible étendue contribue aux données MEG ou EEG (ce qui est rarement le cas).

2.4.3 Résolution temporelle

La résolution temporelle de la TEP est plus faible que celle de l'IRMf, il faut environ une minute pour acquérir une image TEP et environ de 0.5 à 1 seconde pour une image IRMf. Ces durées sont très longues au regard de la rapidité des phénomènes cognitifs. Bien qu'il soit possible d'obtenir de meilleures résolutions temporelles en choisissant une région d'intérêt limitée, ces méthodes ne permettent pas de suivre l'évolution précise des phénomènes cognitifs. L'EEG et la MEG ont pour leur part une résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde, ce qui permet de suivre en temps réel la chronologie des processus cognitifs.

2.4.4 Conclusion

Il n'existe donc pas encore de méthode parfaite pour explorer le fonctionnement cérébral. Il est nécessaire de trouver un compromis entre la résolution temporelle et la résolution spatiale (figure 5-16). L'EEG ou la MEG mesurent directement l'activité électrique neuronale, alors que l'IRMf et le TEP reflètent seulement l'activité métabolique neuronale. Ainsi, il n'est pas possible de conclure directement, avec ces deux dernières techniques, sur le fonctionnement intrinsèque neuronal. L'EEG possède, avec la MEG, la meilleure résolution temporelle. L'analyse de la distribution spatiale des potentiels électriques de surface, puis le calcul de la distribution volumique des sources électriques, permettent de suivre le déroulement d'un processus cérébral avec une résolution spatiale correcte. De plus, l'IRMf, la TEP et la MEG étant des techniques très coûteuses, il n'existe que peu d'appareillages dédiés à la recherche. Par contre, l'EEG présente l'avantage d'être présent dans l'ensemble des sites de soins. Pour ces raisons de représentation directe de l'activité cérébrale, d'un bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle et pour sa grande disponibilité, nous avons décidé de travailler sur des signaux EEG afin de chercher à mieux décrire l'activité cérébrale.

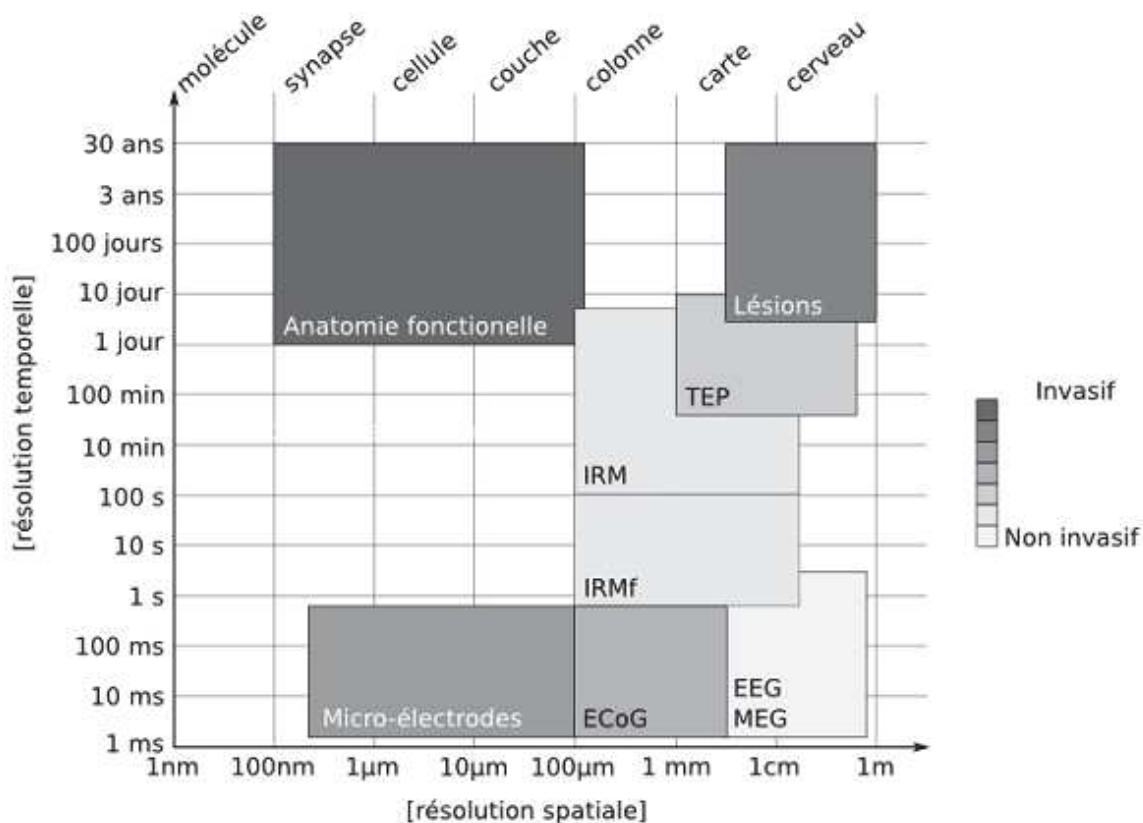


Figure 5-16: Classification des techniques d'imagerie fonctionnelle. Les techniques d'investigation du cerveau humain sont classées en fonction de leur précision spatiale, de leur résolution temporelle et de leur degré d'invasivité. Les échelles non linéaires permettent d'apprécier les caractéristiques de chacune d'elles. La technique idéale se situerait en bas à gauche de ce graphique.

3. Procédures d'enregistrement des signaux EEG

En 1875, Richard Caton, un physiologiste britannique, observa pour la première fois les émissions électriques du cerveau chez l'animal. Mais c'est le psychiatre Hans Berger, en 1929, qui publia le premier article sur la mesure de l'activité électrique du cerveau humain en appliquant des électrodes sur le cuir chevelu. L'électroencéphalogramme (EEG) était né. Ses travaux furent repris et complétés par Edgar Douglas Adrian, prix Nobel de physiologie en 1932. Aujourd'hui, l'EEG est essentiellement utilisé dans le diagnostic de certains états pathologiques, particulièrement l'épilepsie, et dans la recherche, spécialement pour l'étude du sommeil et des fonctions cognitives. Dans cette section, nous présenterons les principes d'enregistrement de l'électroencéphalogramme permettant d'étudier les phénomènes d'activations cérébrales. Différentes procédures d'enregistrement existent, nous avons choisi

de nous focaliser sur les techniques employées pour l'acquisition des données utilisées dans ce mémoire.

3.1. Électrodes et système de placement

En EEG, les capteurs sont des électrodes de quelques millimètres de rayon qui enregistrent les variations de potentiels électriques. Il en existe plusieurs types d'électrodes. Ces électrodes sont en argent chloruré et un gel conducteur est ajouté pour assurer une bonne conduction entre l'électrode et le scalp. Elles sont disposées selon le système standard international 10-20 de placement des électrodes [105] (figure 5-17). Dans ce système, les points de référence sont le nasion (haut du nez) et l'inion (point saillant à la base arrière du crâne). À partir de ces points, le périmètre du crâne est calculé. La localisation des électrodes est déterminée par des intervalles de 10% et 20% de ce périmètre [106]. En supposant une anatomie cérébrale normale, ce système permet de placer chez différents sujets la même électrode au regard des mêmes aires cérébrales et permettant ainsi de réaliser des comparaisons inter-sujets.

Chaque site de localisation d'une électrode est identifié par une lettre et un chiffre. La lettre précise la région :

- F : frontale ;
- T : temporale ;
- C : centrale ;
- P : pariétale ;
- O : occipitale.

Les chiffres pairs (2, 4, 6, 8) font référence à l'hémisphère droit et les chiffres impairs (1, 3, 5, 7) à l'hémisphère gauche. Le z fait référence aux électrodes placées sur la ligne centrale.

Les électrodes peuvent être insérées dans un bonnet élastique. Le tissu et les électrodes forment un bonnet qui est disposé sur la tête du sujet. Les électrodes cupules sont utilisées pour placer des électrodes supplémentaires, telle que l'électrode de référence ou les électrodes bipolaires mesurant les mouvements oculaires. Elles sont remplies de pâte conductrice et sont collées sur le scalp par effet adhésif (figure 5-18). Ces électrodes sont reliées à l'appareil d'enregistrement au moyen de simples fils isolés. Dans tous les cas, il est nécessaire de s'assurer de la continuité électrique et de la bonne qualité de l'interface électrochimique

(électrode-électrolyte-peau) en mesurant l'impédance des électrodes par rapport à une électrode de référence (électrode dite de terre).

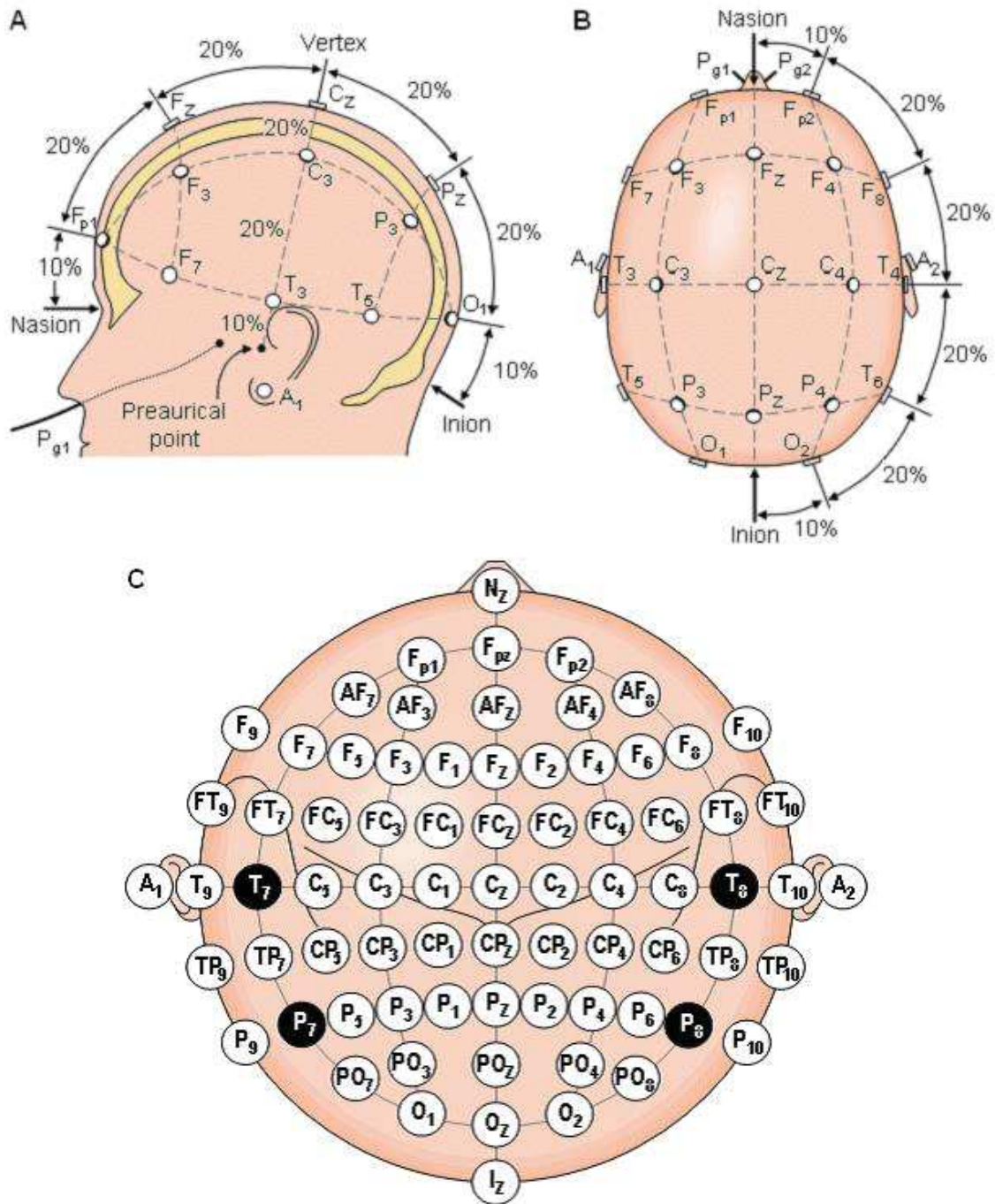


Figure 5-17 : Système standard international de placement des électrodes. A) vue de la gauche, B) vue de dessus. En C) localisation et nomenclature des électrodes selon la société américaine l'électroencéphalographie.



Figure 5-18 : Bonnet et électrodes EEG. Le bonnet est un tissu élastique contenant les électrodes, 64 dans cet exemple, placées selon le système international 10-20. Les électrodes supplémentaires, des électrodes cupules, sont ici l'électrode de référence sur le front et une paire d'électrodes bipolaires pour détecter les mouvements oculaires.

3.2. Montage et électrode de référence

Le montage est la combinaison qui fait correspondre à deux électrodes un amplificateur et une voie. Dans le cas d'un montage mono-polaire, chaque couple d'électrodes est constitué d'une électrode du scalp active et d'une référence. Afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles, le choix de l'électrode de référence est important. En effet, sur le plan théorique, la méthode mono-polaire consiste à enregistrer le potentiel « absolu » d'un point du scalp, c'est à dire la différence entre le potentiel du point étudié et le potentiel nul. Le potentiel nul est celui d'un point à l'infini ou par approximation situé loin du point enregistré. La référence la plus satisfaisante serait donc une électrode extra-céphalique, mais en pratique, elle présente de nombreux artefacts électrocardiographiques. Une autre solution est de choisir une électrode céphalique, sur le menton ou le nez, ou encore un couple d'électrodes placées sur chaque mastoïde ou aux deux lobes des oreilles.

3.3. Matériels d'acquisition

En plus du bonnet contenant les électrodes, détaillé précédemment, le matériel d'acquisition est composé de :

- une tête, boîte d'entrée des connecteurs reliés aux électrodes du casque ;
- un amplificateur afin d'amplifier les signaux EEG qui sont de l'ordre du microvolt ;

- un filtre analogique coupe-bande de 50Hz permettant la suppression des parasites dus au courant électrique ;
- un convertisseur analogique numérique, il faut alors respecter le théorème de Shannon pour le choix de la fréquence d'échantillonnage.
- un système de visualisation et d'écriture sur disque.

L'ensemble de ces éléments est représenté sur la figure 5-19.

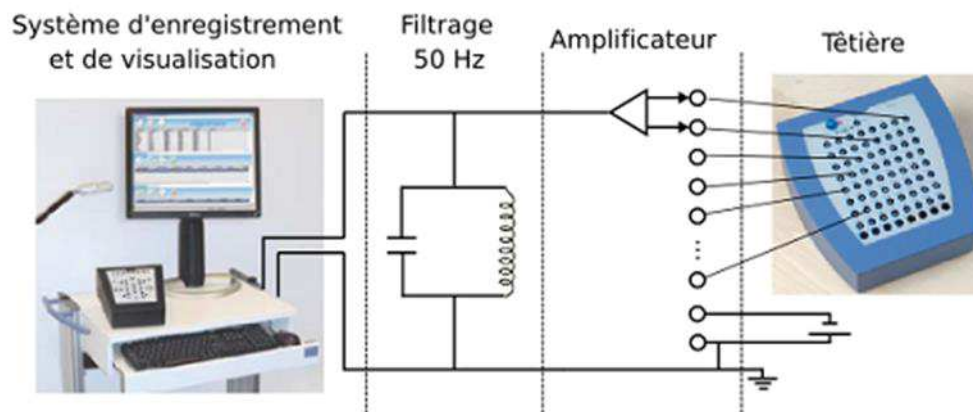


Figure 5-19 : Un système d'acquisition EEG. Les différences de potentiels électriques sur le scalp sont enregistrées par des électrodes reliées à un ensemble composé d'une têtère, d'un amplificateur, d'un filtre analogique coupe-bande de 50Hz et d'un système d'écriture sur disque dur pour la sauvegarde des signaux EEG.

Le but de l'appareillage EEG est d'enregistrer les signaux électriques cérébraux. Cependant, d'autres signaux physiologiques sont potentiellement enregistrables et créent une perturbation au niveau du signal EEG souhaité. Il s'agit des mouvements oculaires, du rythme cardiaque, de la respiration et des activités musculaires. Ceux-ci créent des artefacts. Généralement, il est possible de les atténuer par des post-traitements, sinon l'intervalle de temps qui les contient ne sera pas utilisé pour les analyses.

Résumé

Nous avons présenté, dans ce chapitre, les bases de la neurophysiologie allant du fonctionnement du neurone à celui des différentes aires corticales. Les rythmes synchrones sont à la base du traitement de l'information par les populations neuronales. On a également présenté les principales modalités pour l'exploration fonctionnelle cérébrale, l'électroencéphalographie s'avère le meilleur choix en raison de sa disponibilité et de son bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle.

L'électroencéphalogramme enregistre les variations de potentiels électriques à la surface du scalp. Ces potentiels sont caractéristiques de l'activité cérébrale. Ils sont générés par la sommation de potentiels post-synaptiques synchronisés. L'activité synaptique est significative du traitement de l'information par le cerveau. Cependant, si chaque neurone et chaque synapse a un rôle dans ce traitement de l'information, c'est la synchronisation qui permet une intégration à grande échelle de tous ces traitements et qui permet de produire une réponse cohérente. Pour étudier le fonctionnement cérébral, il est donc obligatoire de se pencher sur l'analyse de la synchronisation cérébrale. Dans la suite de ce manuscrit, nous allons nous attacher à étudier cette synchronisation neuronale à travers l'utilisation de techniques d'analyse temps-fréquence. Nous mettrons en rapport autant que possible ces techniques avec les techniques actuelles de traitements des signaux EEG présentées dans la littérature.

CHAPITRE 6

Analyse des signaux EEG et des signaux non-stationnaires

1. État de l'art de l'analyse des signaux EEG

Les signaux EEG enregistrent l'activité électrique corticale. Depuis sa découverte en 1929 par Hans Berger, les cliniciens et chercheurs ont employé de nombreuses méthodes afin d'analyser ces signaux EEG pour pouvoir décrire l'activité cérébrale. L'analyse de l'EEG implique des questions de quantifications : fréquence dominante, similarité, évolution, etc. sur un grand ensemble de signaux. Or l'EEG est un signal complexe dont les propriétés varient temporellement et spatialement. En plus des approches cliniques, deux types d'approches sont envisageables pour analyser ces signaux : les méthodes non paramétriques, qui considèrent le signal comme un signal stochastique et les modèles paramétriques, qui envisagent l'EEG issu d'un modèle spécifique.

1.1. Approche clinique

1.1.1. Analyse visuelle

En clinique, une grande partie du dépouillement des signaux se fait par une analyse visuelle. Le neurophysiologiste note manuellement les activités neuronales anormales telles que les activités paroxystiques ou les diminutions d'amplitude.

1.1.2. Potentiels évoqués

Le potentiel évoqué est une manifestation électrique au niveau corticale en réponse à un stimulus extérieur (son, lumière) ou interne (prise de décision, préparation motrice). Ce signal étant en général très faible, il est nécessaire de répéter l'enregistrement un grand nombre de fois de façon à moyenner toutes ces mesures et à obtenir une caractérisation fiable du potentiel évoqué. Les potentiels évoqués testent l'intégrité des systèmes visuel, auditif, somato-sensoriel et moteur. Ils permettent la détection de lésions au niveau de la moelle épinière ou du cerveau.

1.2. Méthodes non paramétriques

Les méthodes non paramétriques se basent essentiellement sur la théorie du traitement du signal, qui est ensuite adaptée à l'analyse des signaux EEG.

1.2.1. Distribution des amplitudes

Un signal aléatoire peut être caractérisé par la distribution de son amplitude et de ces moments. Ainsi les variations de l'EEG peuvent être quantifiées. De nombreuses études ont cherché à déterminer le type de lois (normale, χ^2 , ...) que suivent ces distributions afin de pouvoir conclure sur le lien entre la tâche effectuée et les variations du signal [107, 108, 109]. La principale difficulté est de respecter les hypothèses de stationnarité et d'indépendance des signaux. Globalement, ces techniques n'apportent pas de résultats très fiables, les résultats varient suivant les tâches à effectuer, la durée des échantillons analysés et la fréquence d'échantillonnage.

1.2.2. Fonction de corrélation

L'utilisation des fonctions de corrélation est importante dans l'analyse des EEG. Celles-ci permettent la quantification des relations entre différents signaux EEG. La première fonction utilisée a été le spectre de puissance croisée [110] définie à partir de la transformée de Fourier du signal. Depuis, des analyses plus fines sont possibles grâce à des fonctions telles que la cohérence ou la phase. De nombreuses études ont été réalisées à partir de ces outils : études des différents rythmes corticaux thêta [111, 112], alpha [113], gamma [114] mais aussi du développement [115] ou des pathologies [116].

1.2.3. Analyse spectrale

Une façon classique de décrire les signaux EEG est une description en termes fréquentiels. La transformée de Fourier a permis de déterminer les principales bandes de fréquence actives chez l'homme. L'analyse temps-fréquence, introduite par Bickford [117], permet d'observer les variations fréquentielles en fonction du temps. Cela a de nombreuses applications aussi bien dans l'analyse de mouvement [118, 119, 120, 121], que du langage [122, 123], ou encore des expériences visuelles [124, 125, 126, 127].

1.3. Méthodes paramétriques

Il est raisonnable de dire que, en général, les signaux ne peuvent être analysés sans tenir compte de leur origine biologique. Les méthodes paramétriques s'attachent donc à fournir un modèle de générations des signaux EEG. Il est ensuite possible d'analyser les signaux à partir de ces modèles.

1.3.1. Modèle autorégressif

Les modèles autorégressifs sont des modèles de prédictions linéaires qui estiment la sortie d'un système basé sur la précédente sortie. Un lien peut être établi entre ce modèle mathématique et le modèle biophysique de génération de l'activité cérébrale, mais ce lien n'est ni spécifique ni essentiel. L'utilisation d'un tel modèle produit une méthode utile pour la quantification des signaux EEG dans l'analyse spectrale [128, 129, 130, 131], la détection d'épisodes non stationnaires [132, 133] et la division d'un signal EEG en épisodes pseudo-stationnaires [134].

1.3.2. Modèle chaotique

L'électroencéphalogramme représente une série temporelle qu'il est possible d'analyser dans l'espace des phases au moyen de techniques particulières qui mettent en évidence la structure chaotique de son attracteur, i.e. un ensemble vers lequel un système évolue de façon irréversible en l'absence de perturbations [135, 136, 137, 138, 139]. Ces méthodes sont très utilisées principalement pour l'analyse et l'aide à la détection des crises d'épilepsie [140, 141, 142] mais aussi dans les études des fonctions cognitives [143, 144].

1.3.3. Segmentation

L'analyse par segmentation a été introduite par [145] dans le but d'extraire des segments d'EEG de propriétés statistiques invariantes. La principale difficulté est de définir les limites des segments à étudier car les études neurophysiologiques sont souvent subjectives. Il n'est donc pas facile d'automatiser ces tâches. L'application essentielle de cette approche est la réduction de la quantité de données portées par les EEG.

2. Approches d'analyse des signaux non-stationnaires

La plupart des signaux réels tels que l'électroencéphalogramme sont de nature non-stationnaire, ils présentent des transitions, des ruptures, des variations de fréquences et de caractéristiques statistiques.

Un signal non-stationnaire se définit par opposition à un signal stationnaire pour lequel toutes ses propriétés statistiques sont invariantes au cours de temps. Dans le contexte déterministe, on appelle signal non-stationnaire un signal dont le contenu fréquentiel change dans le temps. Il suffit qu'une seule propriété statistique ou un seul composant fréquentiel soit variable dans le temps pour que l'on puisse parler de signal non-stationnaire. Si, par exemple, dans un signal il y a une dérive d'une fréquence au cours du temps ou un saut de moyenne temporelle, alors il s'agit d'un signal non stationnaire.

Les signaux non stationnaires peuvent être classés suivant le point de vue selon lequel ces signaux non stationnaires sont considérés. Une première façon considère les signaux d'un point de vue de la rapidité de leur non stationnarité. Si, une situation non-stationnaire correspond à la concaténation de quasi stationnarité ou de non-stationnarités lentes, une approche adaptative est alors applicable à ce genre des signaux. Lorsque les hypothèses de quasi-stationnarité ne sont plus justifiées, l'approche évolutive est alors valable et suppose que les non-stationnarités sont rapides. Mais certaines non-stationnarités sont très particulières pour être traitées par l'une ou l'autre des approches, ce sont les changements brusques ou abrupts.

Une autre manière consiste à considérer les non-stationnarités du point de vue de leur nature déterministe ou aléatoire. Ce qui mène à la notion de non-stationnarités permanentes déterministes, non-stationnarités permanentes aléatoires ou des ruptures. Les deux premiers cas concernent les non stationnarités lentes, le dernier étant le cas des non stationnarité rapide. Néanmoins, il est difficile de connaître la limite entre non-stationnarités lente et rapide.

