

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique

Filière : électronique

Option : télécommunication

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:**

MASTER

Thème

**Méthode hybride pour la restauration des signaux : ECG,
EEG, EMG**

Présenté par : AMZIL Djahida

Proposé et dirigé par: TOUMLA

Promotion : Juin 2012

Dédicace :

A mes parents :

Pour l'amour et l'affection qu'ils m'ont donné ; pour leurs conseils fructueux qui m'ont été prodigués. Et pour tous ce qu'ils m'ont donnés.

A ma jolie petite fille : Lina

A mes frères et sœurs :

Pour leurs soutien leurs encouragement et leurs aide.

A tous les membres de la famille AMZIL.

A mes amis et camarades de la promotion :

Pour tous les bons moments passés ensemble.