Il existe plusieurs approches pour l'analyse des signaux non-stationnaires qu'on peut citer comme suit :

2.1. Approche adaptative

L'idée de base de cette approche est de suivre les évolutions du signal par une récursion temporelle en ne modifiant que peu les outils pour les situations stationnaires. Cette approche

prend en compte les non-stationnarités par l'intermédiaire de l'algorithme adaptatif. Une modélisation adaptative peut être vue comme un processus à deux niveaux :

- Niveau 1 : rendre récursif une méthode globale;
- Niveau 2 : rendre « oublieuse » la méthode ainsi obtenue pour lui permettre de suivre les évolutions du signal.

Cette méthode présente l'avantage qu'elle ne fait pas d'hypothèse "directe" sur le type de non stationnarité. Cependant, il n'y a ni paramétrisation de l'évolution temporelle du signal, ni de mesure de performance de l'algorithme et ses capacités à suivre les non-stationnarités.

2.2. Approche évolutive

Selon la synthèse de Y. Grenier [146], la méthode évolutive est similaire à la première, mais en considérant que les paramètres du modèle ont des variations déterministes et non plus aléatoires. Dans ce cas, les paramètres du modèle s'expriment linéairement sur une base de fonctions connues à priori, donnant des modèles que l'on appellera évolutifs. Plusieurs fonctions ont été utilisées pour des applications dans le domaine de la parole, parmi ces fonctions on peut citer celles de type sinusoïdales, sphéroïdales, les fonctions de Bessel, etc. Le problème qui se pose pour cette méthode est le choix de ces fonctions : devant un problème donné, on ne dispose pas de méthodologie qui nous permette d'opter pour l'une ou l'autre des fonctions.

2.3. Stationnarité par morceaux

Cette approche limite les non-stationnarités à des sauts en des instants isolés entre lesquels le modèle reste invariant; on peut dire qu'il s'agit de modèles stationnaires par morceaux. L'hypothèse d'un modèle invariant entre deux instants peut être interprétée de deux façons différentes :

- La première considère que c'est réellement dans la production du signal que se situent ces sauts, et le problème est donc d'identifier les instants de leur occurrence, et ensuite d'estimer le modèle sur chaque intervalle et de suivre les variations du signal sur ces intervalles. C'est notamment le cas en reconnaissance de la parole;

- Pour la seconde, l'hypothèse des sauts n'est vue que comme une astuce d'analyse permettant de modéliser l'évolution du signal. Les instants des sauts sont alors arbitraires, ne dépendent pas du signal lui-même et peuvent être fixés par l'utilisateur. On teste alors si ces instants de sauts sont justes.

2.4. Modèle à coefficients aléatoires

Cette méthode consiste à considérer les coefficients du modèle comme aléatoires, et donc le modèle global est constitué par deux niveaux. Le premier est celui de la dynamique du système, tandis que le second est celui qui engendrant le signal.

L'identification simultanée des deux niveaux est très délicate, puisqu'il s'agit en général d'un problème non-linéaire.

Si on suppose, par exemple, que $x(n)$ est le vecteur des paramètres, à l'instant n , on obtient les équations suivantes :

$$\begin{aligned}x(n+1) &= \Phi(n)x(n) + w(n) \\ y(n) &= H(n)x(n) + v(n)\end{aligned}$$

où $x(n)$ est l'état du système, $\Phi(n)$ est la matrice de transition, $w(n)$ est un bruit blanc vectoriel, $y(n)$ est l'observation à l'instant n , $H(n)$ est la matrice d'observation, et $v(n)$ est le bruit d'observation.

Ainsi, le signal est représenté dans l'espace des états, lorsque la matrice $\Phi(n)$ et la covariance de $w(n)$ sont connus, l'identification de $x(n)$ est un problème d'estimation de l'état d'un système, qui se réalise en général au moyen du filtre de Kalman.

2.5. Représentations temps-fréquence

Cette approche (qui fera l'objet du chapitre suivant) consiste à utiliser certaines distributions temps-fréquence capables de donner une représentation conjointe en temps et en fréquence d'un signal non-stationnaire. Elle nous permet, à quelques hypothèses près, de voir la répartition de l'énergie du signal dans le plan temps-fréquence. On obtient ainsi, simultanément, les informations concernant les structures temporelles et fréquentielles, quel que soit le degré de non stationnarité du signal.

La justification de l'utilisation de cette approche dans le contexte non-stationnaire consiste également à l'idée d'éviter les limitations des méthodes classiques de traitement et, notamment, la transformée de Fourier qui représente l'outil de base pour le développement des approches classiques.

Ainsi, la définition de la transformation de Fourier est à l'origine d'un inconvénient majeur. En effet, le résultat obtenu par cette transformation est soit une fonction du temps soit une fonction de la fréquence ce qui interdit tout accès à une notion telle que la fréquence instantanée. Si on souhaite étudier un signal non stationnaire et détecter les variations de fréquence en les associant à un instant donné, la transformation de Fourier est sans intérêt. Pour répondre à cette nouvelle exigence, il est fait appel à des outils d'analyse temps-fréquence.

Résumé

À partir de l'étude des approches existantes, nous avons fait deux constats. La première constatation est que les approches les plus intéressantes sont basées sur une analyse conjointe des évolutions temporelles et fréquentielles, grâce notamment à l'introduction des approches temps-fréquence. La seconde constatation est que le signal EEG est un signal très complexe pour lequel les méthodes paramétriques offre une forte concentration de l'information. Cette concentration devient une nécessité face aux masses de données à stocker, mais surtout à analyser (enregistrement continu de l'activité cérébrale lors du sommeil). Ces deux constatations ont amené notre choix sur une approche « évolutif » du signal. Cette approche consiste à modéliser le signal par un modèle autorégressif à paramètres variable dans le temps. Cette méthode présente l'intérêt de produire directement des schémas cognitifs de l'activité cérébrale. Pour atteindre cet objectif, nous avons développé une chaîne de traitements qui extrait les informations sur les phénomènes de synchronisation à partir d'une analyse temps-fréquence.

CHAPITRE 7

Analyse temps-fréquence des signaux EEG

1. Introduction

L'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) est largement utilisée dans l'analyse des signaux biomédicaux [147, 148]. Il existe deux cadres généraux pour l'estimation de la DSP : les méthodes non paramétriques et les méthodes paramétriques [149, 150, 151]. Les méthodes non paramétriques tels que le périodogramme et ses améliorations (de Barlett, de Welch, et les méthodologies de Blackman-Tukey) [152, 153, 154] sont basées sur l'idée de l'estimation de la séquence d'autocorrélation d'un processus aléatoire à partir des données mesurées, et en prenant ensuite la transformée de Fourier afin d'obtenir une estimation du spectre de puissance. Les deux principaux avantages de ces techniques sont leur efficacité informatique, grâce à l'efficacité numérique de l'algorithme de la transformée de Fourier, et qu'ils ne font pas d'hypothèses sur le processus, sauf sa stationnarité. Cependant, ces techniques présentent des limitations. En fait, ils nécessitent la stationnarité des segments étudiés et ils ont une résolution temps-fréquence limitée.

La résolution temps-fréquence peut être améliorée en utilisant des méthodes paramétriques d'estimation de la DSP. L'approche paramétrique est basée sur la modélisation du signal à analyser comme une réalisation d'un processus stochastique particulier et estimer par la suite les paramètres du modèle. En absence d'une connaissance a priori sur la façon dont le processus est généré, l'approche paramétrique est généralement réalisée en utilisant un modèle autorégressif (AR) [155].

Les méthodes mentionnées ci-dessus supposent que le signal en cours d'analyse est stationnaire et que ses statistiques comme la moyenne, la variance et l'autocorrélation ne changent pas avec le temps. Cependant, la plupart des signaux biomédicaux, tels que les signaux EEG sont par nature des processus non stationnaires avec des dynamiques complexes; ils contiennent de nombreuses caractéristiques non stationnaires ou transitoires tels que les dérives, les tendances, les changements brusques et les débuts et fins d'événements cliniques. Pour comprendre les propriétés temps-fréquence de ces signaux non

stationnaires, plusieurs méthodes d'estimation de la DSP variante dans le temps ont été développées sur la base de l'estimation non paramétrique du spectre telles que le spectrogramme, le scalogramme [156, 157]. De même, les algorithmes paramétriques ont été proposés en utilisant le modèle autorégressif variant dans le temps (TVAR) [158]. Il a été démontré que les méthodes d'estimation paramétriques peuvent produire une résolution temps-fréquence meilleure que celle des estimations non paramétriques [159, 160].

De nombreuses approches ont été proposées pour estimer les paramètres des modèles TVAR. Alors que les algorithmes traditionnels adaptatifs d'estimation des paramètres basés sur la méthode des moindres carrés récursifs (RLS) ou sur les approches du filtre de Kalman sont largement appliqués pour suivre les tendances variables dans le temps [161, 162], ces algorithmes peuvent souvent produire un suivi décalé des paramètres.

Une autre méthode pour l'identification des modèles TVAR, est d'expansion des paramètres du modèle par une combinaison linéaire ou non linéaire d'un ensemble de **fonctions de base**. Par conséquent, les paramètres variant dans le temps et inconnus sont ensuite convertis en un ensemble de coefficients constants de fonctions de base. Le problème initial d'identification du modèle TVAR est simplifié et devient une sélection de régression déterministe.

Un bon choix des fonctions de base devrait permettre le suivi des changements brusques ou rapides des paramètres du modèle. Cependant, il n'existe aucune ligne directrice sur la façon de choisir ces fonctions de base adéquates pour un problème de modélisation spécifique. Classiquement, les fonctions de base ont été choisies pour être des polynômes (y compris les types de Tchebychev et de Legendre), des séquences sphéroïdales aplaties qui sont la meilleure approximation de fonctions à bande limitée [163, 164, 165, 166, 167] et les ondelettes qui ont une propriété distinctive de multi-résolution à la fois dans le domaine temporel et fréquentiel [168, 169]. En fait, chaque famille de fonctions de base possède ses propres propriétés de précision et de traçabilité; par exemple, les fonctions de Walsh peuvent bien fonctionner pour le suivi des changements plus brusques alors que les polynômes de Tchebychev donnent de bons résultats pour les changements lents. Les méthodes d'expansion en fonctions de base ont été largement appliquées pour résoudre divers problèmes d'ingénierie. Par exemple, les paramètres d'un modèle TVAR ont été développés par une série de Fourier-Bessel (FB) pour constituer un vecteur des caractéristiques pour la segmentation

du signal EEG, puis à trouver un modèle simple pour la représentation paramétrique de signaux EEG [170].

Le filtre de Kalman est largement utilisé pour l'estimation des paramètres des modèles paramétriques. Le problème fondamental dans le filtrage de Kalman est le choix des paramètres optimaux qui contrôlent le filtre et mettre à jour les estimations. En général, nous sommes obligés à faire certaines simplifications au modèle afin de réduire le nombre de paramètres qui doivent être réglés manuellement. Dans presque toutes les études, les estimations sont mises à jour uniquement par la valeur de la variance du bruit de l'état dont une grande valeur produira une bonne vitesse de convergence, mais avec une grande variance des estimations, de l'autre côté, une valeur faible produira des estimations lisses avec une faible vitesse de convergence (figure 7-1). En fait, il s'agit d'un compromis biais/variance qui doit être manipulé en fonction du problème considéré.

Dans ce travail, les paramètres du filtre de Kalman sont automatiquement réglés pour produire des estimations précises des paramètres du modèle TVAR car ces estimations sont mises à jour en fonction de différents paramètres de filtre et non seulement en fonction de la valeur de la variance du bruit de l'état. Le filtre est plus flexible et est capable de suivre les changements lisses et brusques des paramètres du modèle TVAR.

Nous supposons que des estimations précises sans retard peuvent produire une courbe de DSP lisse et une résolution temps-fréquence plus nette pour en tirer des caractéristiques importantes des signaux biomédicaux non stationnaires comme la fréquence instantanée.

L'objectif de cette étude est donc double :

- (i) Elaborer un cadre de modélisation variant dans le temps qui exploite l'excellente propriété d'approximation des fonctions de base et la capacité de suivi amélioré du filtre de Kalman afin que les paramètres variables dans le temps qui en résultent peuvent suivre rigoureusement les processus non stationnaires avec des changements brusques ou lisses.
- (ii) Appliquer cet algorithme de modélisation à l'analyse ERS/ERD où l'algorithme proposé peut fournir un spectre lisse et la résolution temps-fréquence résultante par le modèle identifié est extrêmement élevé, ce qui est généralement très

important pour l'extraction des caractéristiques des signaux EEG à la fois dans le domaine temporel et fréquentiel.

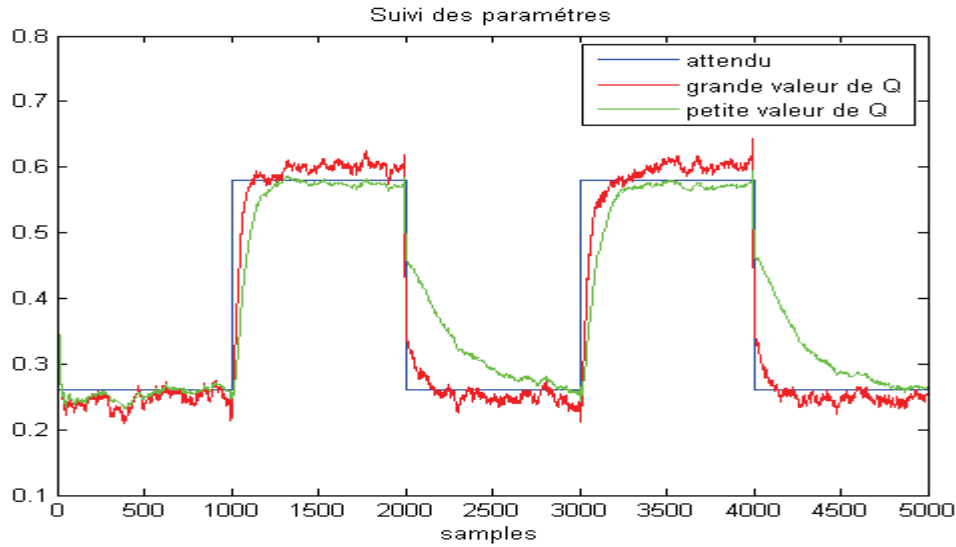


Figure 7-1 : Estimation des paramètres par le filtre de Kalman en utilisant une grande et une petite valeur de Q.

2. Méthodologie

2.1. Expansion en fonctions de base des paramètres du modèle TVAR

Un processus TVAR d'ordre p est représenté par l'équation suivante:

$$y(n) = -\sum_{i=1}^p a_i(n)y(n-i) + e(n) \quad (1)$$

Où $e(n)$ est bruit blanc de moyenne nulle et de variance σ^2 , $a_i(n)$ sont les paramètres variantes dans temps du modèle TVAR.

La méthode proposée est de développer les paramètres TVAR $a_i(n)$ en fonctions de base $f_j(n)$ comme suit:

$$a_i(n) = \sum_{j=0}^q a_{ij} f_j(n), \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

Où $f_j(n)$ est la valeur de la $j^{\text{ème}}$ fonction de base à l'instant n , les a_{ij} sont les nouveaux paramètres à estimer.

En remplaçant (2) dans (1), on aura :

$$y(n) = -\sum_{i=1}^p \sum_{j=0}^q a_{ij} f_j(n) y(n-i) + e(n) \quad (3)$$

A partir de l'équation (3), on peut remarquer que le modèle initial TVAR présenté par l'équation (1) a été converti en un modèle de régression invariant dans le temps géré par les coefficients constantes a_{ij} .

En notant :

$$F(n) = (f_0(n), f_1(n), \dots, f_q(n)) \quad (4)$$

$$A = (a_{10}, \dots, a_{1q}, \dots, a_{p0}, \dots, a_{pq})^T \quad (5)$$

$$H(n) = (-y(n-1)F(n-1), \dots, -y(n-p)F(n-p)) \quad (6)$$

Le modèle est présenté par l'équation suivante :

$$y(n) = H(n)A + e(n) \quad (7)$$

Si nous disposons de N observations, c'est-à-dire N valeurs de y, l'équation (7), qui présente un problème de régression standard, a la solution au sens des moindres carrées suivante :

$$\hat{A} = (H_N^T(n)H_N(n))^{-1} H_N^T(n)y_N(n) \quad (8)$$

Où $H_N(n) = ((H(n))^T, \dots, (H(n-N+1))^T)^T$ et $y_N(n) = (y(n), \dots, y(n-N+1))^T$

L'étape suivante consiste à choisir les fonctions de base convenables au problème traité, nous avons expérimenté avec nombreux types : les polynômes de Legendre et de Tchebychev, les séries de Fourier-Bessel, les ondelettes, les fonctions de Walsh...

En fait, chacune des fonctions de base a ses propres propriétés de précision et de traçabilité, par exemple, les fonctions de Walsh ont de bonnes performances pour le suivi des changements rapides ou brusques alors que les polynômes de Tchebychev montrent leurs capacités de suivre les changements lents.

La méthode d'expansion des paramètres d'un modèle TVAR en combinaison linéaire ou non linéaire des fonctions de base emploie un modèle explicite pour présenter les variations des paramètres du modèle TVAR qui sont estimés au moyen d'un calcul par bloc en utilisant l'équation (8). Plusieurs études ont utilisé ce vecteur \hat{A} comme un vecteur de caractéristiques pour segmenter ou classifier certains signaux biomédicaux, par exemple, l'auteur dans [170] a utilisé ce vecteur pour la segmentation des signaux EEG.

Dans cette étude, Ce vecteur \hat{A} est utilisé pour effectuer un réglage automatique de la matrice de transition du filtre de Kalman comme on verra dans la section suivante.

2.2. Filtre évolutif de Kalman

Les paramètres d'un modèle TVAR sont souvent estimés par les filtres de Kalman qui ont prouvé leurs performances de suivi et de précision. Avant d'utiliser ce filtre, il est nécessaire de présenter le signal ou le modèle dans l'espace d'état. On considère la représentation suivante :

$$x(n+1) = \Phi(n)x(n) + w(n) \quad (9)$$

$$y(n) = H(n)x(n) + v(n) \quad (10)$$

Où $x(n) = (a_1(n), \dots, a_p(n))^T$ est l'état du système, $\Phi(n)$ est la matrice de transition, $H(n)$ est la matrice d'observation, $y(n)$ sont les observations à l'instant n , $w(n)$ est le bruit d'état de moyenne nulle et matrice de covariance Q , $v(n)$ est le bruit d'observation de moyenne nulle et matrice de covariance R .

Dans la représentation ci-dessus, les matrices Φ et H sont supposées connues, ainsi que les matrices de covariance Q et R . Cependant, dans la pratique on ne dispose pas de ces valeurs; dans ce cas, certaines hypothèses sont envisagées pour simplifier notre modèle. Dans presque toutes les études les auteurs supposent que l'évolution des paramètres est une procédure de pas aléatoire (random procedure walk); soit $\Phi = I$, ou I est la matrice identité. La vitesse de l'adaptation du filtre de Kalman est contrôlée uniquement par la valeur de la matrice de covariance Q . Il y a un dilemme (tradeoff) à optimiser entre la vitesse d'adaptation et la variance des estimations.

Dans ce travail, on propose une méthode pour estimer la matrice de transition Φ pour que les états du système seront mises à jour en fonction des valeurs de Φ et Q .

Rappelons le vecteur d'état :

$$x(n) = (a_1(n), \dots, a_p(n))^T$$

$$\text{Puisque } a_i(n) = \sum_{j=0}^q a_{ij} f_j(n), \quad i = 1, 2, \dots, p,$$

$$= (a_{i0}, \dots, a_{iq}) F^T(n)$$

On peut écrire :

$$x(n) = B_n F^T(n) \quad (11)$$

Où B_n est une matrice de taille $p \times (q+1)$ composée des a_{ij} qu'on peut calculer en utilisant l'équation (8) sur des blocks de 33 échantillons centrés sur n .

Il s'ensuit que $x(n+1) \approx B_n F^T(n+1)$

Si on suppose que :

$$F^T(n+1) \approx \varphi_n F^T(n)$$

Où φ_n est une matrice de taille $(q+1) \times (q+1)$.

Alors $x(n+1) \approx B_n \varphi_n F^T(n)$

A partir de l'équation (11) on peut écrire :

$$F^T(n) = (B_n^T B_n)^{-1} B_n^T x(n)$$

Alors $x(n+1) \approx B_n \varphi_n (B_n^T B_n)^{-1} B_n^T x(n)$

Finalement, par analogie avec l'équation d'état (9), on peut approcher la matrice de transition Φ par :

$$\Phi(n) \approx B_n \varphi_n (B_n^T B_n)^{-1} B_n^T \quad (12)$$

En plus, les matrices de covariance des bruits d'observation et d'état peuvent être estimés de manière récursive lors de l'estimation de l'état. Tout d'abord, nous considérons la variance du bruit d'observation R , qui peut être estimée à partir de $\hat{e}(n) = y(n) - H(n)\hat{x}(n)$. Par conséquent, la matrice de variance de $v(n)$ peut être estimée récursivement par l'équation suivante :

$$R(n) = \lambda_e R(n-1) + (1 - \lambda_e) \hat{e}^2(n) \quad (13)$$

La matrice de covariance du bruit d'état peut être estimée en utilisant une approche similaire à partir de $\hat{\varepsilon}(n) = \hat{x}(n) - \Phi(n)\hat{x}(n-1)$; alors, la matrice de covariance de $w(n)$ peut être estimée récursivement par l'équation suivante :

$$\sigma_{\hat{\varepsilon}}^2(n) = \lambda_e \sigma_{\hat{\varepsilon}}^2(n-1) + (1 - \lambda_e) \text{var}(\hat{\varepsilon}^2(n))$$

D'où $Q(n) = \sigma_{\hat{\varepsilon}}^2(n) I \quad (14)$

Les facteurs d'oubli λ_e and λ_e devraient être légèrement moins de 1 pour que les effets de précédentes estimations puissent être négligés progressivement. Nous avons pris une valeur de 0.9995 pour les deux facteurs.

Les équations (12), (13) et (14) seront intégrées dans les équations du filtre de Kalman; le filtre n'est plus contrôlé uniquement par la valeur constante de la covariance du bruit d'état. En fait, les trois matrices de transition et de covariance des bruits d'observation et d'état sont récursivement estimées et utilisé pour mettre à jour les paramètres et par suite les estimations du filtre de Kalman, il s'agit d'un filtre évolutif de Kalman.

Enfin, puisque le signal non stationnaire est modélisé étant une sortie d'un modèle TVAR d'ordre p avec un signal d'entrer $e(n)$ de moyenne nulle et de variance σ^2 , la densité

spectrale de puissance $S_{yy}[n, f]$ peut être calculée à partir des paramètres $a_i(n)$ du modèle TVAR par l'équation suivante :

$$S_{yy}[n, f] = \frac{\sigma^2}{|1 + \sum_{i=1}^p a_i(n)e^{-j2\pi if/fs}|} \quad (15)$$

où f_s est la fréquence d'échantillonnage du signal et $j^2 = -1$.

3. Résultats

Afin d'évaluer les performances de la nouvelle méthode proposée pour estimer les paramètres variant dans le temps, puis le spectre et la fréquence instantanée d'un signal non stationnaire, on a effectué de nombreuses expérimentations sur des signaux simulés et sur des signaux EEG réels.

3.1. Résultats des simulations

Nous considérons le modèle TVAR d'ordre 6 géré par l'équation récursive suivante :

$$y(n) = - \sum_{i=1}^6 a_i(n)y(n-i) + e(n)$$

Où les paramètres du modèle varient de la manière suivante :

- ✓ $[a_1(n), a_2(n), a_3(n), a_4(n), a_5(n), a_6(n)] = [-.71, .82, -.49, .61, -.4, .26]$ pour les premiers 1000 échantillons;
- ✓ $[a_1(n), a_2(n), a_3(n), a_4(n), a_5(n), a_6(n)] = [-2.06, 1.84, -.98, .8, -.97, .58]$ pour les 1000 échantillons suivants;
- ✓ $[a_1(n), a_2(n), a_3(n), a_4(n), a_5(n), a_6(n)] = [-.71, .82, -.49, .61, -.4, .26]$ pour les 1000 échantillons qui suivent; et ainsi de suite afin d'obtenir quatre changements brusques des paramètres du modèle.

Un exemple de réalisation de ce processus est présenté sur la figure 7-2.

La procédure de simulations comporte la génération de $N=100$ réalisations en utilisant les mêmes variations des paramètres avec différents processus aléatoires $e(n)$. Pour illustrer l'efficacité de la méthode proposée, les signaux synthétiques sont conçus pour contenir des changements brusques des paramètres autorégressifs.

La figure 7-3 montre que la méthode proposée améliore considérablement la vitesse de convergence de l'algorithme et en même temps la variance et le biais des estimations sont significativement réduits, les estimations produites sont plus précises.

Les figures 7-4 et 7-5 confirment l'amélioration du processus d'estimation en termes de variance et de biais, l'adaptation du filtre de Kalman est plus rapide ce qui permet le suivi rapide des changements brusques des paramètres TVAR.

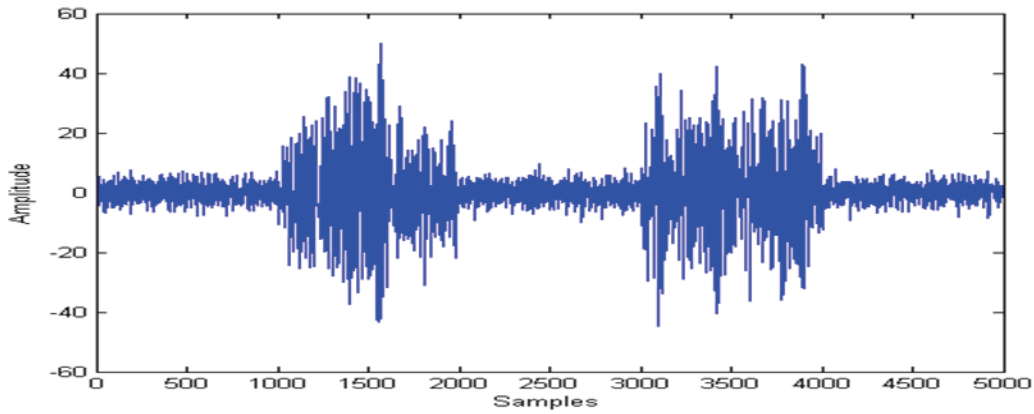


Figure 7-2 : Un exemple de réalisation d'un processus TVAR d'ordre 6.

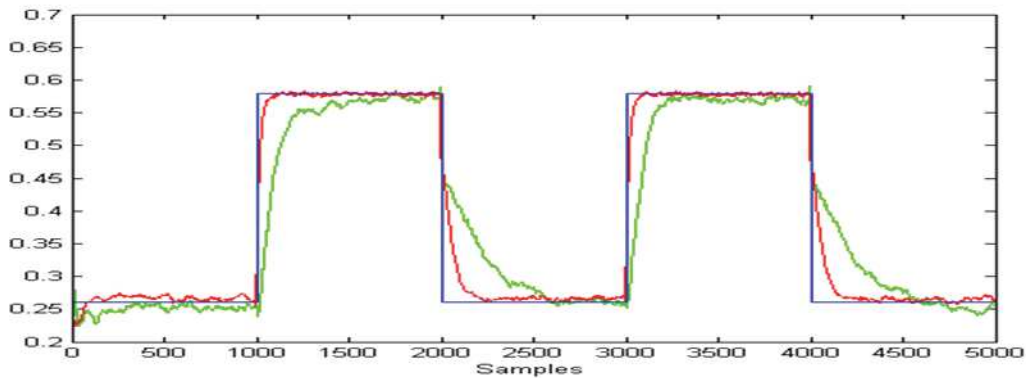


Figure 7-3 : Estimation d'un paramètre variant dans le temps ($a_6(n)$), ligne bleu: valeur réelle, ligne verte: filtre de Kalman, ligne rouge: la méthode proposée.

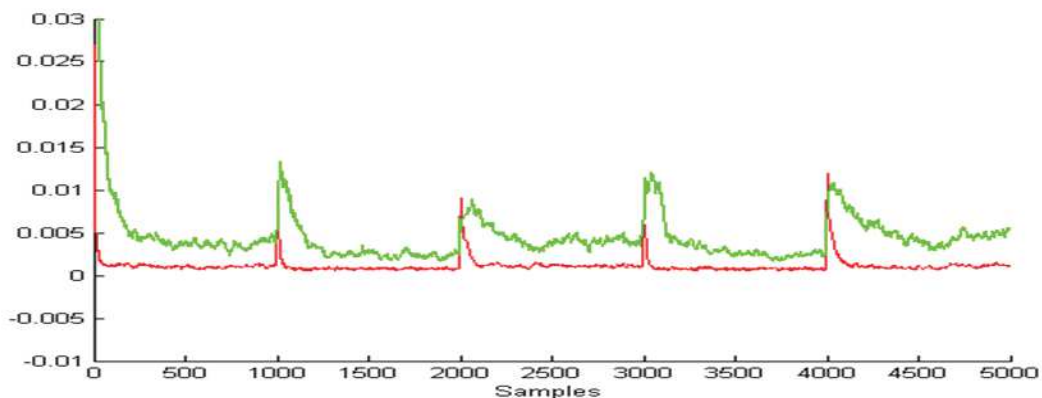


Figure 7-4 : Variance des estimations, ligne verte: filtre de Kalman, ligne rouge: la méthode proposée.

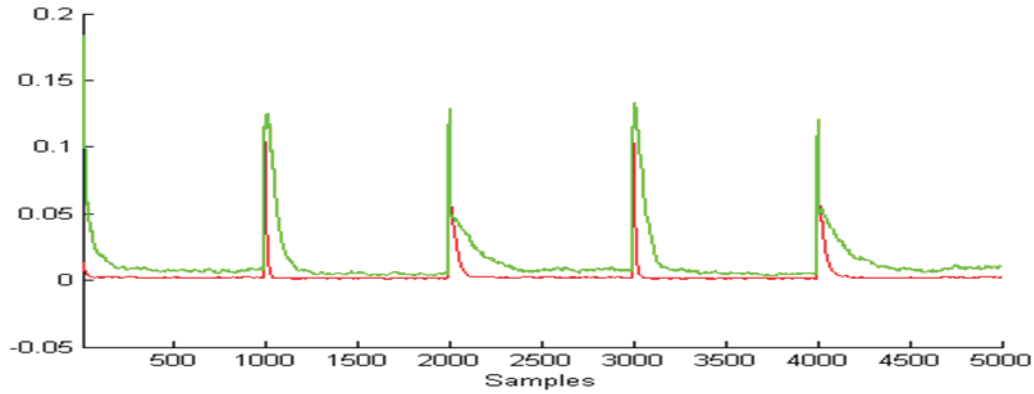


Figure 7-5 : Biases des estimations, ligne verte: filtre de Kalman, ligne rouge: la méthode proposée.

Nous prévoyons que cette amélioration du processus d'estimation des paramètres en termes de précision et de vitesse de suivi produira un spectre temps-fréquence lisse et une haute résolution temps-fréquence lorsque nous allons appliquer la méthode proposée dans l'analyse spectrale des événements ERS/ERD dans la section suivante.

3.2. Analyse temps-fréquence de signaux EEG

Pour dépasser les limitations de l'analyse fréquentielle des signaux cérébraux qui présente l'inconvénient de ne pas montrer l'évolution du contenu fréquentiel du signal au cours du temps, puisque l'information temporelle disparaît totalement, de nombreuses recherches se sont focalisées sur les représentations temps-fréquence. Cette technique a permis de dépasser ces limitations, et de créer une méthode d'analyse des perturbations spectrales événementielles (event-related spectral perturbations ou ERSP [171, 172]). Le contexte expérimental est le même que celui de l'analyse traditionnelle, avec la présentation d'un stimulus et l'attente éventuelle d'une réponse à chaque enregistrement. Il s'agit d'obtenir un spectre d'énergie fréquentiel en chaque point temporel du signal. Dès lors, les phénomènes d'intérêt étudiés sont les augmentations et diminutions du spectre d'énergie moyen par rapport à l'activité pré stimulus, considérée comme représentative d'une activité de base du cerveau.

Les augmentations ou diminutions significatives du spectre d'énergie au cours du temps, dans les différentes bandes de fréquence, sont détectées à l'aide de tests statistiques comparant l'activité pré-stimulus et l'activité post-stimulus. Une augmentation significative correspond à un épisode de synchronisation, aussi appelé synchronisation événementielle (event-related synchronisation ou ERS [173]). De même, une diminution significative

correspond à un épisode de désynchronisation, ou désynchronisation événementielle (event-related desynchronisation ou ERD).

3.2.1. Base de données

La base de données a été fournie par le département d'informatique médicale de l'institut de génie biomédical de l'Université de Graz. Les signaux ont été obtenus à partir d'une femme âgée de 25 ans détendus sur une chaise avec accoudoir.

La tâche était de contrôler un bar de rétroaction par l'imagination d'un mouvement de la main droite ou gauche. Les données ont été acquises à partir des canaux EEG C3, Cz, et C4 (figure 7-6), échantillonné à 128 Hz et filtrées par un filtre de passe-bande [0,5 30] Hz. L'expérience se compose de 7 sessions avec 40 essais pour chacune. Tous les essais ont été effectués le même jour avec plusieurs minutes de pause entre eux.

Chaque essai dure 9 secondes. A la 3ème seconde un signal visuel pointant vers la droite ou vers la gauche est présenté pour indiquer qu'un mouvement de la main droite ou gauche doit être imaginé (figure 7-6).

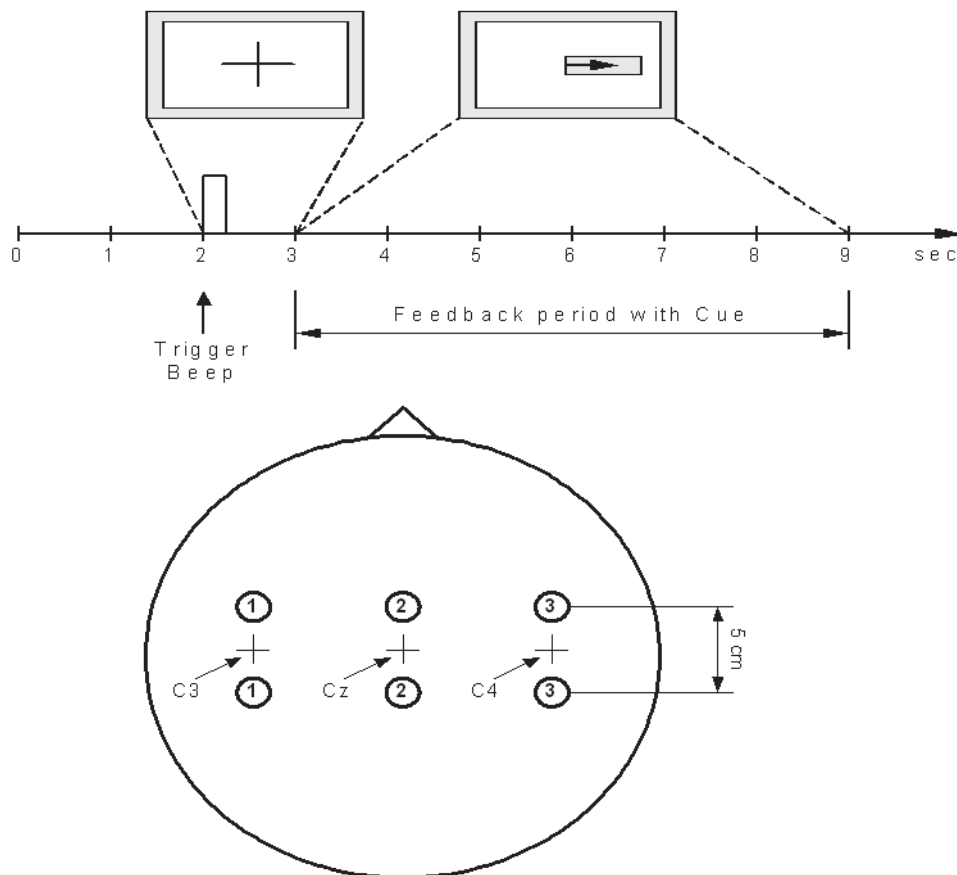


Figure 7-6 : Enchaînement temporel d'un essai et positions des électrodes.

3.2.2. Résultats de l'analyse de la synchronisation

La modélisation TVAR a été appliquée à tous les signaux EEG issues de la base de données de Graz; on a utilisé un modèle TVAR d'ordre 6, puis les paramètres variant dans le temps ont été estimés en utilisant un filtre de Kalman et ensuite en utilisant la méthode proposée ($q=12$ et la fonction de base était un polynôme de Tchebychev). A partir des paramètres estimés, on peut produire le spectre temps-fréquence du signal en utilisant l'équation (15), puis en déduire la courbe de la fréquence instantanée du signal.

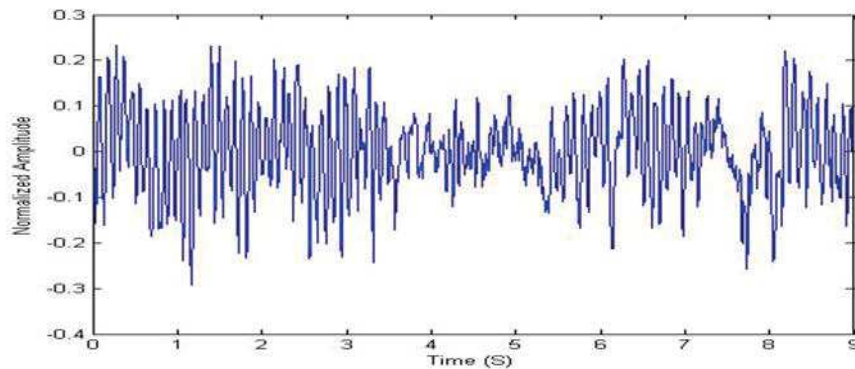


Figure 7-7 : Exemple d'un signal EEG issue de la base de Graz.

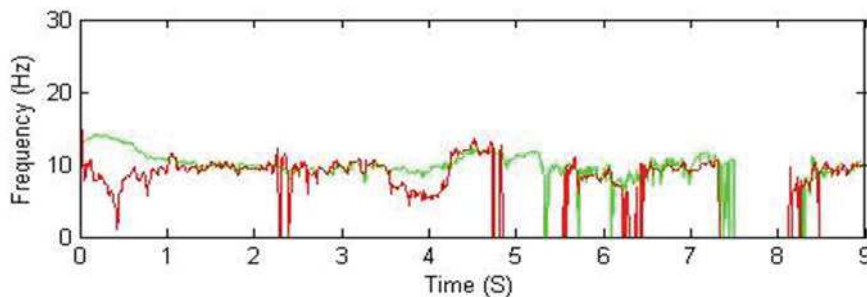


Figure 7-8 : Fréquence instantanée du signal, ligne rouge : filtre de Kalman, ligne verte : la méthode proposée.

Les figures 7-7 et 7-8 montrent, respectivement, un exemple d'un signal EEG issue de la base de Graz et les deux courbes de l'évolution de la fréquence instantanée extraite par le filtre de Kalman et par la méthode proposée. Il est clair que les deux méthodes suivent bien l'évolution de la fréquence au cours de temps. Toutefois, la méthode proposée produit des estimations plus lisses que celle produite en utilisant le filtre de Kalman. Toutes ces observations peuvent être justifiées par le fait que le filtre de Kalman seul impose des contraintes sur l'évolution de l'état du modèle adopté, contrairement à la méthode proposée où ils n'existent pas de telles contraintes.

Pour chaque signal de la base de données considérée, le spectre temps-fréquence a été calculé en utilisant les deux méthodes, ensuite, on en a extrait l'évolution de la fréquence instantanée. Le spectre moyen d'essais pour le mouvement de la main gauche est présenté dans les figures 7-9, 7-10, 7-13, et 7-14. Les figures 7-11, 7-12, 7-15, et 7-16 montrent l'évolution de la fréquence instantanée.

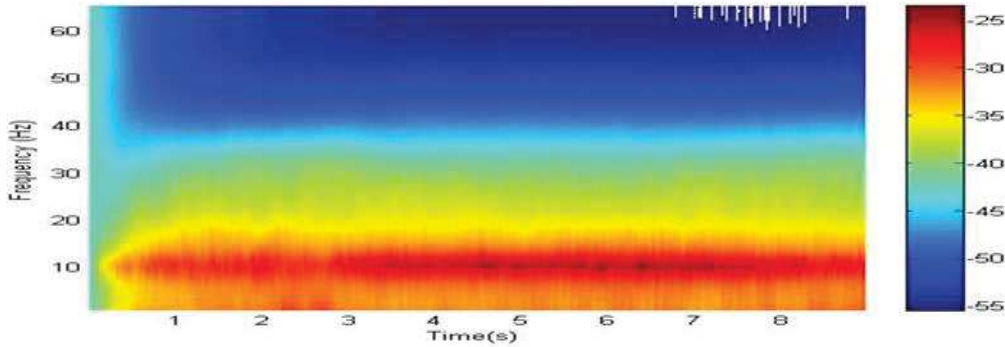


Figure 7-9 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).

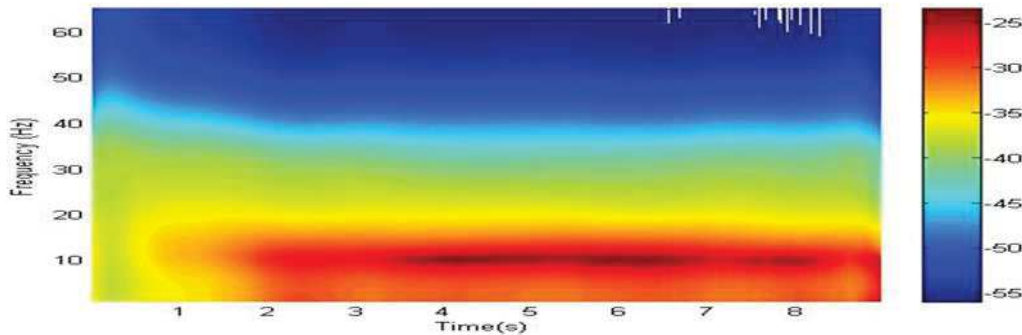


Figure 7-10 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).

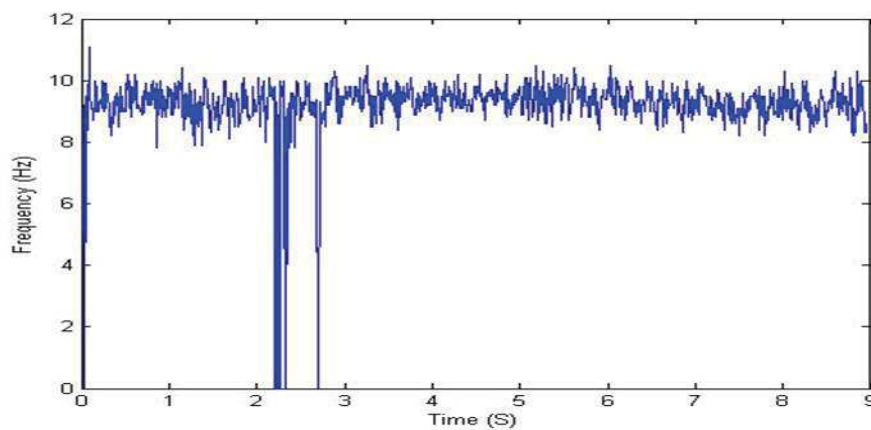


Figure 7-11 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).

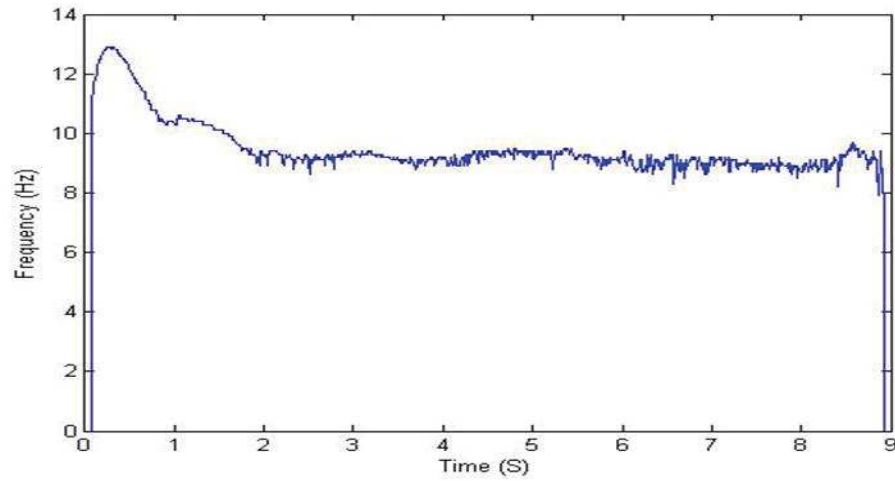


Figure 7-12 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).

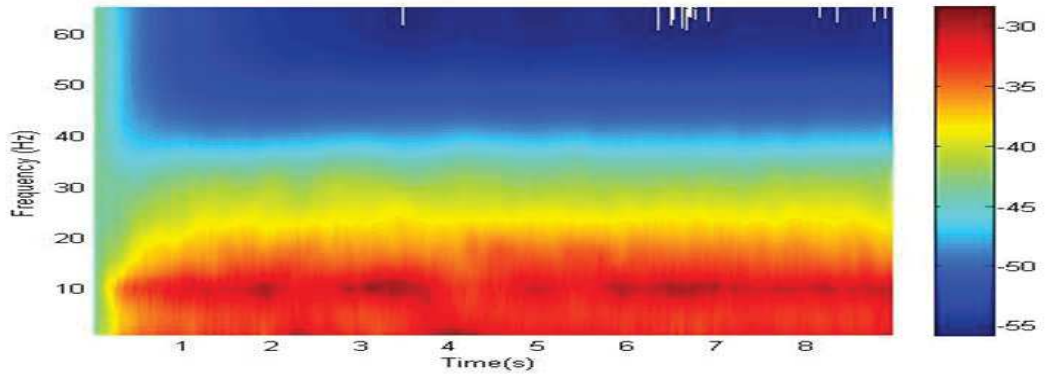


Figure 7-13 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).

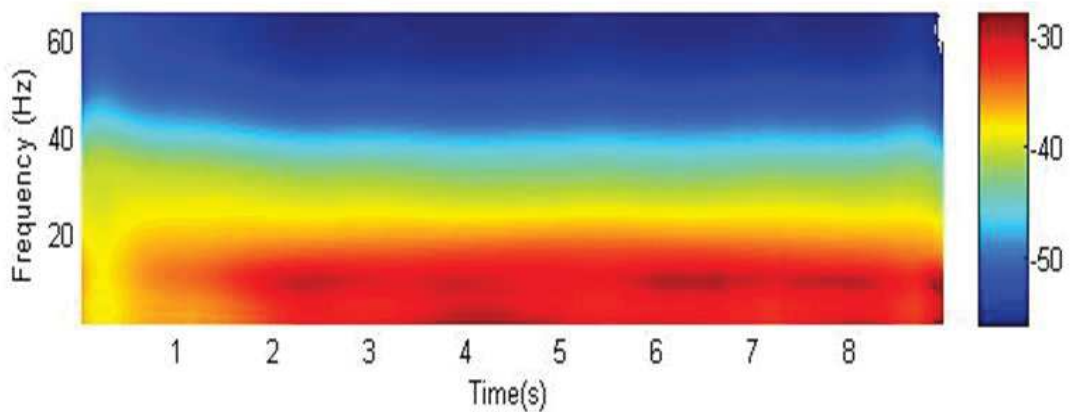


Figure 7-14 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).

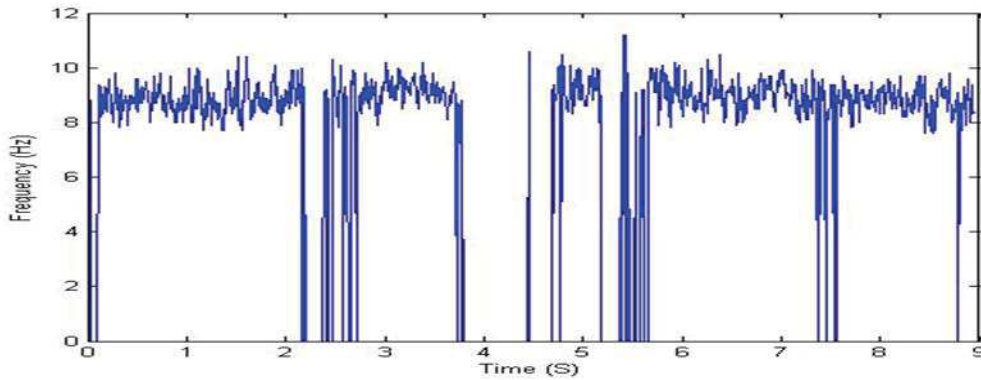


Figure 7-15 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant le filtre de Kalman).

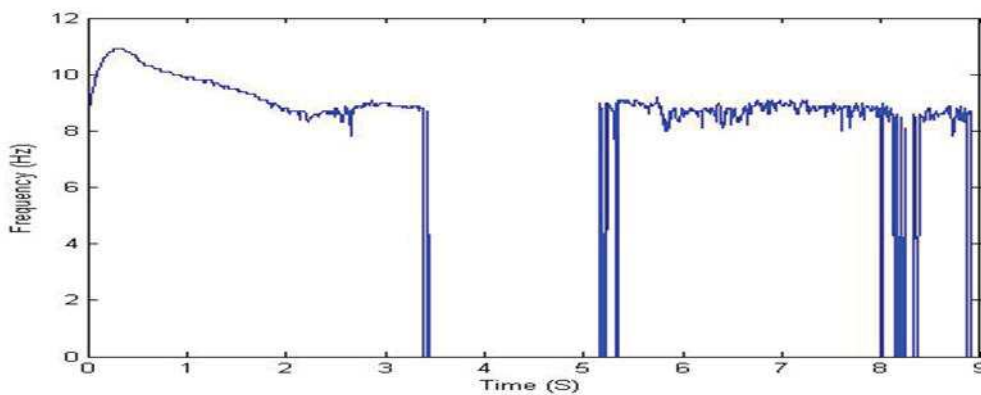


Figure 7-16 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main gauche (en utilisant la méthode proposée).

Nous pouvons observer que l'utilisation du filtre de Kalman seul donne des estimations bruitées du spectre temps-fréquence et de la fréquence instantanée. En revanche, la méthode proposée produit des estimations lisses, de plus la résolution temps-fréquence est bien meilleure.

A partir des figures 7-11 et 7-12, nous pouvons observer que la fréquence instantanée qui présente l'activité en cours est constante et égale à 10 Hz sur la période d'essai ce qui signifie qu'il n'y a pas d'activation dans la zone gauche du cortex moteur primaire. En revanche, à partir des figures 7-15 et 7-16, nous pouvons observer une baisse de la fréquence instantanée après la 3^{ème} seconde en raison de l'activation de la zone droite du cortex moteur primaire pendant le mouvement imaginaire de la main gauche. Ces résultats confirment l'asymétrie hémisphérique du cerveau, il montre aussi clairement la prédominance controlatérale de l'ERD des rythmes mu.

Des conclusions similaires peuvent être tirées pour le mouvement de la main droite, comme nous pouvons voir sur les figures qui suivent :

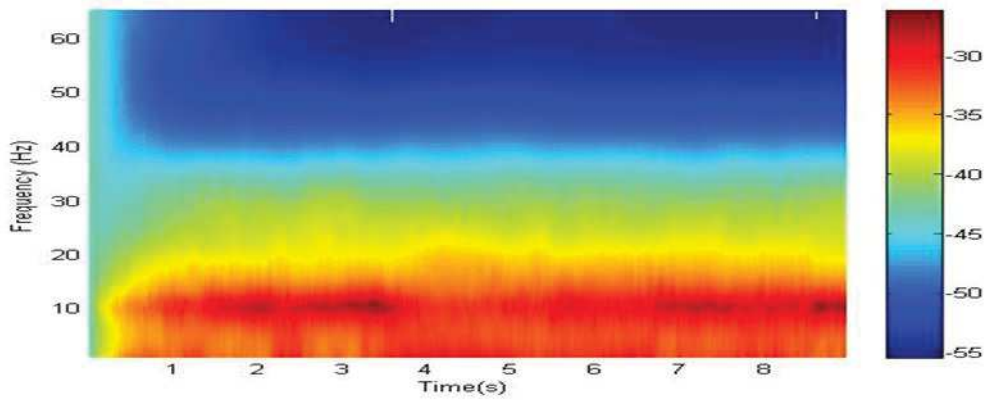


Figure 7-17 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).

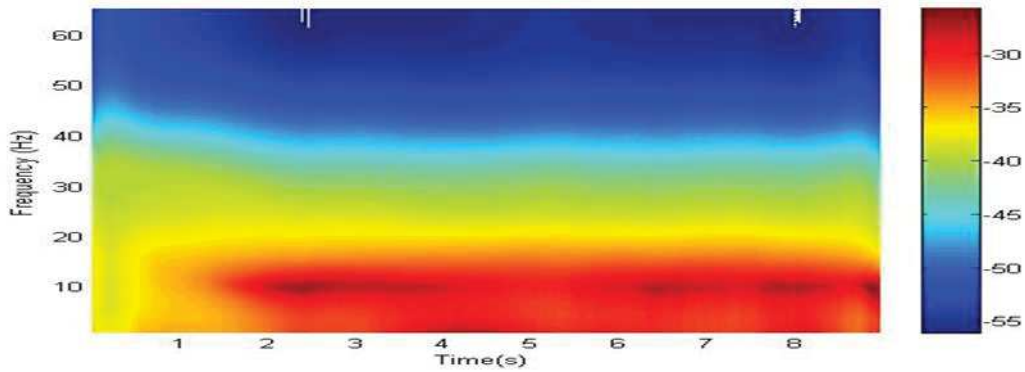


Figure 7-18 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).

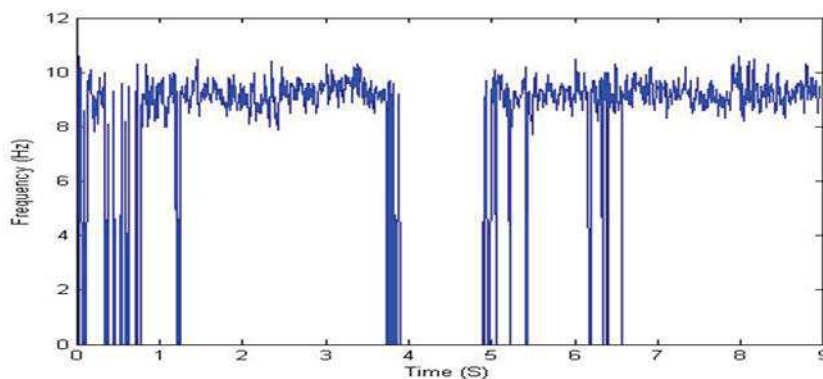


Figure 7-19 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).

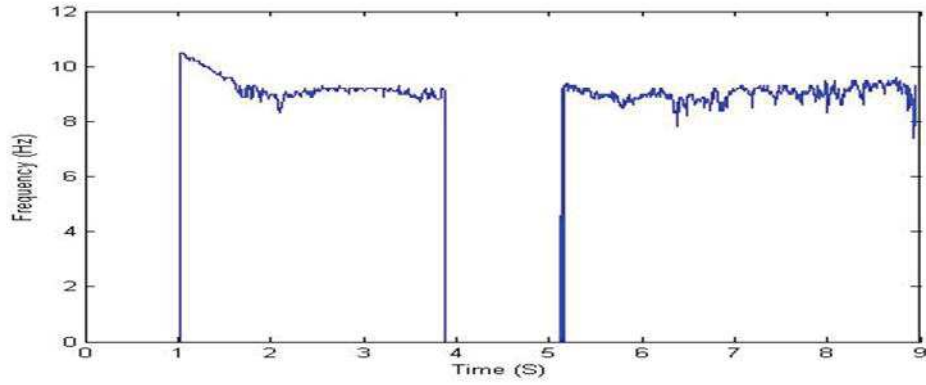


Figure 7-20 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C3 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).

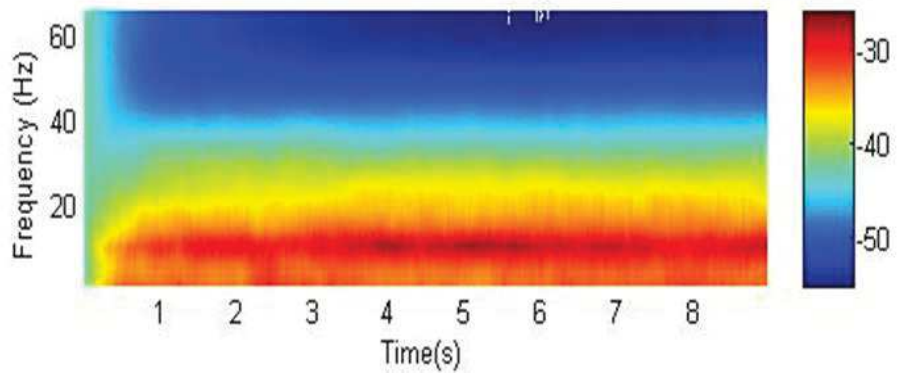


Figure 7-21 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).

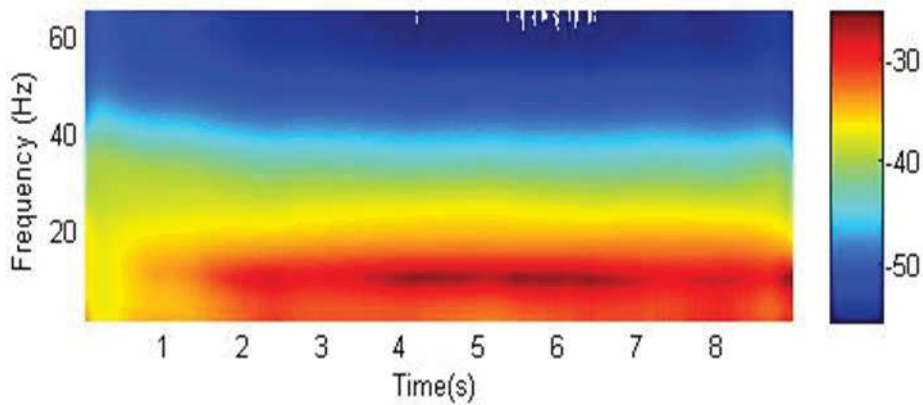


Figure 7-22 : Spectre temps-fréquence moyen des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).

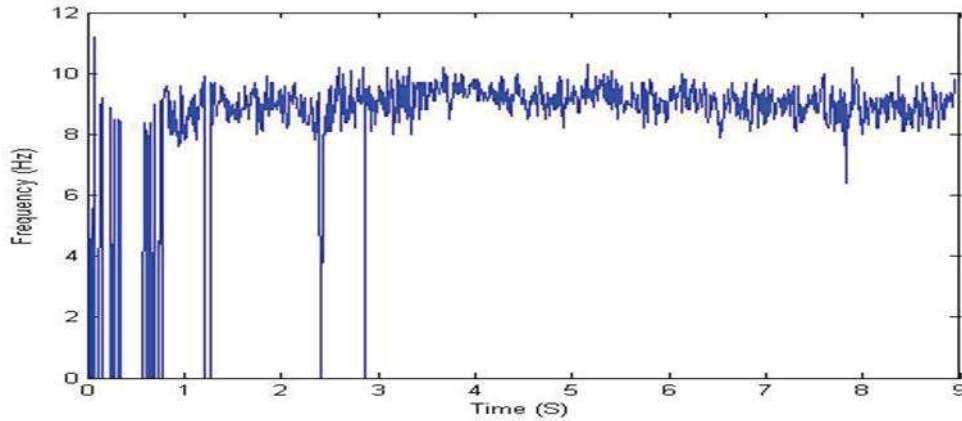


Figure 7-23 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant le filtre de Kalman).

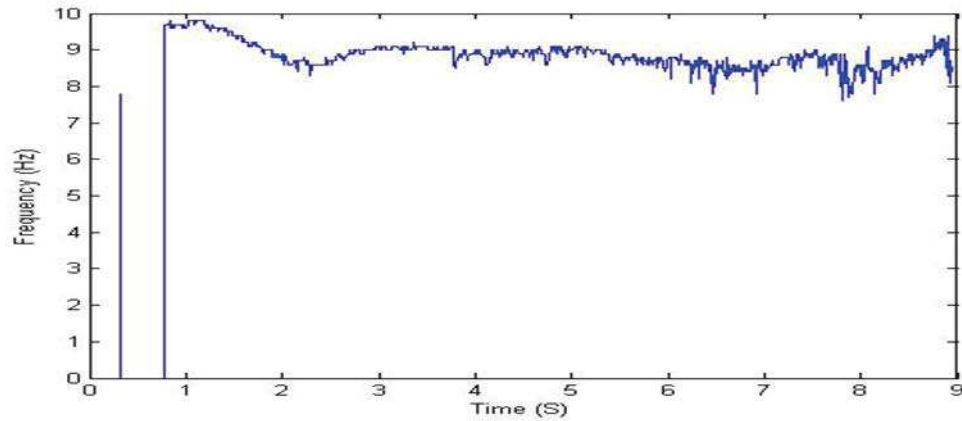


Figure 7-24 : Fréquence instantanée des signaux enregistrés sur C4 pendant le mouvement de la main droite (en utilisant la méthode proposée).

4. Discussions

Dans ce chapitre, on a utilisé une méthode paramétrique basée sur la modélisation TVAR pour produire le spectre temps-fréquence des signaux EEG. Le filtre de Kalman est largement utilisé pour l'estimation des paramètres du modèle autorégressif, le recours à ce filtre nous oblige à faire certaines simplifications afin de diminuer le nombre de paramètres qui doivent être réglés manuellement : la matrice de transition d'état est égale à la matrice identité et la matrice de covariance est diagonale avec le même élément dans la diagonale; on dispose d'un seul paramètre Q pour effectuer la mise à jour des estimations des états. La valeur de ce paramètre définira l'évolution des états (les paramètres TVAR). Une grande valeur produira une bonne vitesse de convergence, mais avec une grande variance des estimations, de l'autre côté, une valeur faible produira des estimations moins biaisées avec une

faible vitesse de convergence. Dans ce travail, nous avons proposé une méthode pour estimer les paramètres du filtre de Kalman de sorte que le réglage des paramètres se fait automatiquement, sans réglages manuels. Cela permettra l'utilisation des deux matrices de covariance du bruit d'état et d'observation en plus de la matrice de transition pour la mise à jour des estimations. En conséquence, le modèle est plus flexible et capable de suivre les différents types de changements présents dans un signal non stationnaire.

L'expérience abordée explore l'activité des zones droite et gauche du cortex moteur primaire lors d'un mouvement imaginaire de la main droite ou gauche, cela est effectué par l'analyse de la synchronisation des rythmes alpha (8 à 12 Hz) ou plus précisément des rythmes mu (8 à 10 Hz); ce rythme est en corrélation avec la détente, et pour cette raison, il a été interprété comme un signe d'inhibition de l'activité dans les zones sur lesquelles il a été enregistré. La méthode proposée produit des estimations plus lisses que celle produite en utilisant le filtre de Kalman. Toutes ces observations peuvent être justifiées par le fait que l'utilisation du filtre de Kalman impose des contraintes sur l'évolution de l'état du modèle adopté, contrairement à la méthode proposée où ils n'existent pas de telles contraintes. En plus, la méthode proposée permet d'automatiser plusieurs tâches qui font recours au filtre de Kalman qui nécessitent de nombreuses expérimentations fastidieuses pour fixer les paramètres optimales.

Résumé

L'analyse temps-fréquence présente une bonne alternative pour l'exploration de l'activité cérébrale basée sur l'analyse des signaux EEG. Les méthodes paramétriques ont prouvé leurs performances pour le calcul du spectre temps-fréquence, souvent on recourt au filtre de Kalman pour estimer les paramètres du modèle adopté. Dans ce travail, nous avons proposé une méthode pour améliorer les performances du filtre de Kalman à suivre efficacement les différents types de changements présents dans un signal non stationnaire comme les signaux électro-corticaux. L'expérience abordée explore l'activité des zones droite et gauche du cortex moteur primaire lors d'un mouvement imaginaire de la main droite ou gauche, cela est effectué par l'analyse de la synchronisation des rythmes alpha (8 à 12 Hz) ou plus précisément des rythmes mu (8 à 10 Hz); ce rythme est en corrélation avec la détente, et pour cette raison, il a été interprété comme un signe d'inhibition de l'activité dans les zones sur lesquelles il a été enregistré.

CHAPITRE 8

Conclusions et perspectives

Le but de cette thèse est de remplir deux objectifs, le premier est de présenter de nouvelles méthodes de classification automatiques des arythmies cardiaques, le deuxième est de créer des méthodes d'analyse capables de détecter des phénomènes de synchronisation et de désynchronisation au sein de signaux électro-corticaux. Ces méthodes reposant sur des hypothèses différentes et théoriquement moins contraignantes que celles utilisées dans les méthodes classiques. Dans ce dernier chapitre, on conclue sur les contributions directes de cette thèse vis-à-vis de ces deux objectifs. Enfin, on suggère plusieurs pistes d'améliorations de ce travail, pour mieux remplir les objectifs initiaux.

1. Conclusions

1.1. Rappel des motivations

L'extraction de caractéristiques pertinentes est l'étape critique qui définit la réussite d'un système de classification automatique des arythmies cardiaques, ce type de système est d'une nécessité primordiale dans le domaine clinique. Parmi les techniques souvent utilisées pour l'extraction des caractéristiques on peut citer les transformées en ondelettes, la modélisation autorégressive, et le développement en série de Fourier ou en fonctions d'Hermite, la plupart de ces méthodes conduit à des bonnes taux de classification. Cependant, nous avons fait trois constats qui présentent une limitation à ces techniques : l'extraction de paramètres se fait à partir de segments ECG de taille fixe malgré la variabilité du rythme cardiaque d'une personne à l'autre et même chez la même personne. Le deuxième constat est que l'extraction de paramètres se fait à partir de segments ECG d'une manière globale sans prendre en considération les trois événements majeurs présents dans un cycle cardiaque. Le dernier constat est l'utilisation d'un signal ECG d'une seule dérivation alors qu'on dispose de systèmes qui enregistrent des signaux sur 12 dérivations.

L'analyse temps-fréquence permet de dépasser les limitations de techniques traditionnelles d'analyse des signaux EEG, et de créer une méthode d'analyse des perturbations spectrales événementielles basée sur la détection des phénomènes de synchronisation ou de désynchronisation. Nombreux algorithmes ont été proposés pour

produire une représentation temps-fréquence des signaux EEG non stationnaires. Les méthodes non paramétriques, généralement basées sur la transformée de Fourier comme la transformée de Fourier à court terme, présentent un inconvénient majeur; compte tenu du principe d'incertitude de Gabor-Heisenberg, il est impossible d'avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence. Les méthodes paramétriques généralement basées sur la modélisation autorégressive permettent de dépasser cet inconvénient. Elles ont prouvé leurs performances pour le calcul du spectre temps-fréquence, souvent on recourt au filtre de Kalman pour estimer les paramètres du modèle adopté. Cependant, ce filtre présente aussi des limitations; les estimations sont souvent décalées dans le temps ce qui conduit à un spectre temps-fréquence peu fiable ou représentatif des évènements présents dans un signal EEG.

Ainsi, on a cherché à répondre à ces limitations théoriques en mettant au point des méthodes qui ne font pas appel aux hypothèses des méthodes standards.

1.2. Résumé des contributions

Nos contributions ont été exposées aux chapitres 4 et 7. La teneur de celles-ci, résumée chapitre par chapitre, est la suivante.

Chapitre 4 : la taille des différents échantillons de signal ECG est variable d'un cycle cardiaque à l'autre, elle est estimée de manière dynamique en fonction de la fréquence cardiaque; 34% des échantillons de l'intervalle RR avant et 66 % après le pic R ont été prélevées pour former les échantillons de signal ECG à classifier. Pour capturer la majorité des informations à partir d'un cycle cardiaque particulier, Il est plus adéquat que ces échantillons contiennent les trois évènements caractéristiques d'un battement cardiaque (les ondes P, QRS, et T). Les complexes QRS ont été présentés par des segments de $\frac{1}{6} * RR_i$ échantillons centrés sur R_i , ainsi le cycle cardiaque est segmenté en trois segments. Enfin la modélisation AR a été réalisée sur les trois segments du cycle cardiaque et les coefficients ont été estimés par l'algorithme de Burg, un vecteur des caractéristiques de six éléments a été construite pour chacun des échantillons des signaux ECG.

Chapitre 7 : On a utilisé une méthode paramétrique basée sur la modélisation TVAR pour produire le spectre temps-fréquence des signaux EEG. Le filtre de Kalman est largement utilisé pour l'estimation des paramètres du modèle autorégressif, le recours à ce filtre nous oblige à faire certaines simplifications afin de diminuer le nombre de paramètres qui doivent

être réglés manuellement : la matrice de transition d'état est égale à la matrice identité et la matrice de covariance est diagonale avec le même élément dans la diagonale. Dans ce travail, nous avons proposé une méthode pour estimer les paramètres du filtre de Kalman de sorte que le réglage des paramètres se fait automatiquement, sans réglages manuels. Cela permettra l'utilisation des deux matrices de covariance du bruit d'état et d'observation en plus de la matrice de transition pour la mise à jour des estimations. En conséquence, le modèle est plus flexible et capable de suivre sans retard les différents types de changements présents dans un signal non stationnaire comme le signal EEG.

2. Perspectives

Les méthodes d'analyse développées dans cette thèse ne sont pas restreintes aux deux champs d'application qu'on a présentés. L'analyse temps-fréquence trouve son application dans plusieurs domaines de traitement de signal. La méthodologie qu'on a présentée pour l'analyse des signaux ECG peut être abordée en utilisant d'autres techniques d'extraction de paramètres pertinents, on peut par exemple combiner plusieurs types de descripteurs pour augmenter le taux de bonne classification des arythmies cardiaques.

Dans le cadre de cette thèse, en plus de la classification des arythmies cardiaques et la détection des épisodes de désynchronisation des signaux EEG, on a travaillé également sur l'analyse et l'interprétation des signaux électrophysiologiques intracérébraux enregistrés chez des patients épileptiques pour émerger une représentation très réaliste du contenu spectral des aires cérébrales impliquées dans la crise d'épilepsie. D'autre part, du fait de la non stationnarité due à la survenue de la syncope vaso-vagale, on a exploré l'utilisation du modèle autorégressif variant dans le temps pour la détection de cette anomalie, des résultats satisfaisants ont été obtenus, la publication de ces travaux est en cours.

En fin, pour mettre l'accent sur l'aspect pratique de cette thèse, on a procédé à l'implémentation des algorithmes que nous avons développés dans des systèmes réels. Dans cette optique, un système de classification automatique des arythmies cardiaque et une interface homme-machine sont en cours de réalisation.

Bibliographie

- [1] S. Silbernagl and A. Despopoulos, “Atlas de poche de physiologie,” Flammarion Médecine-Sciences, 2001.
- [2] B.E. Gould, “Pathophysiology for the health professions,” Fourth Edition, 2011.
- [3] J.A. Abildskov, “The sequence of normal recovery of excitability in the dog heart,” *Circulation Research*, 52, pp 442–446, 1975.
- [4] M.R. Franz, K. Bargheer, W. Rafflenbeul, A. Haverich and P. Litchtlen, “Monophasic action potential mapping in human subjects with normal electrocardiograms: direct evidence for the genesis of the T wave,” *Circulation*, 75, pp 379–386, 1987.
- [5] J. Malmivuo and R. Plonsey, “Bioelectromagnetism - principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields,” Oxford University Press, 1995.
- [6] E. Marey, “Des variations électriques des muscles et du cœur en particulier, étudiées au moyen de l'électromètre de M. Lippman,” *C. R. Acad. Sci.*, pp 82:975, 1876.
- [7] Waller, “An introduction to human physiology,” Longmans Green, 1893.
- [8] W. Einthoven, “The galvanometric registration of the human electrocardiogram, likewise a review of the use of capillary-electrometer in physiology,” *Cardiac Classic*, Willius FW-CV Mosby, 1941.
- [9] J. Fayn et al., “A new methodology for optimal comparison of serial vectorcardiograms,” *Computers in Cardiology*, 1983.
- [10] W. Einthoven, “Weiteres uber das elektrokardiogram,” *Arch Ges Physiol MenschenThiere*, pp 517–548, 1908.
- [11] E. Goldberger, “The aVL, aVR and aVF leads; a simplification of standard lead electrocardiography,” *Am. Heart J.*, 24, pp 378–396, 1942.
- [12] E. Goldberger, “A simple electrocardiographic electrode of zero potential and a technic of obtaining augmented, unipolar extremity leads,” *Am. Heart J.*, 23, pp 483–492, 1942.
- [13] C.E. Kossman et F.D. Johnson, “The precordial electrocardiogram I. the potential variations of the precordium and of the extremities in normal subjects,” *Am. Heart J.*, 10, pp 925–941, 1935.

- [14] <http://interstices.info>; Image: Marquette Electronics - The Alan E. Lindsay ECG Learning Center in Cyberspace.
- [15] N.V. Thakor, J.G. Webster and W.J. Tompkins, "Estimation of the QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-31, No.11, pp 702–706, 1984.
- [16] W.J. Tompkins, "Biomedical digital signal processing," Prentice-Hall, 1993.
- [17] P. Denes, D. Wu, R. Dhingra, R.J. Pietras and K.M. Rosen, "The Effects of Cycle Length on Cardiac Refractory Periods in Man," *Circulation*, 49, pp 32–41, 1974.
- [18] F. Morady, Kadish A.H., L.K. Toivonen, J.A. Kushner and Schmaltz, "The maximum effect of an increase in rate on human ventricular refractoriness," *PACE*, 11, pp 2223–2234, 1988.
- [19] S. Boudaoud, H. Rix and O. Meste, "Curve Registration for Study of P-wave Morphing during Exercise," *Computers in Cardiology*, 31, pp 433–436, 2004.
- [20] M. F. Abboud, D. A. Linkens, M. Mahfouf, and G. Dounias, "Survey on the use of smart and adaptive engineering systems in medicine", *Artificial Intelligence in Medicine*, pp 179–209, 2002.
- [21] R. LeBlanc, "Quantitative analysis of cardiac arrhythmias", *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, pp 1–43, 1986.
- [22] R. Begg, J. Kamruzzaman, and R.Sarker, "Neural networks in healthcare: potentials and challenges," IDEA Group Publishing, 2006.
- [23] N.V. Thakor and Y. Zhu, "Applications of adaptive filtering to ECG analysis : Noise cancellation and arrhythmia detection," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 38, pp 785–794, 1991.
- [24] S.H. Oguz and M.H. Asyali, "A morphology based algorithm for baseline wander elimination in ECG records," *Biomedical Engineering Days*, pp 157–160, 1992.
- [25] L. Sörnmo, "Time-varying digital filtering of ECG baseline wander," *Medical and Biological Engineering and Computing*, 31, pp 503–508, 1993.
- [26] J.S. Sahambi, S.N. Tandon and R.K.P. Bhatt, "Using Wavelet Transforms for ECG Characterization - An On-line Digital Signal Processing System," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pp 77–83, 1997.
- [27] C. Levkov, G. Michov, R. Ivanov and I.K. Daskalov, "Subtraction of 50 Hz interference from the electrocardiogram," *Medical and Biological Engineering and Computing*, 22, pp 371–373, 1984.

- [28] O. Pahlm and L. Sörnmo, "Data processing of exercise ECG's," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 34, pp 158–165, 1987.
- [29] J.S. Paul, M.R. Reddy and V.J. Kumar, "A transform domain SVD filter for supression of muscle noise artefacts in exercise ECG's," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 47, pp 654–663, 2000.
- [30] L. Sörnmo and P. Laguna, "Electrocardiogram ECG signal processing," *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, 2006.
- [31] S. Canan, Y. Özbay and B. Karlik, "A method for removing low varying trend from ECG signal," *Proceedings of the International Conference in Biomedical Engineering Days*, pp 144–146, 1998.
- [32] M.L. Riccio and J.C. Belina, "A versatile design method of fast, linear-phase FIR filtering systems for electrocardiogram acquisition and analysis systems," *Computers in Cardiology*, pp 147–150, 1992.
- [33] J.M. Leski and N. Henzel, "ECG baseline wander and powerline interference reduction using nonlinera filter bank," *Signal Processing*, 85, pp 781–793, 2005.
- [34] L. Sörnmo, "Time-varying filtering for removal of baseline wander in exercise ECGs," *Computers in Cardiology*, pp 145–148, 1991.
- [35] J.R. Gradwohl, E.W. Pottala, M.R. Horton and J.J. Bailey, "Comparison of two methods for removing baseline wander in the ECG," *Computers in Cardiology*, pp 493–496, 1988.
- [36] F. Badilini, A.J. Moss and E.L. Titlebaum, "Cubic spline estimation in ambulatory ECG recordings for the measurement of ST segment displacements," *IEEE Engineering in Medecine and Biology Conference*, pp 584–585, 1991.
- [37] C.R. Meyer and H.N. Keiser, "Electrocardiogram baseline noise estimation and removal using cubic splines and state-space computation techniques," *Comput. Biomed. Res.*, 10, pp 459–470, 1977.
- [38] L. Sörnmo and P. Laguna, "Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications," Elsevier, 2005.
- [39] P.S. Hamilton, "A comparison of adaptative and nonadaptative filters for reduction of power line interference in the ECG," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 43, pp 105–109, 1996.
- [40] S.C. Pei and C.C. Tseng, "Elimination of AC interference in electrocardiogram using IIR notch filter with transient suppression," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 42, pp 1128–1132, 1995.

- [41] M.J. Evanich, O. Newberry and L.D. Patridge, "Some limitations of periodic noise removal by averaging techniques," *J. Appl. Physiol.*, 33, pp 536–541, 1972.
- [42] H.H. Ros and A.S.M. Koeleman, "The technique of signal averaging and its practical applications in separation of atrial and his purkinje activity," *Signal averaging technique in Clinical Cardiology*, 1981.
- [43] B.U. Kohler, C. Hennig and R. Orglmeister, "The principles of software QRS detection," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 21(1), pp 42-57, 2002.
- [44] I. Daskalov and I. Christov, "Electrocardiogram signal preprocessing for automatic detection of QRS boundaries," *Medical Engineering & Physics*, 21, pp 37-44, 1999.
- [45] V. Nagin and S. Selishchev, "Implementation of algorithms for identification of QRS-complexes in real time ECG systems," *Biomedical Engineering*, 35(6), pp 304-309, 2001.
- [46] J. Pan and W.J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 32(3), pp 230-236, 1985.
- [47] F. Gritzali, "Towards a generalized scheme for QRS detection in ECG waveforms," *Signal Processing*, 15, pp 183-192, 1988.
- [48] D. Benitez, P.A. Gaydecki, A. Zaidi, and A.P. Fitzpatrick, "The use of Hilbert transform in ECG signal analysis," *Computers in Biology and Medicine*, 31, pp 399–406, 2001.
- [49] N.M. Arzeno, C.S. Poon, and Z.D. Deng, "Quantitative analysis of QRS detection algorithms based on first derivative of the ECG," In *Proceedings of 28th IEEE EMBS annual international conference*, New York, USA, pp 1788–1791, 2006.
- [50] R. Watrous, and G. Towell, "A patient-adaptive neural network ECG patient monitoring algorithm," *Proceedings Computers in Cardiology*, Vienna, 1995.
- [51] R. Silipo and C. Marchesi, "Artificial neural networks for automatic ECG analysis," *IEEE Transactions on Signal Processing*, 46(5), pp 1417-1425, 1998.
- [52] C. Li, C. Zheng and C. Tai, "Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42, pp 21-28, 1995.
- [53] L. Senhadji, G. Carrault, J. Bellanger, and G. Passariello, "Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp 167-173, 1995.
- [54] V. Afonso, W.J. Tompkins, T. Nguyen, and L. Shen, "ECG beat detection using filter banks," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46, pp 192-202, 1999.

- [55] S. Kadambe, R. Murray and F. Boudreaux-Bartels, "Wavelet transform based QRS complex detector," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 47(7), pp 838-848, 1999.
- [56] R. Poli, S. Cagnoni and G. Valli, "Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42(11), pp 1137-1141, 1995.
- [57] S. Osowski and T.H. Linh, "ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 48, pp 1265–1271. 2001.
- [58] D. A. Coast, R. M. Stern, G. G. Cano, S. A. Briller, "An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp 826–836, 1990.
- [59] Taouli SA and Bereksi-Reguig F. "Noise and baseline wandering suppression of ECG signals by morphological filter," *J Med Eng Technol.*, 34(2), pp 87-96, 2010.
- [60] C.H.H. Chu and E.J. Delp, "Impulsive noise suppression and background normalization of electrocardiogram signals using morphological operators," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 36, pp. 262-273, 1989.
- [61] Trahanias PE. "An approach to QRS-complex detection using mathematical morphology," *IEEE Trans Biomed Eng.*, 40, pp 201–5, 1993.
- [62] S.N. Yu and K.T. Chou, "Integration of independent component analysis and neural networks for ECG beat classification," *Expert Syst. Appl.* 34, pp 2841–2846, 2008.
- [63] K.I. Minami, H. Nakajima, and T. Toyoshima, "Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 46, pp 179–185, 1999.
- [64] V.X. Afonso and W.J. Tompkins, "Detecting ventricular fibrillation: Selecting the appropriate time–frequency analysis tool for the application," *IEEE Eng. Med. Biol.* 14, pp 152–159, 1995.
- [65] M. Korurek and A. Nizam, "Clustering MIT-BIH arrhythmias with Ant Colony Optimization using time domain and PCA compressed wavelet coefficients," *Digit Signal Process.* 20, pp1050–1060, 2010.
- [66] F. M. Vaneghi et al, "A comparative approach to ECG features extraction methods," *Third international conference of intelligent systems modelling and simulation*, pp 252–256, 2012.
- [67] M.I. Owis, A.H.A. Zied, A.B.M. Youssef, and Y.M. Kadah, "Study of features based on nonlinear dynamical modeling in ECG arrhythmia detection and classification," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 49, pp 733–736, 2002.

- [68] T.H. Linh, S. Osowski, and M. Stodolski, "On-line heart beat recognition using Hermite polynomials and neuro-fuzzy network," *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 52, pp 1224–1231, 2003.
- [69] G.D.Clifford, F. Azuaje, and P.E. McShary, "Advanced Methods and Tools for ECG data Analysis," Artech House, Norwood, MA 02062, 2006.
- [70] H.G. Hosseini, K.J. Reynolds, and D. Powers, "A multi-stage neural network classifier for ECG events," *Proceedings of the 23rd International Conference on IEEE EMBS*, 2, pp 1672-1675, 2001.
- [71] Massachusetts Institute of Technology, MIT-BIH arrhythmia database. [<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb>].
- [72] Massachusetts Institute of Technology, CU database. [<http://www.physionet.org/physiobank/database/cudb>].
- [73] Massachusetts Institute of Technology, MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia database. [<http://www.physionet.org/physiobank/database/svdb>].
- [74] T. Schneider and A. Neumaier, "Algorith 808: ARFIT-A Matlab package for the estimation of parameters and eigenmodes of multivariate autoregressive models," *ACM Transactions on Mathematical Software*, 27 (1), pp 58 65, 2001.
- [75] Ham F M and Han S. "Classification of cardiac arrhythmias using fuzzy ARTMAP," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 43(4), pp 425-430, 1996.
- [76] Dingfei Ge, Narayanan Srinivasan and Shankar M Krishnan, "Cardiac arrhythmia classification using autoregressive modeling. *BioMedical Engineering OnLine*, 1-5, 2002.
- [77] Dingfei Ge, HOU Bei-Ping and XIANG Xin-Jian, "Study of Feature Extraction Based on Autoregressive Modeling in ECG automatic diagnosis," *Acta Automatica Sinica*, 33 (5), pp 462-466, 2007.
- [78] Mehmet Engin, "ECG beat classification using neuro-fuzzy network," *Pattern Recognition Letters*, 25, pp 1715-1722, 2004.
- [79] M.L.Talbi and A.Charaf, "PVC discrimination using the QRS power spectrum and self-organizing maps," *Computer methods and programs in biomedicine*, pp 223-231, 2009.
- [80] Arnold M, Miltner WHR, and Witte H, "Adaptive AR modeling of nonstationary time series by means of Kalman filtering," *IEEE Trans Biomed Eng*, 45, pp 553-562, 1998.
- [81] Fukunaga K., "Introduction to Statistical Pattern Recognition," New York: Academic Press, pp 153-154 and pp 400-409, 1990.

- [82] Ge Ding-Fei and Xia Shun-Ren, "Application of AR model in telediagnosis of cardiac arrhythmias," *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 23(3), pp 222-229, 2004.
- [83] Mi Hye Song, J Lee, and S. P. Cho et al, "Support vector machine based arrhythmia classification using reduced features," *International journal of control, automation, and system*, 3 (4), pp 571-579, 2005.
- [84] R. Elul, "The genesis of the EEG," *Int. Rev. Neurobiol.*, 15, pp 227–272, 1972.
- [85] P. L. Nunez, "Electric Fields of the Brain : The Neurophysics of EEG," Oxford U. Press, New York, 1981.
- [86] R. Lorente de Nó, "Action potential of the motoneurons of the hypoglossus nucleus," *J. Cell. Comp. Physiol.*, 29 (3), pp 207-287, 1947.
- [87] F. Lopes da Silva, "Neural mechanisms underlying brain waves: from neural membranes to networks," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 79(2), pp 81–93, 1991.
- [88] K. Sasaki, T. Tsujimoto, S. Nishikawa, N. Nishitani and T. Ishihara, "Frontal mental theta wave recorded simultaneously with magnetoencephalography and electroencephalography," *Neurosci Res*, 26(1), pp 79–81, 1996.
- [89] R. Miller, "Corticohippocampal interplay and the representation of contexts in the brain," Springer Verlag, 1991.
- [90] W. J. Freeman, "The physiology of perception," *Sci. Am.*, 264(2), pp 78–85, 1991.
- [91] F. C. Rick and C. Koch, "Towards a neurobiological theory of consciousness," *Seminars in the Neurosciences*, 2, pp 263–275, 1990.
- [92] S. Zeki, "The visual image in mind and brain," *Sci. Am.*, 267(3), pp 68–76, 1992.
- [93] A. Engel and W. Singer, "Temporal binding and the neural correlates of sensory awareness," *Trends Cogn. Sci.*, 5(1), pp 16–25, 2001.
- [94] F. Varela, J. P. Lachaux, E. Rodriguez and J. Martinerie, "The brain web: phase synchronization and large-scale integration," *Nat. Rev. Neurosci.*, 2(4), pp 229–239, 2001.
- [95] A. Grinvald, D. Shoham, A. Shmuel, A. Arieli et al., "Modern techniques in neuroscience research," U. Windhorst and H. Johansson, Umea, Sweden, springer édition, 1999.
- [96] D. Le Bihan, P. Jezzard, J. Haxby, N. Sadato, L. Rueckert and V. Mattay, "Functional magnetic resonance imaging of the brain," *Ann Intern Med*, 122(4), pp 296–303, 1995.

- [97] P. Jezzard and R. Turner, "Magnetic resonance imaging methods for study of human brain function and their application at high magnetic field," *Comput. Med. Imaging. Graph*, 20(6), pp 467–481, 1996.
- [98] J. H. Duyn, Y. Yang, J. A. Frank, V. S. Mattay and L. Hou, "Functional magnetic resonance neuroimaging data acquisition techniques," *Neuro image*, 4(3 Pt 3), pp S76–S83, 1996.
- [99] J. S. George, C. J. Aine, J. C. Mosher, D. M. Schmidt, D. M. Ranken, H. A. Schlitt, C. C. Wood, J. D. Lewine, J. A. Sanders and J. W. Belliveau, "Mapping function in the human brain with magnetoencephalography, anatomical magnetic resonance imaging, and functional magnetic resonance imaging," *J. Clin. Neurophysiol.*, 12(5), pp 406–431, 1995.
- [100] P. L. Nunez and R. B. Silberstein, "On the relationship of synaptic activity to macroscopic measurements: does co-registration of EEG with fMRI make sense?" *Brain Topogr.*, 13(2), pp 79–96, 2000.
- [101] R. Plonsey, "Bioelectric Phenomena," McGraw-Hill, New York, 1969.
- [102] P. L. Nunez, "Electric Fields of the Brain : The Neurophysics of EEG," Oxford U. Press, New York, 1981.
- [103] S. K. Law, P. L. Nunez, A. F. Westdorp, A. V. Nelson and K. L. Pilgreen, "Topographical mapping of brain electrical activity," *Proceedings of the 2nd conference on Visualization '91*, Los Alamitos, CA, USA, pp 194–201, 1991.
- [104] P. L. Nunez, "Localization of brain activity with electroencephalography," *Adv. Neurol.*, 54, pp 39–65, 1990.
- [105] F. Sharbrough, G. E. Chatrian, R. P. Lesser, H. Luders, M. Nuwer and T. W. Picton, "American electroencephalographic society guidelines for standard electrode position nomenclature," *J. Clin. Neurophysiol.*, 8, pp 200–202, 1991.
- [106] R. Cooper, J. W. Osselton and J. C. Shaw, "EEG Technology," 2nd ed. Butterworths, London, 1969.
- [107] M. G. Saunders, "Amplitude probability density studies on alpha and alpha like patterns," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 15, pp 761–767, 1963.
- [108] J. Campbell, E. Bower, S. J. Dwyer and G. V. Lado, "On the sufficiency of autocorrelation functions as EEG descriptors," *IEEE Trans. Bio-Med. Eng.*, BME-14, pp 49–52, 1967.
- [109] R. Elul, "Gaussian behavior of the electroencephalogram: changes during performance of mental task," *Science*, 164(877), pp 328–331, 1969.

- [110] G.M. Jenkins and D.G. Watts, "Spectral Analysis and Its Applications," Holden-Day, Inc., San Francisco, 1968.
- [111] D. O. Walter, "Spectral analysis for electroencephalograms: mathematical determination of neurophysiological relationships from records of limited duration," *Exp. Neurol.*, 8, pp 155–181, 1963.
- [112] D. O. Walter and W. R. Adey, "Analysis of brain-wave generators as multiple statistical time series," *IEEE Trans Biomed Eng*, 12, pp 8–13, 1965.
- [113] O. David and K. J. Friston, "A neural mass model for MEG/EEG : coupling and neuronal dynamics," *Neuroimage*, 20(3), pp 1743–1755, 2003.
- [114] J. P. Lachaux, E. Rodriguez, J. Martinerie and F. J. Varela, "Measuring phase synchrony in brain signals," *Hum Brain Mapp*, 8(4), pp 194–208, 1999.
- [115] K. Theorell, H. F. Prechtel and J. E. Vos, " A polygraphic study of normal and abnormal newborn infants," *Neuropadiatrie*, 5(3), pp 279–317, 1974.
- [116] N. Fogelson, D. Williams, M. Tijssen, G. Van Bruggen, H. Speelman and P. Brown, "Different functional loops between cerebral cortex and the subthalamic area in parkinson's disease," *Cereb Cortex*, 16(1), pp 64–75, 2006.
- [117] R. G. Bickford, "Electroencephalography. *Surg Gynecol Obstet*," 92(1), pp 115–117, 1951.
- [118] G. Pfurtscheller and A. Aranibar, "Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 42(6), pp 817–826, 1977.
- [119] J. Ginter, K. J. Blinowska, M. Kaminski and P. J. Durka, "Phase and amplitude analysis in time-frequency space—application to voluntary finger movement," *J Neurosci Methods*, 110(1-2), pp 113–124, 2001.
- [120] P. J. Durka, D. Ircha, C. Neuper and G. Pfurtscheller, "Time-frequency microstructure of event-related electro-encephalogram desynchronisation and synchronization," *Med Biol Eng Comput*, 39(3), pp 315–321, 2001.
- [121] G. R. Müller, C. Neuper, R. Rupp, C. Keinrath, H. J. Gerner and G. Pfurtscheller, "Event-related beta EEG changes during wrist movements induced by functional electrical stimulation of forearm muscles in man," *Neurosci Lett*, 340(2), pp 143–147, 2003.
- [122] M. Le Van Quyen, J. Foucher, J. Lachaux, E. Rodriguez, A. Lutz, J. Martinerie and F. J. Varela, "Comparison of hilbert transform and wavelet methods for the analysis of neuronal synchrony," *J Neurosci Methods*, 111(2), pp 83–98, 2001.

- [123] U. Ellfolk, M. Karrasch, M. Laine, M. Pesonen and C. M. Krause, "Eventrelated desynchronization/synchronization during an auditory-verbal working memory task in mild parkinson's disease," *Clin Neurophysiol*, 117(8), pp 1737–1745, 2006.
- [124] C. Tallon-Baudry, O. Bertrand, C. Delpuech and J. Pernier, "Stimulus specificity of phase-locked and non-phase-locked 40 Hz visual responses in human," *J Neurosci*, 16(13), pp 4240–4249, 1996.
- [125] E. Rodriguez, N. George, J. P. Lachaux, J. Martinerie, B. Renault and F. J. Varela, "Perception's shadow : long-distance synchronization of human brain activity," *Nature*, 397(6718), pp 430–433, 1999.
- [126] O. Jensen, R. Hari and K. Kaila, "Visually evoked gamma responses in the human brain are enhanced during voluntary hyperventilation," *Neuroimage*, 15(3), pp 575–586, 2002.
- [127] Willard L. Brigner, "Visual image analysis by square wavelets : empirical evidence supporting a theoretical agreement between wavelet analysis and receptive field organization of visual cortical neurons," *Percept Mot Skills*, 97(2), pp 407–423, 2003.
- [128] L. H. Zetterberg, "Recent advances in EEG data processing," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl*, 34, pp 19–36, 1978.
- [129] G. Dumermuth and L. Molinari, "Spectral analysis of the EEG. Some fundamentals revisited and some open problems" *Neuropsychobiology*, 17(1-2), pp 85–99, 1987.
- [130] K. J. Blinowska, P. J. Franaszczuk and P. Mitraszewski, "A new method of presentation of the average spectral properties of the EEG time series," *Int J Biomed Comput*, 22(2), pp 97–106, 1988.
- [131] A. Subasi, "Application of classical and model-based spectral methods to describe the state of alertness in EEG," *J Med Syst*, 29(5), pp 473–486, 2005.
- [132] F. Vaz, P. G. De Oliveira and J. C. Principe, "A study on the best order for autoregressive EEG modelling," *Int J Biomed Comput*, 20(1-2), pp 41–50, 1987.
- [133] N. Amir and I. Gath, "Segmentation of EEG during sleep using time-varying autoregressive modeling," *Biol Cybern*, 61(6), pp 447–455, 1989.
- [134] H. M. Praetorius, G. Bodenstein and O. D. Creutzfeldt, "Adaptive segmentation of EEG records: a new approach to automatic EEG analysis," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 42(1), pp 84–94, 1977.
- [135] W. J. Freeman, "Simulation of chaotic EEG patterns with a dynamic model of the olfactory system," *Biol Cybern*, 56(2-3), pp 139–150, 1987.

- [136] F. Lopes da Silva, "Neural mechanisms underlying brain waves: from neural membranes to networks," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 79(2), pp 81–93, 1991.
- [137] P. L. Nunez and R. Srinivasan, "Implications of recording strategy for estimates of neocortical dynamics with electroencephalography," *Chaos*, 3(2), pp 257–266, 1993.
- [138] B. H. Jansen, "Nonlinear dynamics and quantitative EEG analysis," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl*, 45, pp 39–56, 1996.
- [139] W. J. Freeman, "Evidence from human scalp electroencephalograms of global chaotic itinerancy," *Chaos*, 13(3), pp 1067–1077, 2003.
- [140] B. H. Jansen, "Quantitative analysis of electroencephalograms: is there chaos in the future?," *Int J Biomed Comput*, 27(2), pp 95–123, 1991.
- [141] F. H. Lopes da Silva, J. P. Pijn and W. J. Wadman, "Dynamics of local neuronal networks: control parameters and state bifurcations in epileptogenesis," *Prog Brain Res*, 102, pp 359–370, 1994.
- [142] C. Silva, I. R. Pimentel, A. Andrade, J. P. Foreid and E. Ducla-Soares, "Correlation dimension maps of EEG from epileptic absences," *Brain Topogr*, 11(3), pp 201–209, 1999.
- [143] B. Doyon, "On the existence and the role of chaotic processes in the nervous system," *Acta Biotheor*, 40(2-3), pp 113–119, 1992.
- [144] C. J. Stam, "Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: review of an emerging field," *Clin Neurophysiol*, 116(10), pp 2266–2301, 2005.
- [145] H. M. Praetorius, G. Bodenstein and O. D. Creutzfeldt, "Adaptive segmentation of eeg records: a new approach to automatic EEG analysis," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 42(1), pp 84–94, 1977.
- [146] Y. Grenier, "Time-dependent ARMA modeling of nonstationary signals," *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 31 (4), pp 899–911, 1983.
- [147] Akay M., "Time frequency and wavelets in biomedical signal processing," IEEE Press, New York, 1998.
- [148] Rangayyan RM., "Biomedical signal analysis: a case-study approach," Wiley, New York, pp 277–444, 2002.
- [149] Kay SM., "Modern spectral estimation: theory and application," Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1998.
- [150] Manolakis DG, Ingle VK, Kogan SM, "Statistical and adaptive signal processing," McGraw-Hill, New York, pp 195– 260, 445–498, 2000.

- [151] Proakis J, Rader C, Ling F, Nikias C, Moonen M, Proudler I., "Algorithms for statistical signal processing," Prentice-Hall, Englewood Cliffs, pp 432–503, 2002.
- [152] M. Barlett, "Smoothing periodograms from time series with continuous spectra," *Nature (London)*, vol. 161, no. 8, pp. 686–687, 1948.
- [153] P. Welch, "The use of fast fourier transform for estimation of power spectra: a method based on time averaging over short modified periodograms," *IEEE Trans. Audio Electroacust.*, vol. 12, pp. 70–73, 1967
- [154] R. Blackman and J. ukey, "The Measurement of Power Spectra," New York: Dover, 1958.
- [155] D. G. Manolakis, V. K. Ingle, and S. M. Kogon, "Statistical and Adaptive Signal Processing. Spectral Estimation," *Signal Modeling, Adaptive Filtering and Array Processing*. New York: McGraw-Hill, 2000.
- [156] Mallat S., "A wavelet tour of signal processing," Academic Press, San Diego, pp 76–87, 1998.
- [157] Qian S., "Introduction to time frequency and wavelet transforms," Prentice-Hall, Englewood Cliffs, pp 99–146, 2002.
- [158] Mika P. Tarvainen , Perttu O. Ranta-aho , Pasi A. Karjalainen, "Time-Varying ARMA modeling of Nonstationary EEG using Kalman Smoother Algorithm," *FINSIG 01*, pp 24-31, 2001.
- [159] Kitagawa G., "Changing spectrum estimation," *J Sound Vib*89 (4), pp 433–445, 1983.
- [160] Kitagawa G, Gersch W., "A smoothness priors time-varying AR coefficient modeling of nonstationary covariance time series," *IEEE Trans Automat Contr* 30 (1), pp 48–56, 1985.
- [161] Oikonomou, V.P., Tzallas, A.T. and Fotiadis, D.I., "A Kalman filter based methodology for EEG spike enhancement," *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 85(2), pp 101-108, 2007.
- [162] Georgiadis, S.D., Ranta-aho, P.O., Tarvainen, M.R. and Karjalainen, P.A., "Single-trial dynamical estimation of event-related potentials: A Kalman filter-based approach," *IEEE Trans Biomed Eng* 52(8), pp 1397-1406, 2005.
- [163] Zou Rui, Hengliang Wang, and Ki H. Chon, "A robust time-varying identification algorithm using basis functions," *Annals of biomedical engineering* 31.7 , pp 840-853, 2003.

- [164] K. H. Chon, H. Zhao, R. Zou, and K. Ju, "Multiple time-varying dynamics analysis using multiple sets of basis functions," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 52 (5), pp 956-960, 2005.
- [165] Zhao, H., Cupples, W. A., Ju, K. H., and Chon, K. H., "Time-varying causal coherence function and its application to renal blood pressure and blood flow data," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 54(12), pp 2142-2150, 2007.
- [166] Ram Bilas Pachori, "Discrimination between ictal and seizure-free EEG signals using empirical mode decomposition," *Research Letters in Signal Processing*, vol. 2008, Article ID 293056, 5 pages, 2008.
- [167] D.Aboutajdine, M Najim and M. Ouadou, "Time varying parameter estimation: comparaison of two classes of methods," *Signal Processing III: Theories and applications*, pp 361-364, 1986.
- [168] Li, Y., Wei, H. L., Billings, S. A., and Sarrigiannis, P. G., " Time-varying model identification for time–frequency feature extraction from EEG data," *Journal of neuroscience methods*, 196(1), pp 151-158, 2011.
- [169] Wei, H. L., Billings, S. A., and Liu, J. J., "Time-varying parametric modelling and time-dependent spectral characterisation with applications to EEG signals using multiwavelets," *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 9(3), pp 215-224, 2010.
- [170] Pachori, R. B. and Sircar, P., "EEG signal analysis using FB expansion and second-order linear TVAR process," *Signal Processing*, 88(2), pp 415-420, 2008.
- [171] Makeig, S., Debener, S., Onton, J. and Delorme, A., "Mining event-related brain dynamics," *Trends in cognitive sciences* 8, pp 204–210, .2004
- [172] Grandchamp, R. and Delorme, A., "Single-trial normalization for event-related spectral decomposition reduces sensitivity to noisy trials," *Frontiers in Psychology* 2, 2011.
- [173] Pfurtscheller, G. and Lopes da Silva, F., "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles," *Clinical neurophysiology* 110, pp 1842–1857, 1999.
- [174] A.Ouelli, B.Elhadadi, H.Aissaoui, and B.Bouikhalene, "AR Modeling for Automatic Cardiac Arrhythmia Diagnosis Using QDF Based Algorithm," *IJARCSSE*, 2(5), pp 493-499, 2012.
- [175] A.Ouelli, B.Elhadadi, H.Aissaoui, and B.Bouikhalene, "AR Modeling for Cardiac Arrhythmia Classification using MLP Neural Networks," *International Journal of Computer Applications*, 47(24), pp 44-51, 2012.

- [176] A.Ouelli, B.Elhadadi, H.Aissaoui, and B.Bouikhalene, "Multivariate Autoregressive Modeling for Cardiac Arrhythmia Classification using Multilayer Perceptron Neural Networks," International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS), pp 402-406, 2014.

ANNEXES

Annexe A : Interface graphique associée au système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques

En vue de bien illustrer les travaux qu'on a réalisés dans cette thèse, on a conçu les interfaces graphiques présentées ci-dessous et qui regroupent d'une manière probante ainsi significative toutes les sortes des systèmes de traitement, d'analyse, et de classification qu'on a mis en action.

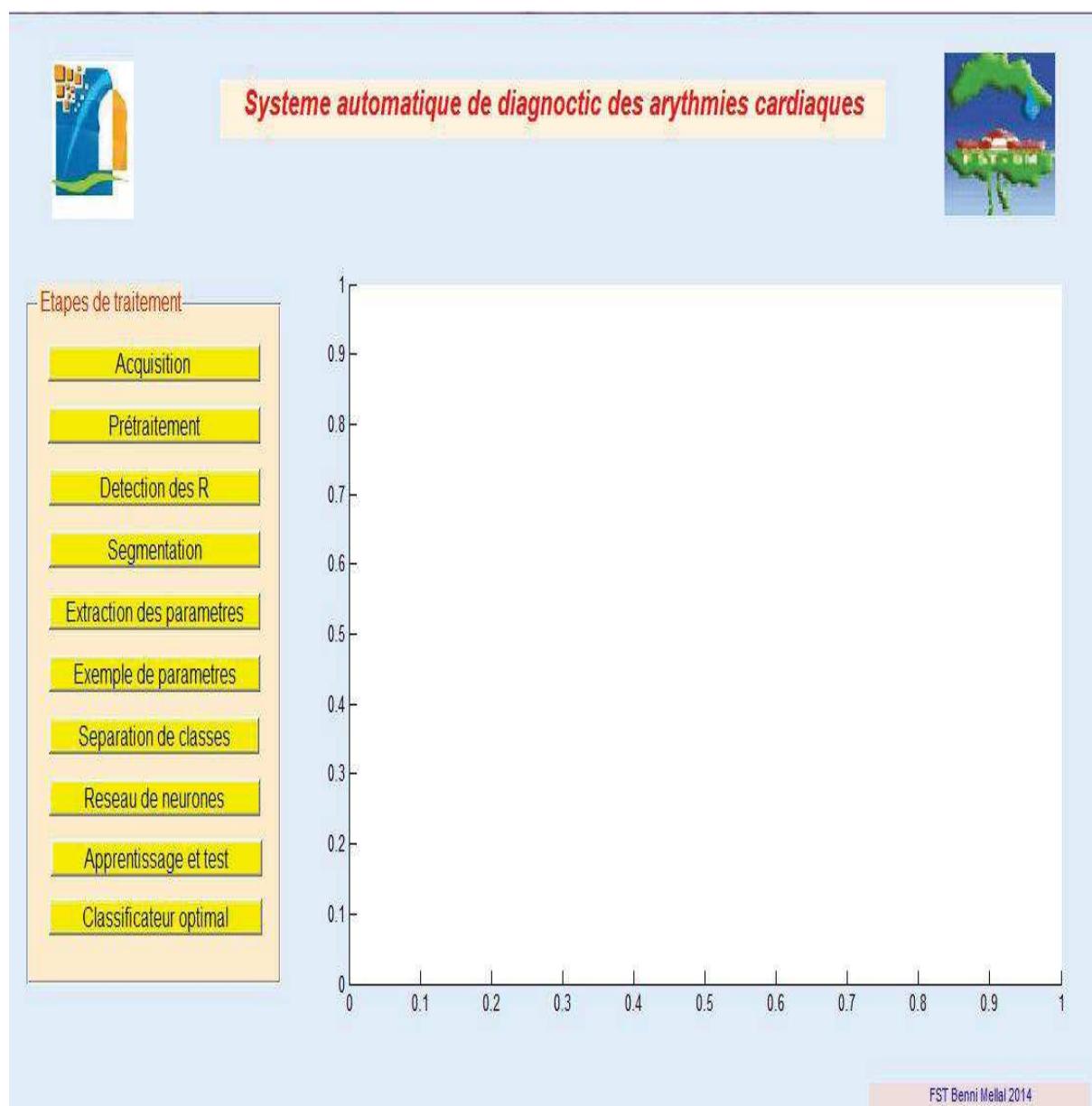


Figure A-1 : Interface de la page d'accueil du système de diagnostic automatique des arythmies cardiaques.

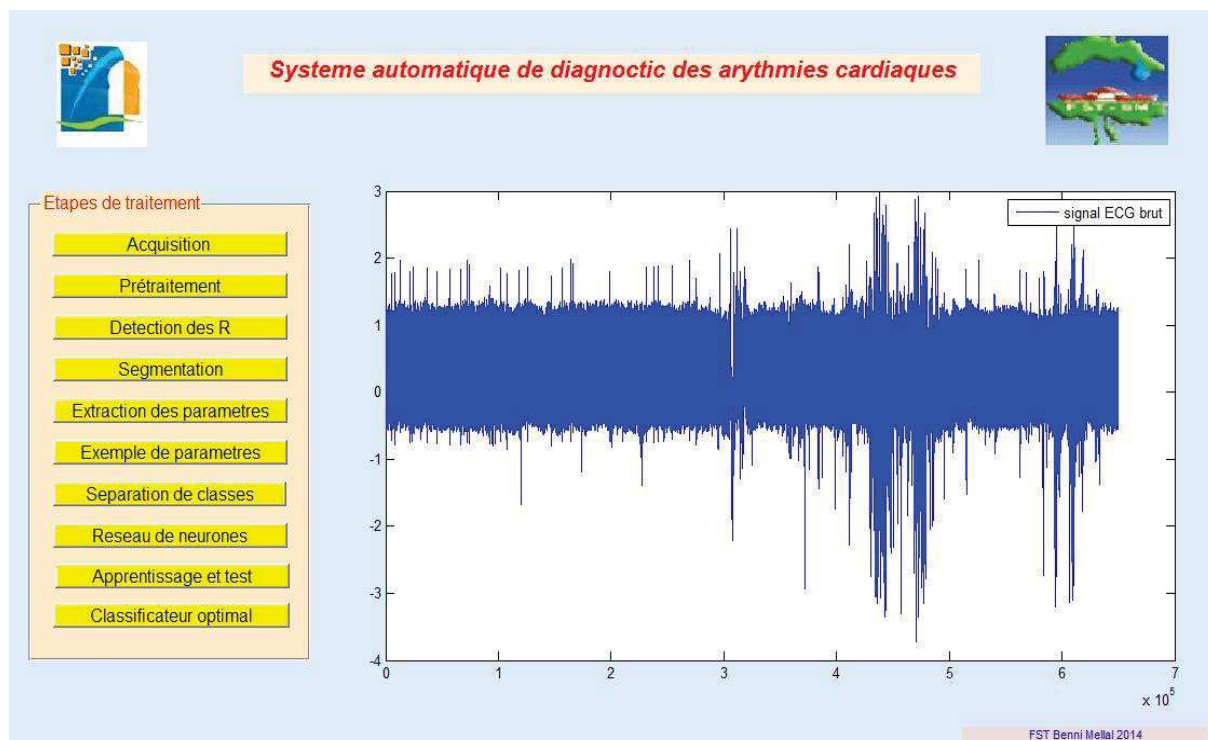


Figure A-2 : Interface graphique mise en place pour l'acquisition du signal ECG (un enregistrement de 30 min).

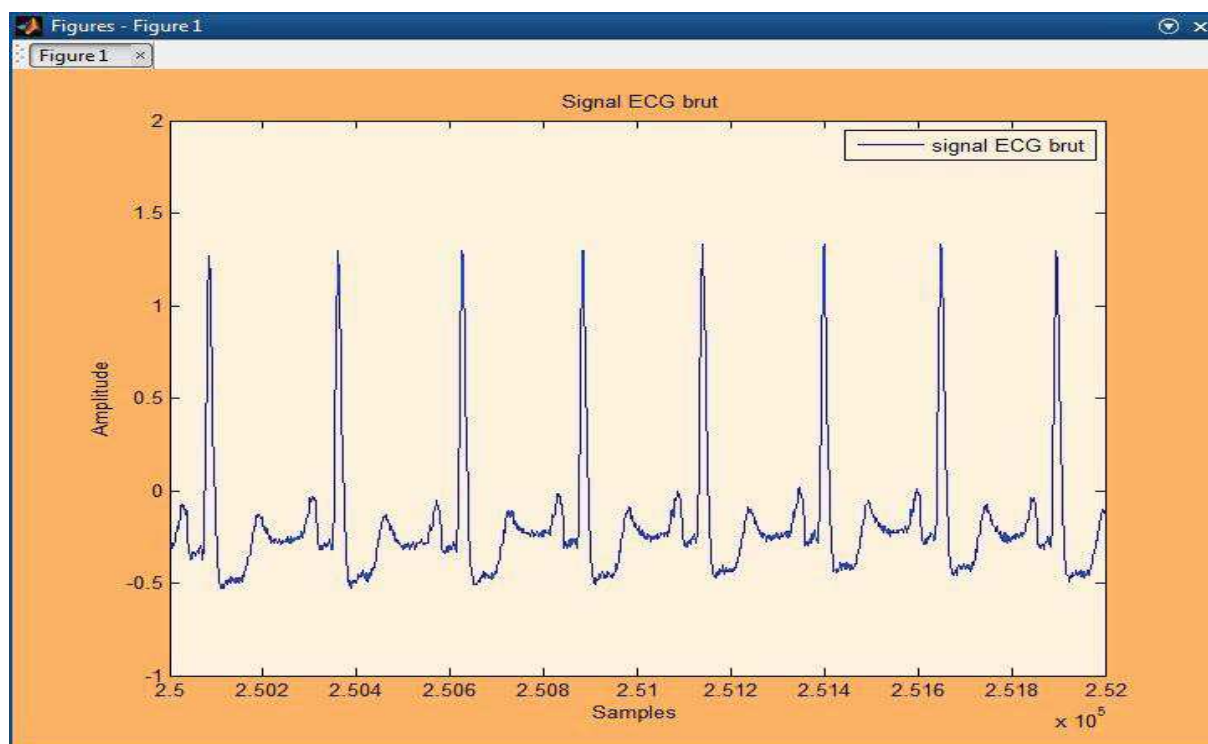


Figure A-3 : Aperçu agrandi de l'interface graphique mise en place pour l'acquisition du signal ECG.

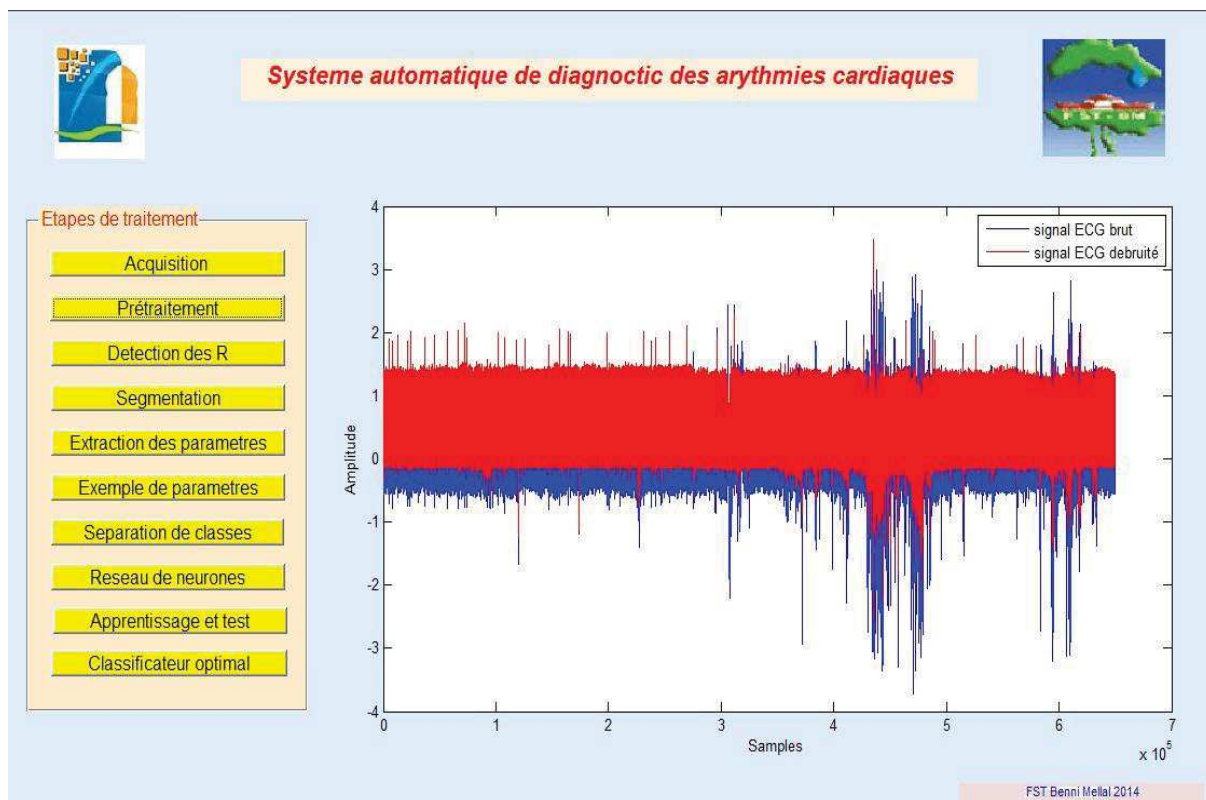


Figure A-4 : Interface graphique mise en place pour le prétraitement du signal ECG (un enregistrement de 30 min).

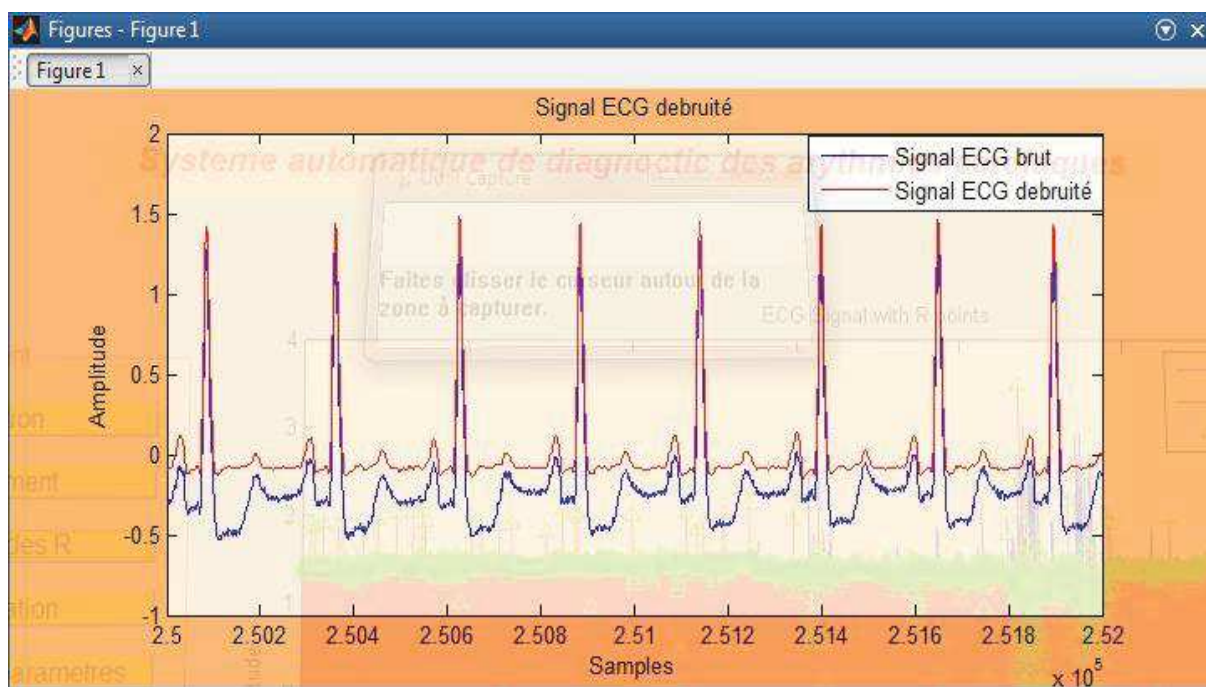


Figure A-5 : Aperçue agrandis de l'interface graphique mise en place pour le prétraitement du signal ECG.

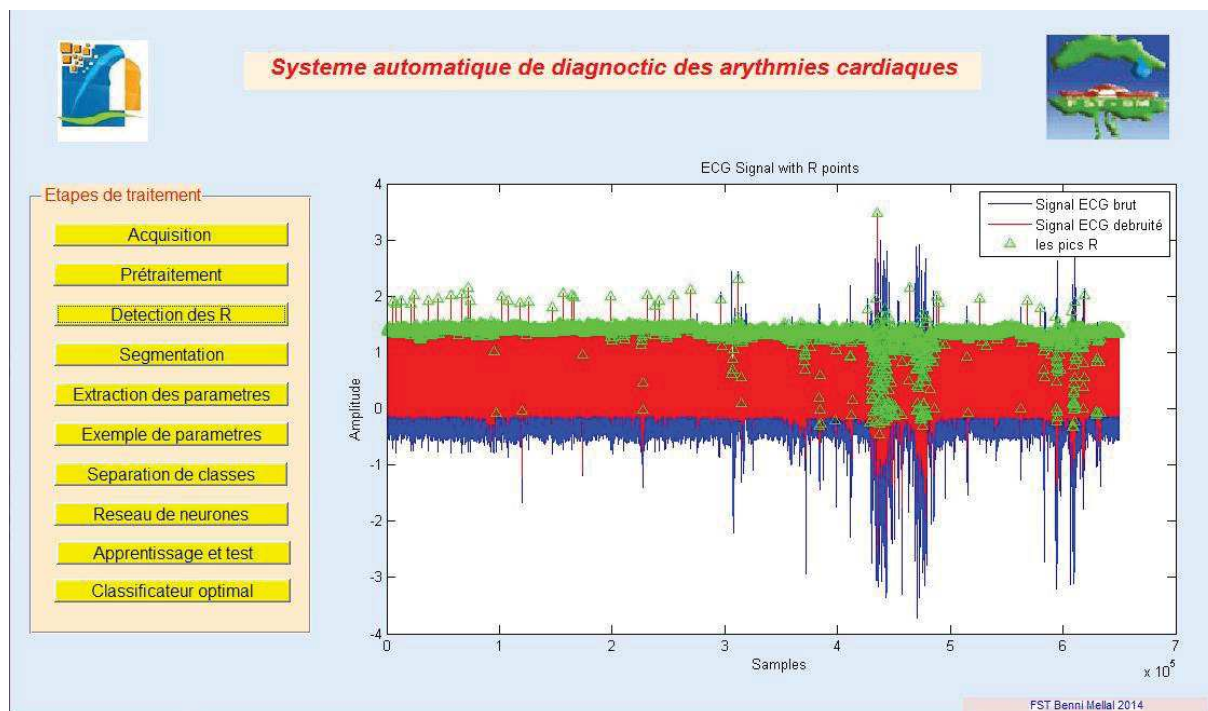


Figure A-6 : Interface graphique mise en place pour la détection des pics R qui représentent les évènements les plus importantes dans les cycles cardiaques.

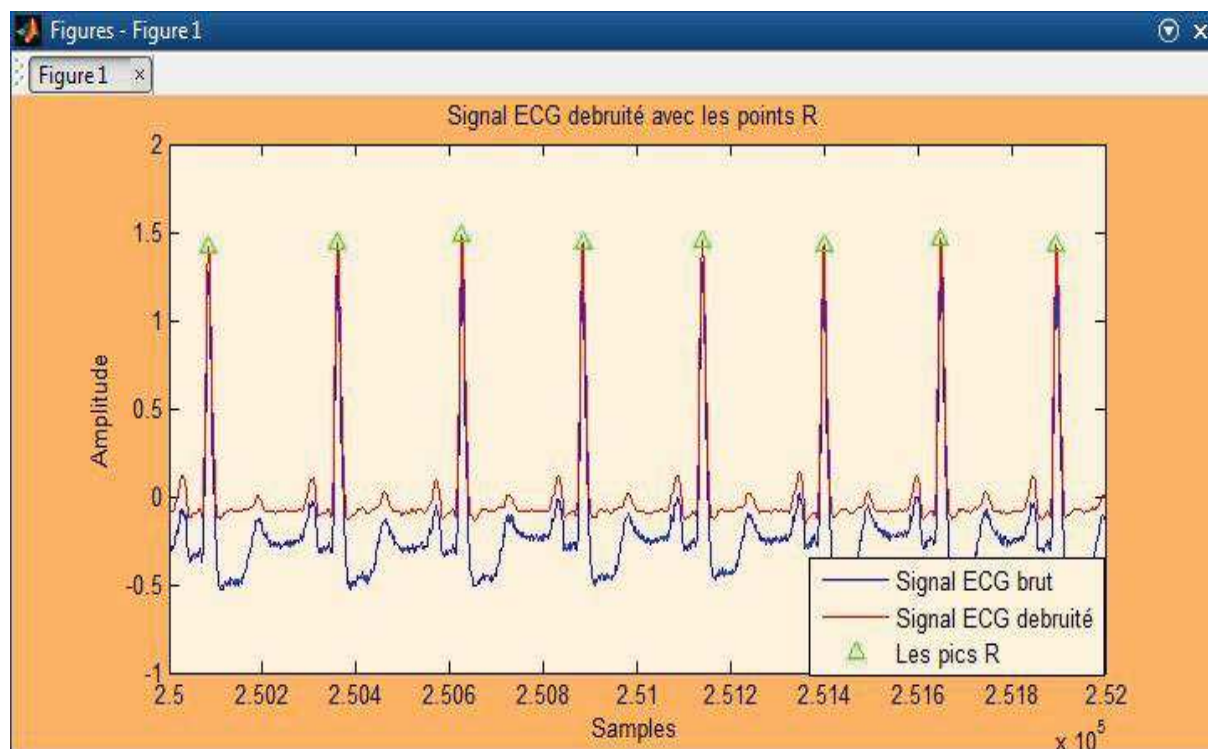


Figure A-7 : Aperçu agrandis de l'interface graphique mise en place pour la détection des pics R.

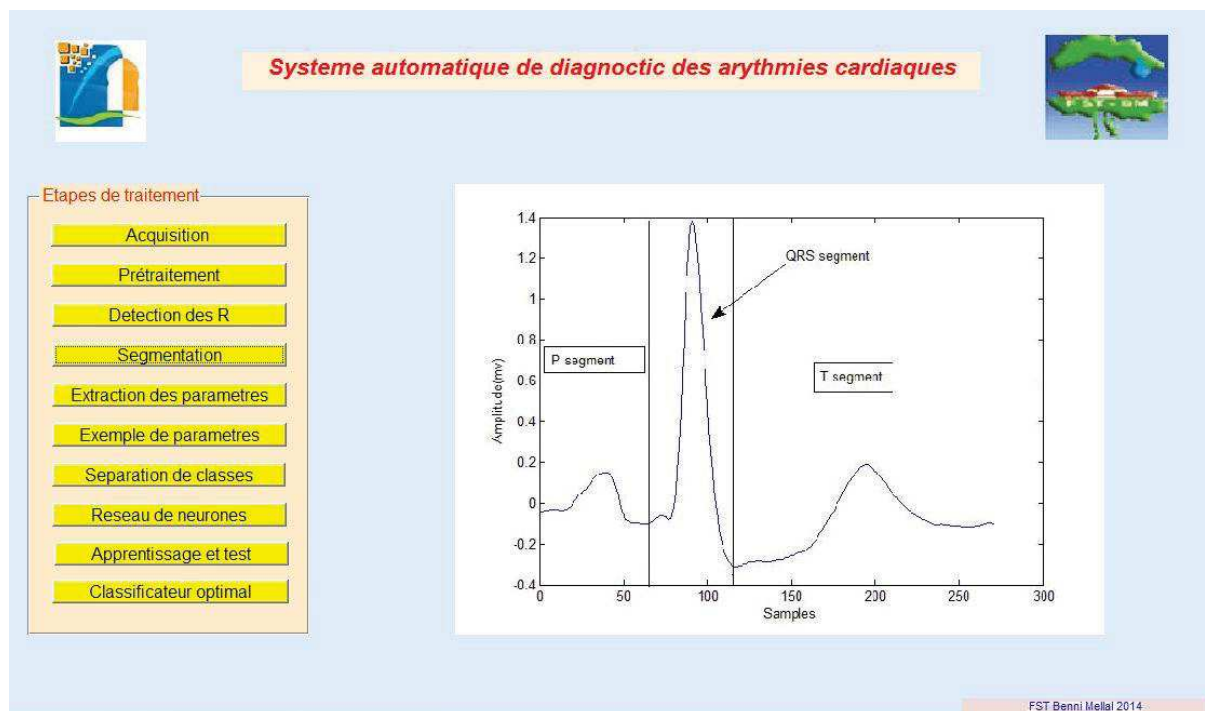


Figure A-8 : Interface graphique mise en place pour la segmentation des trois segments qui représentent les événements les plus importantes dans un cycle cardiaque (Ondes P, QRS, et T).

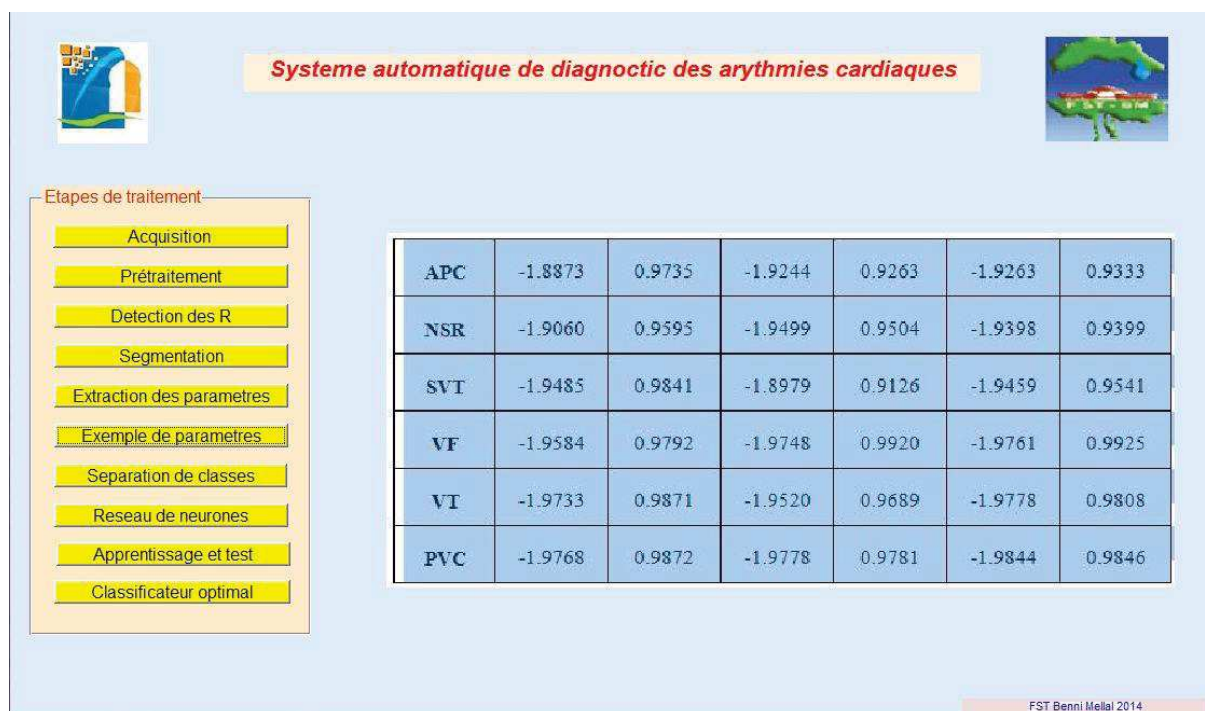


Figure A-9 : Interface graphique mise en place pour l'extraction des caractéristiques pertinentes pour la reconnaissance et la détection des arythmies cardiaques.

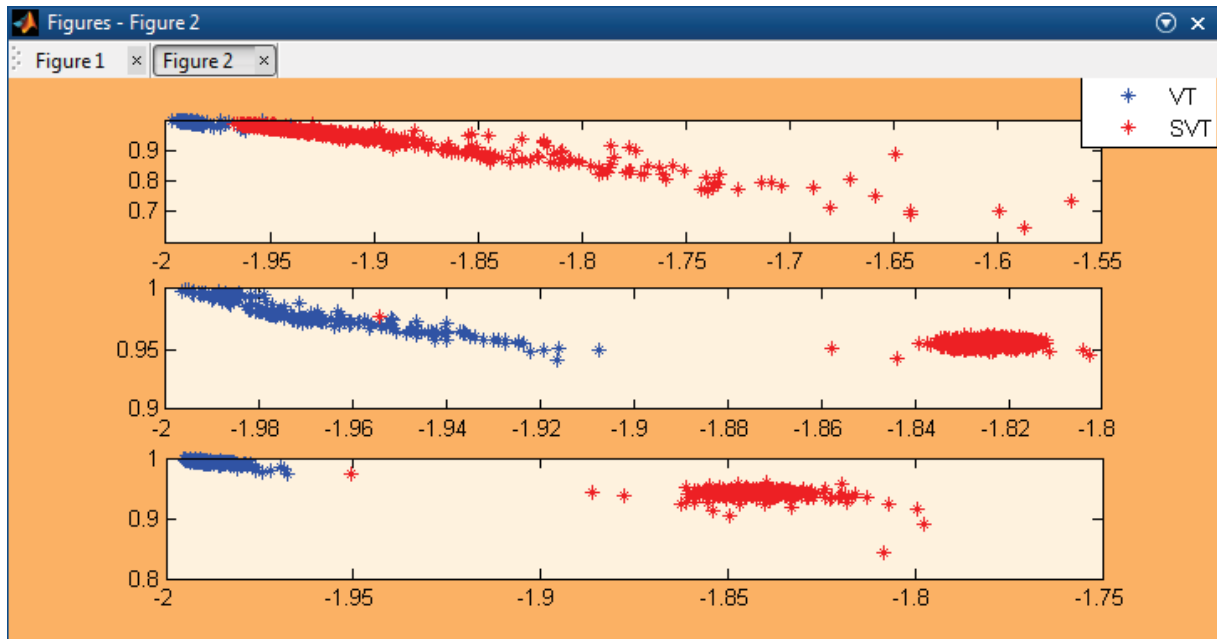


Figure A-10 : Séparation des deux classes (VT et SVT) en utilisant des caractéristiques extraites par la méthode proposée.

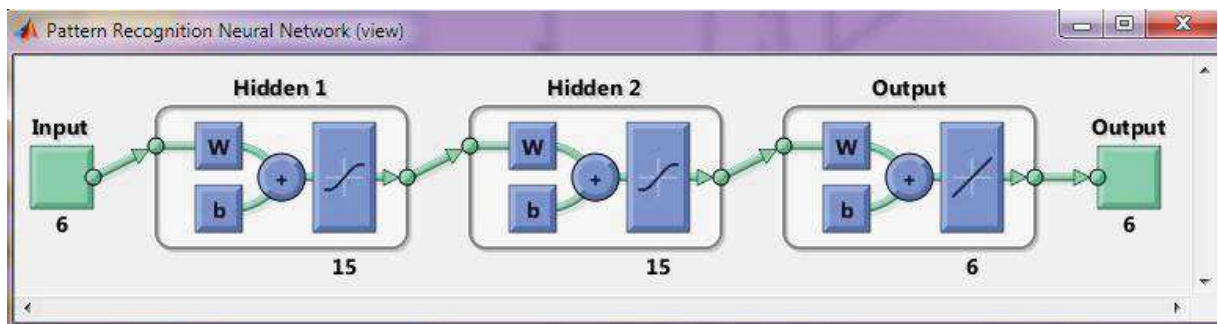


Figure A-11 : Schéma du réseau de neurones utilisé pour la classification finale des arythmies.

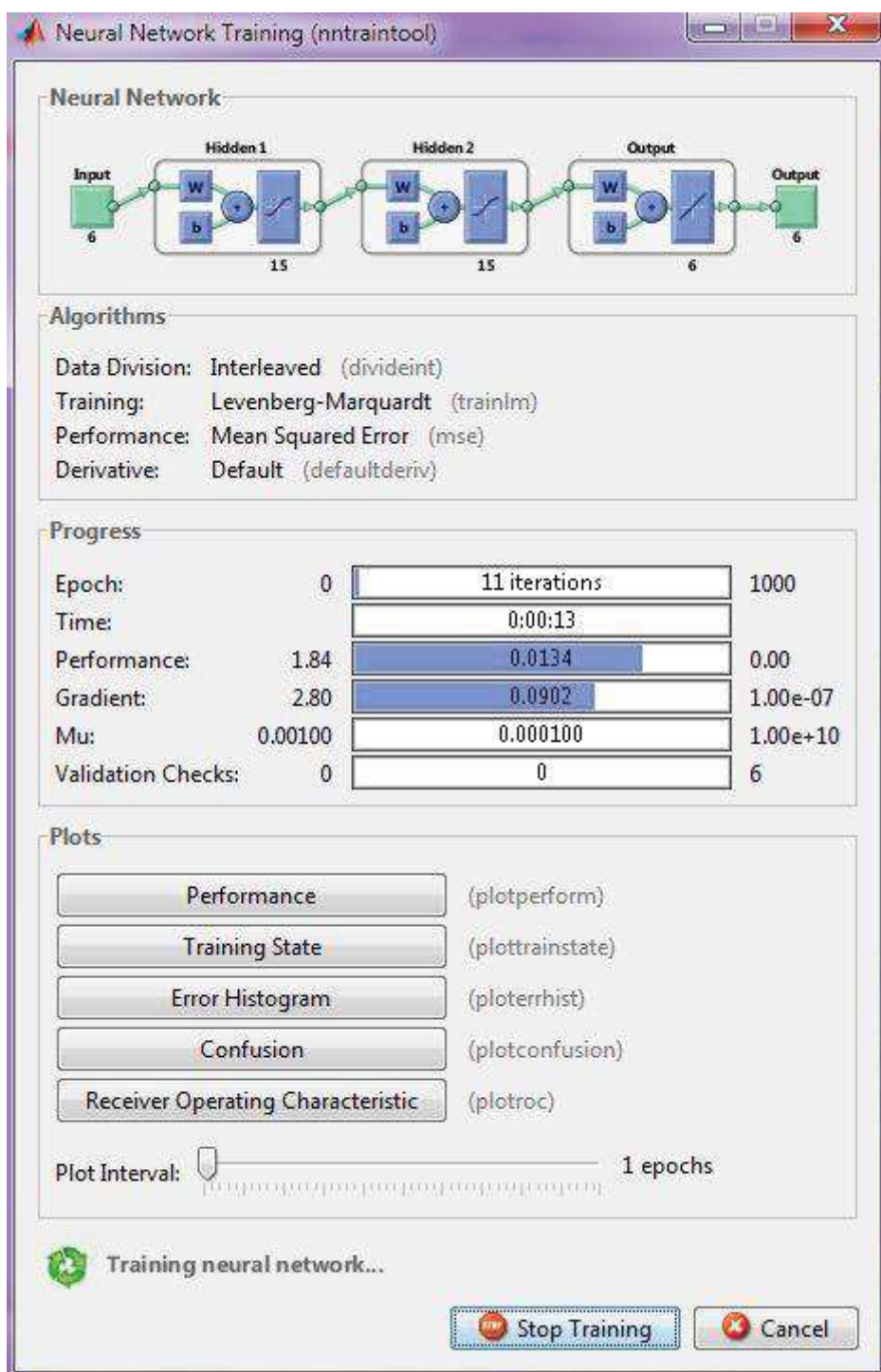


Figure A-12 : Etape d'apprentissage du réseau de neurones.

Confusion Matrix

Output Class	1	150 16.7%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.3% 0.7%
	2	0 0.0%	149 16.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	1 0.1%	149 16.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.3% 0.7%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	2 0.2%	0 0.0%	98.7% 1.3%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	148 16.4%	0 0.0%	100% 0.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	100% 0.0%
			100% 0.0%	99.3% 0.7%	99.3% 0.7%	100% 0.0%	98.7% 1.3%	100% 0.0%
		Target Class						
		1	2	3	4	5	6	

Figure A-13 : matrice de confusion pour les données de test

Annexe B : Interface graphique associée au traitement et analyse des signaux EEG.

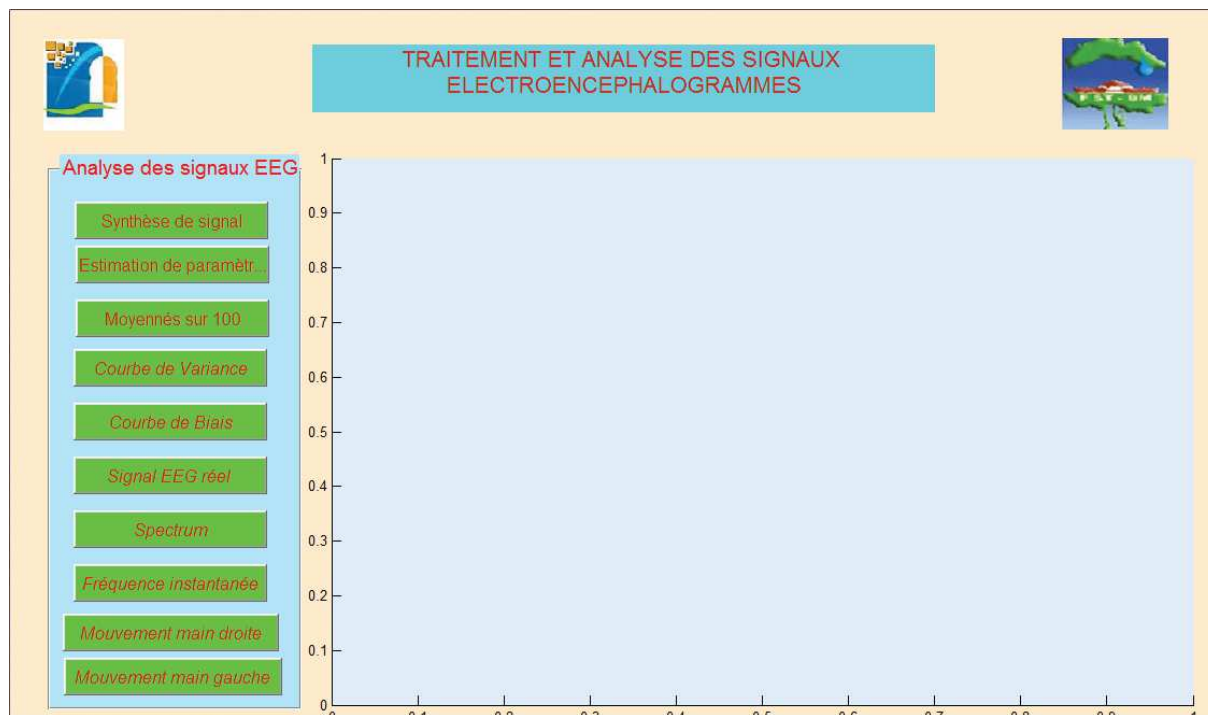


Figure A-14 : Page d'accueil de l'interface du système de traitement et d'analyse des signaux EEG.

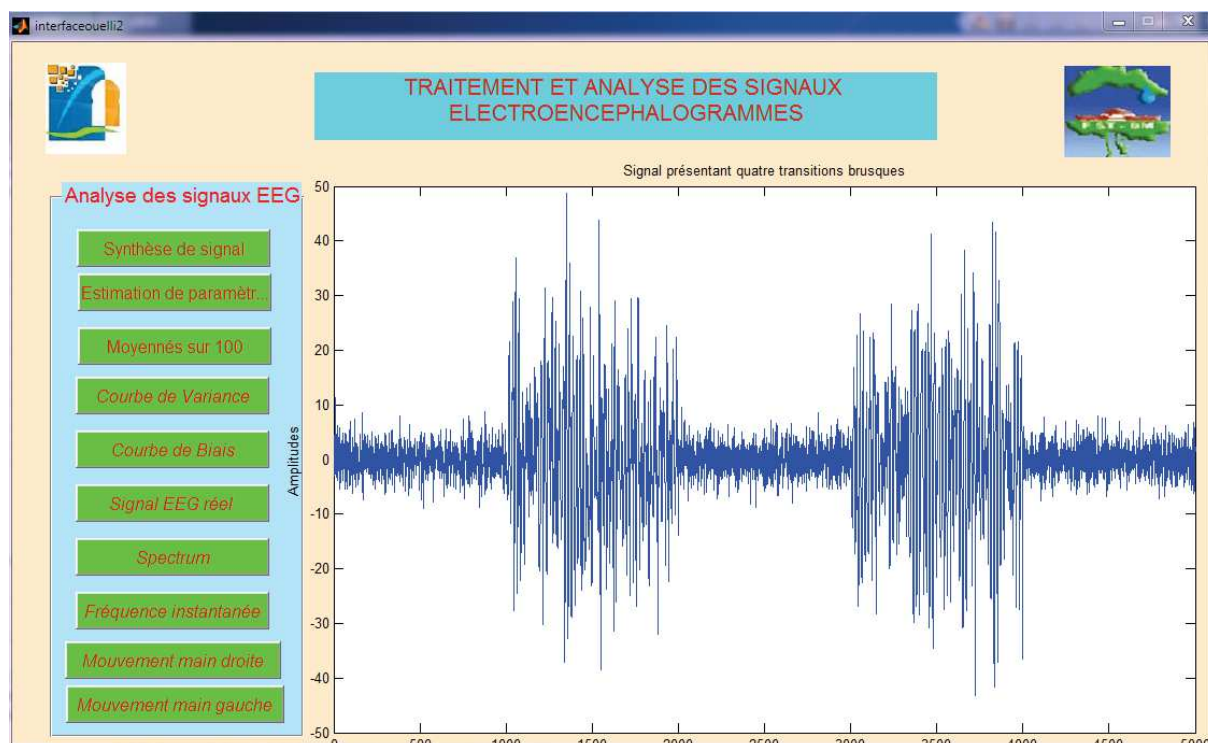


Figure A-15 : Synthèse d'un signal contenant quatre transitions rapides.



Figure A-16 : estimation des paramètres du signal synthétique par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.

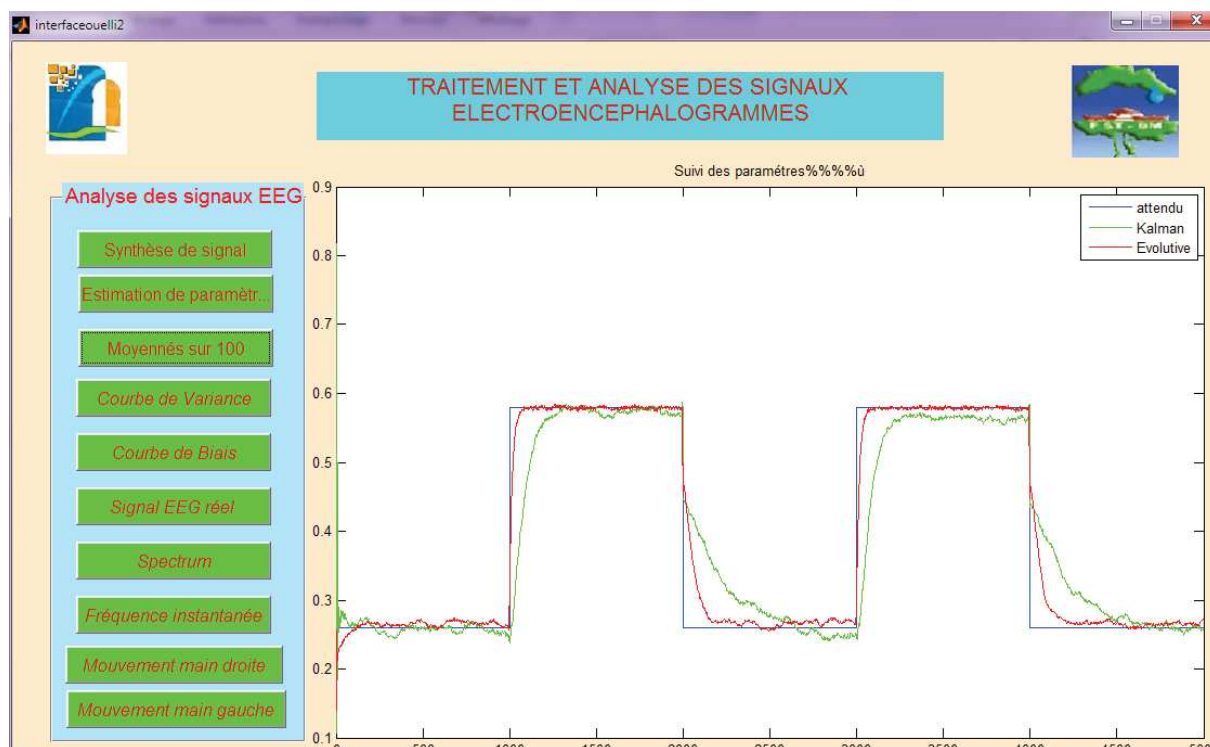


Figure A-17 : Estimation des paramètres des signaux synthétiques moyennée sur 100 réalisations par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.

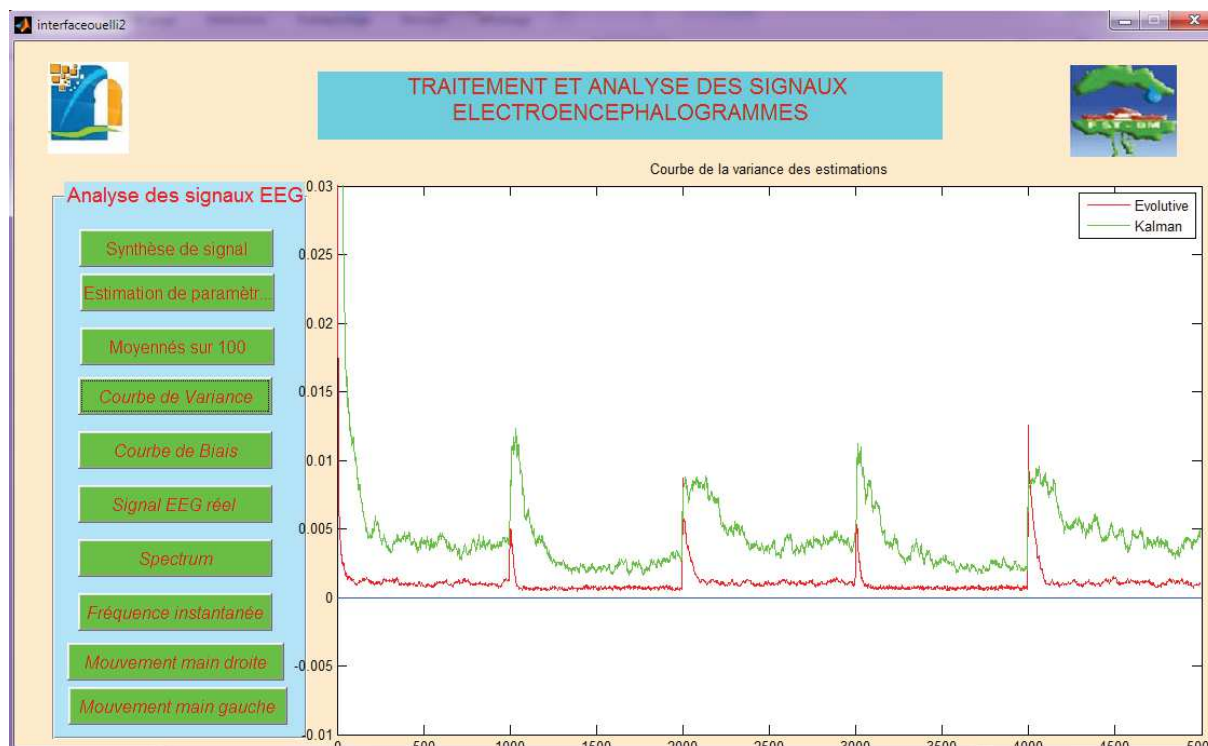


Figure A-18 : Variance des estimations des paramètres des signaux synthétiques moyennée sur 100 réalisations par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.

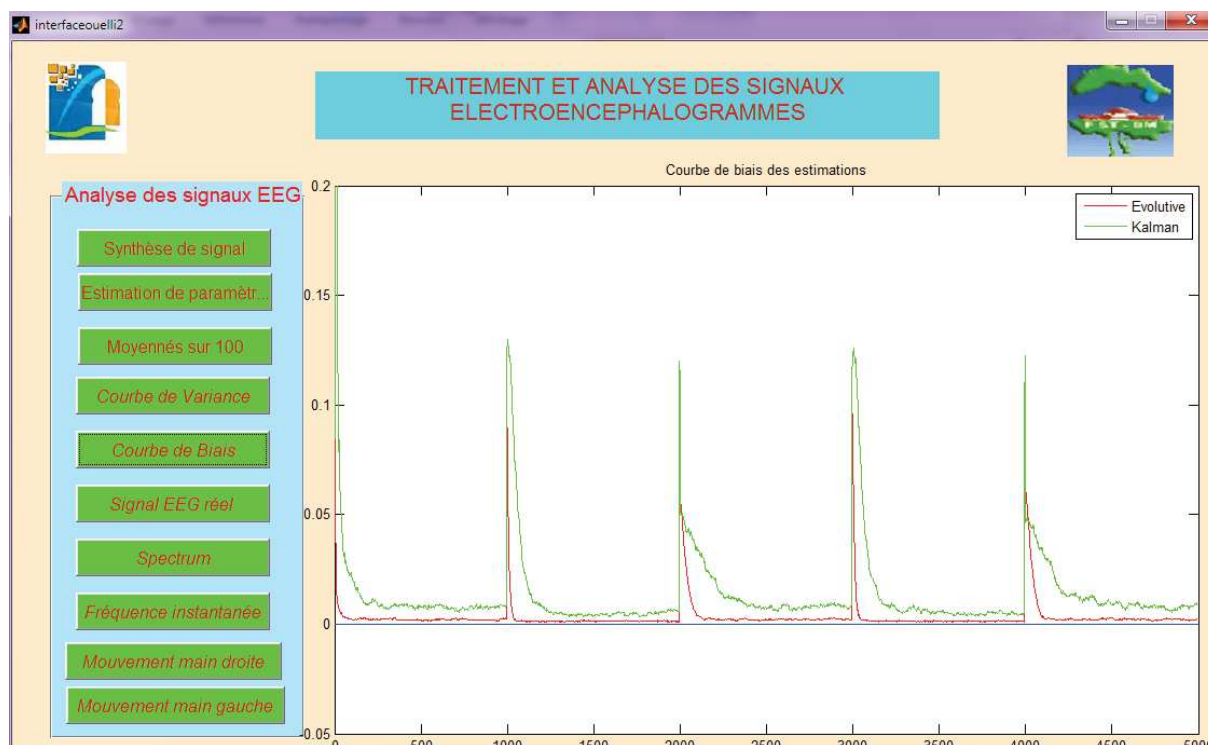


Figure A-19 : Biais des estimations des paramètres des signaux synthétiques moyennés sur 100 réalisations par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.

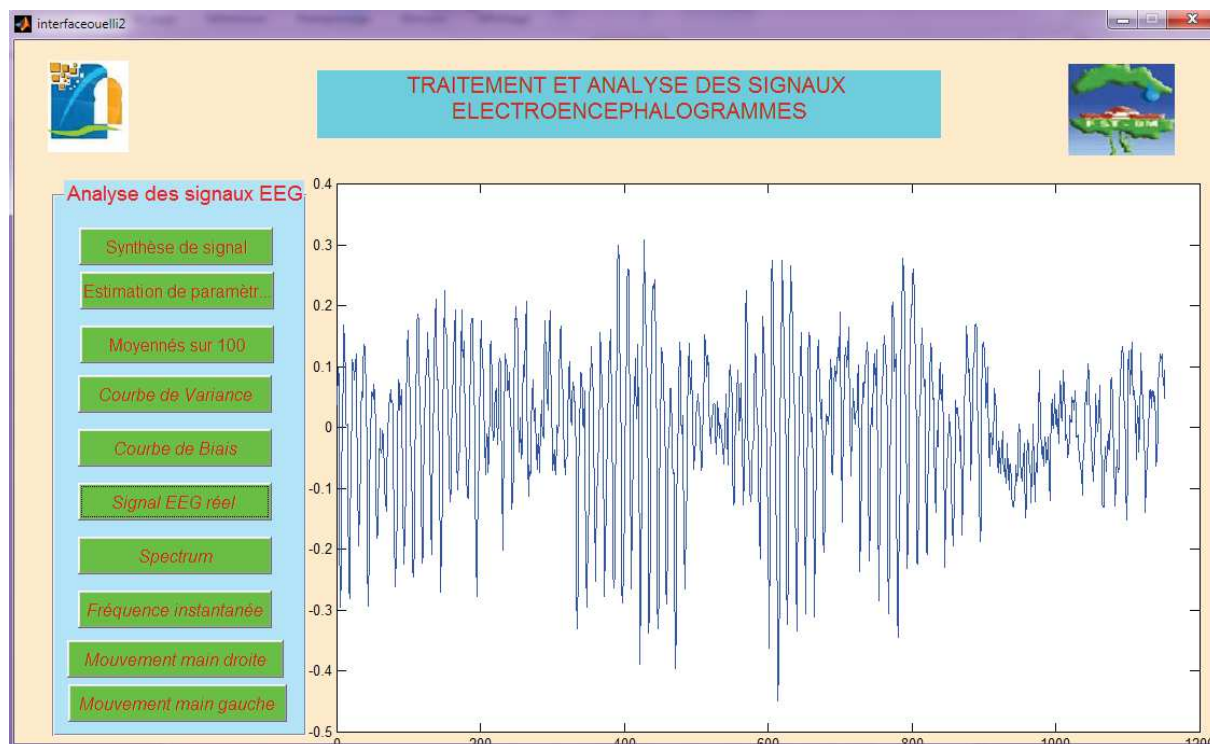


Figure A-20 : Signal EEG réel.

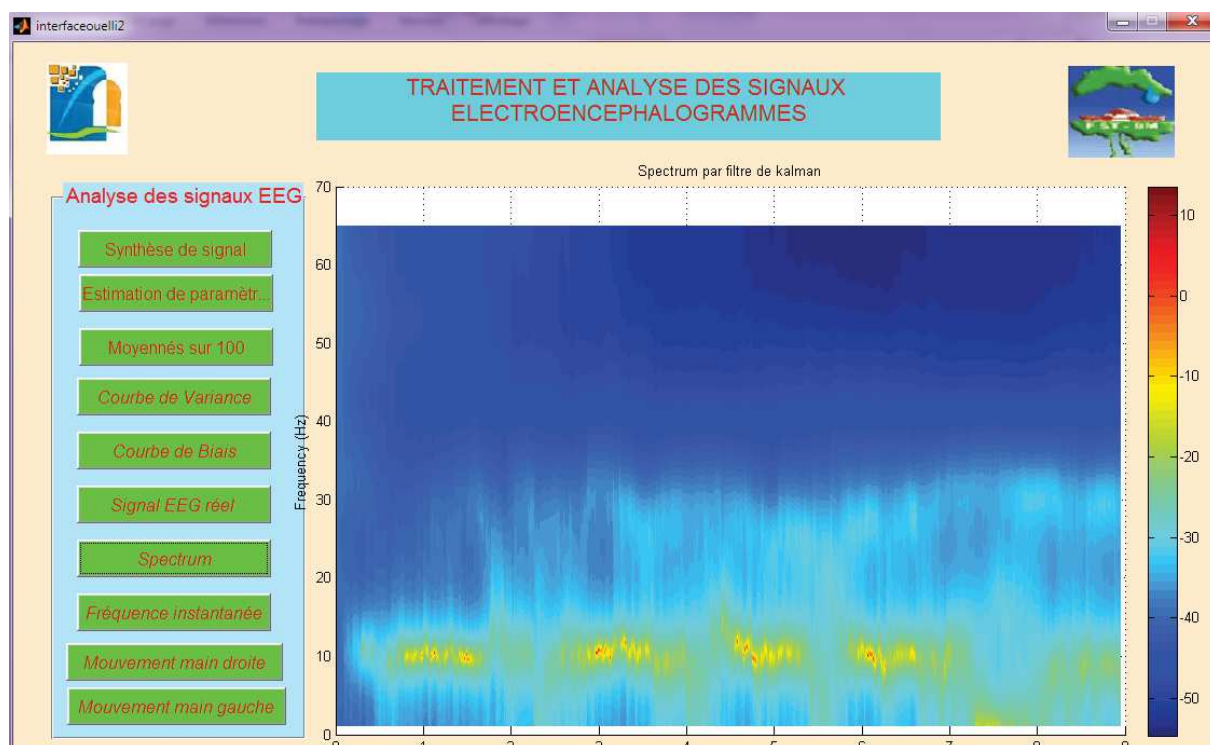


Figure A-21 : Spectre temps-fréquence du signal EEG calculé par le filtre de Kalman.

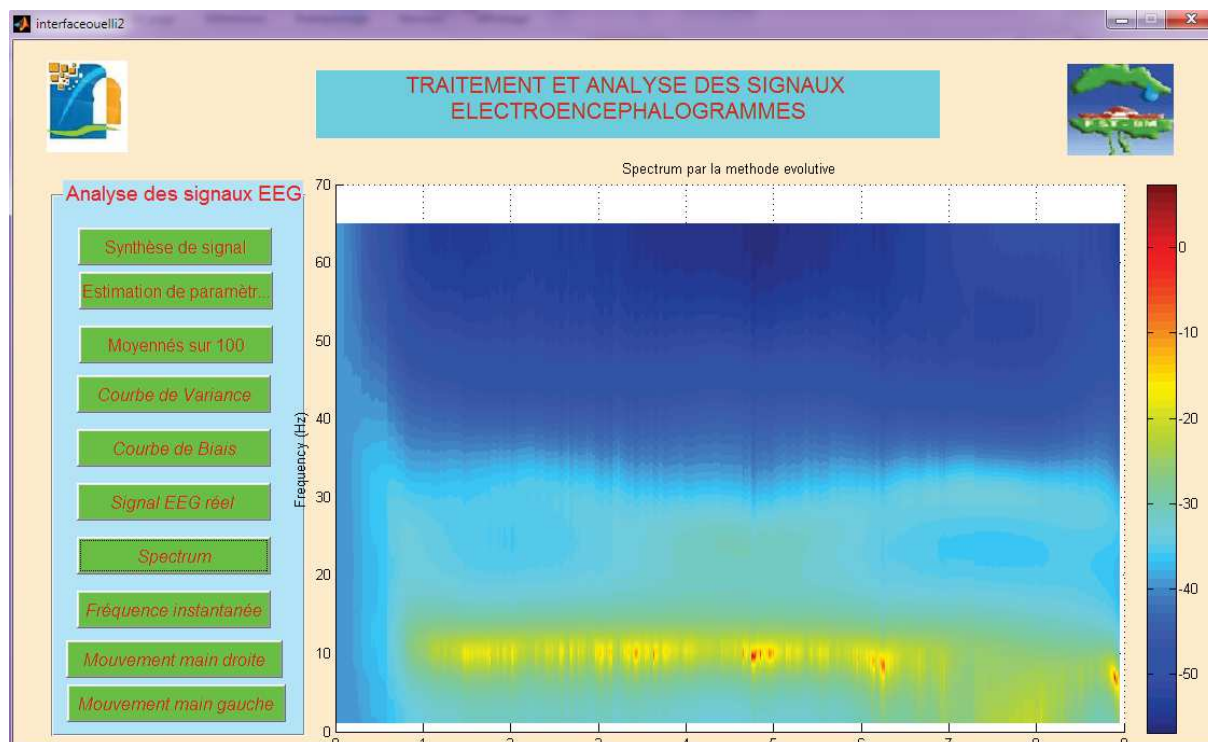


Figure A-22 : Spectre temps-fréquence du signal EEG calculé par la méthode proposée, le spectre est plus lisse.

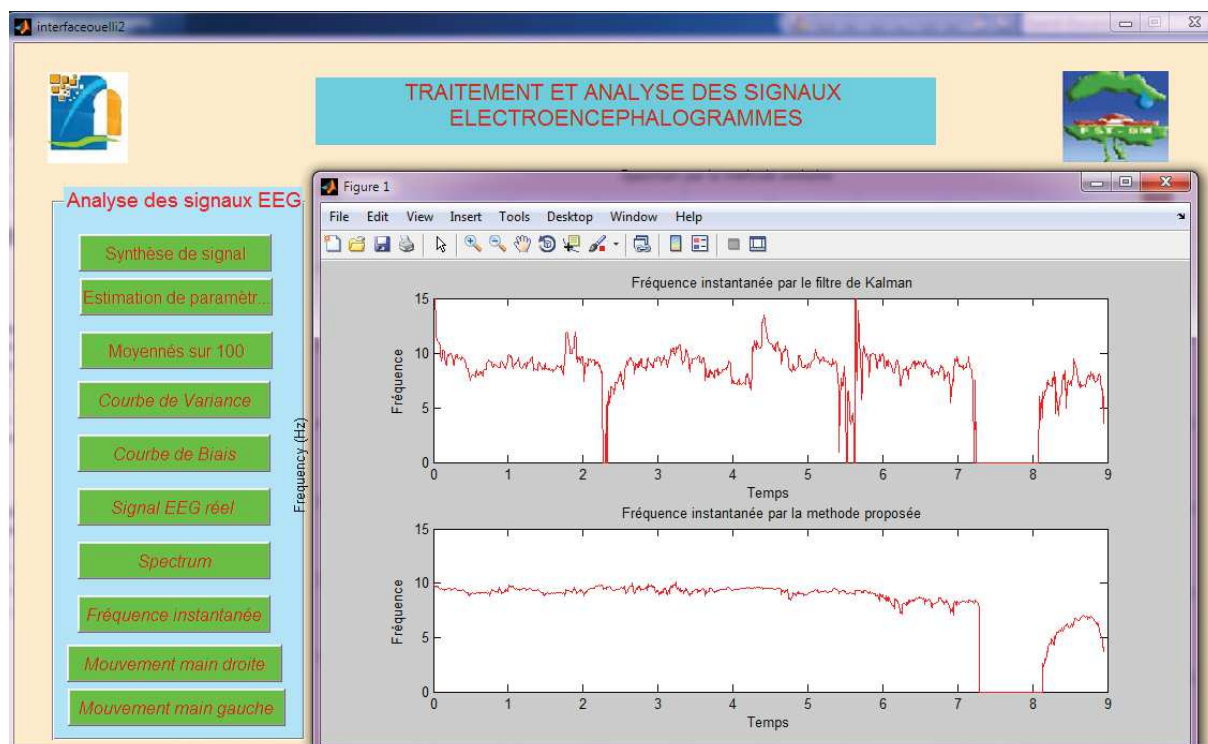


Figure A-23 : Fréquence instantanée estimée par le filtre de Kalman et par la méthode proposée.

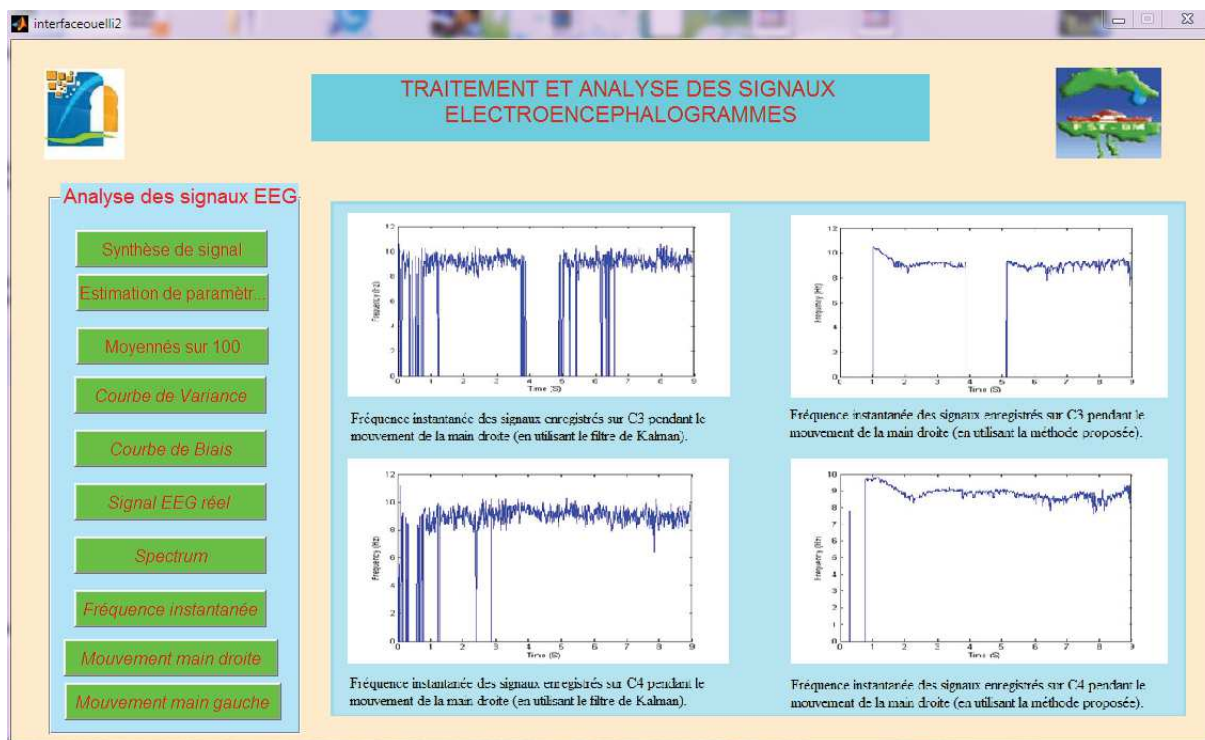


Figure A-24 : Fréquence instantanée estimée par le filtre de Kalman et par la méthode proposée pendant un mouvement de la main droite.

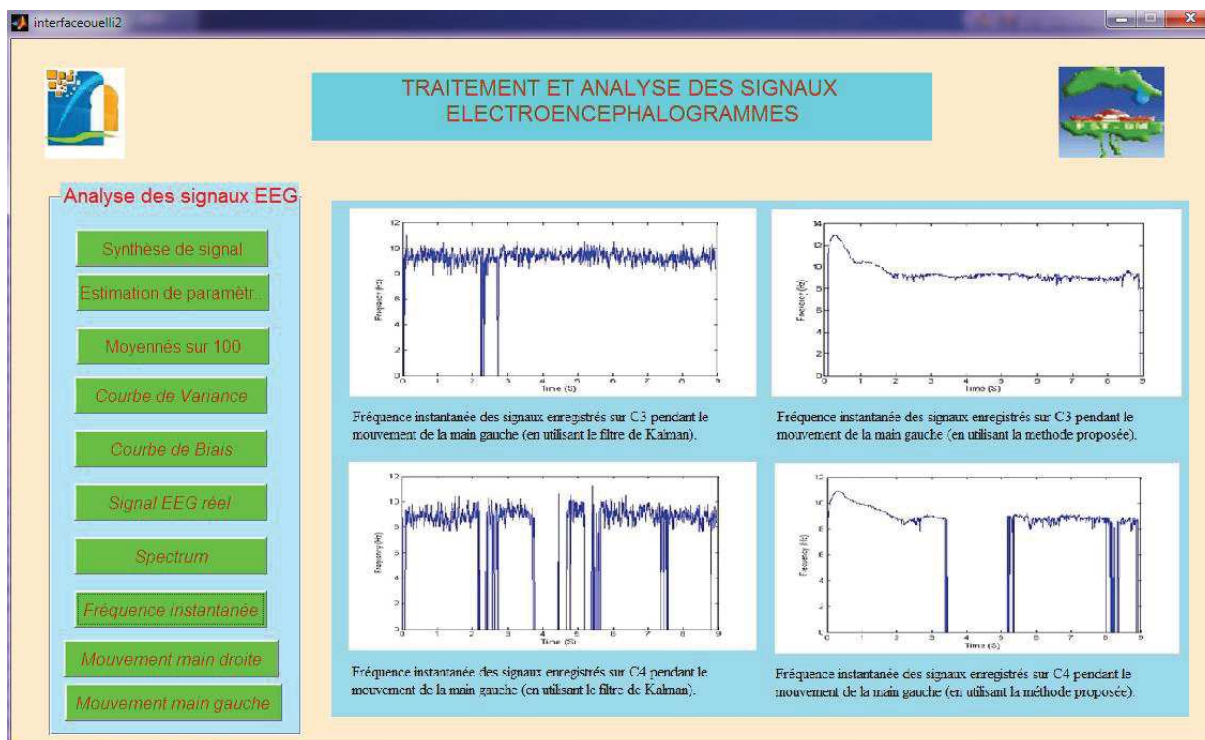


Figure A-25 : Fréquence instantanée estimée par le filtre de Kalman et par la méthode proposée pendant un mouvement de la main gauche.

Liste des publications et communications

1. Publications

- ✚ **Electrocardiogram Features Extraction and Classification for Arrhythmia Detection.**
 - Journal: Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology (JMEST).
 - Vol. 2 Issue 3, pp 461-464, March 2015.
 - Lien: <http://www.jmest.org/vol-2-issue-3-march-2015/>
- ✚ **AR Modeling for Cardiac Arrhythmia Classification using MLP Neural Networks.**
 - Journal: International Journal of Computer Applications (IJCA).
 - Vol. 47, No. 24, pp 44-51, June 2012.
 - Lien: <http://www.ijcaonline.org/archives/volume47/number24/7508-0638>
- ✚ **AR Modeling for Automatic Cardiac Arrhythmia Diagnosis using QDF Based Algorithm.**
 - International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering.
 - Vol. 2, issue 5, pp 493-499, May 2012.
 - Lien : http://www.ijarcse.com/docs/papers/May2012/Volum2_issue5/V2I500502.pdf

2. Communications

- ✚ **Adaptive Spectral Estimation of Electroencephalogram Signals Based on Kalman Filtering.**
 - Journées doctorales 1^{ère} édition.
 - 10-11 juin 2014, FST Beni Mellal
- ✚ **Multivariate autoregressive modeling for cardiac arrhythmia classification using multilayer perceptron neural networks.**
 - International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2014.
 - 14-16 April 2014, Marrakech-Morocco.
 - Lien: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6911299&isnumber=6911126>
- ✚ **Modélisation autorégressive des signaux ECG pour la classification des arythmies cardiaques.**
 - Journées Scientifiques et Culturelles Universitaires 1^{ère} édition.
 - 24-26 Avril 2012, Beni Mellal.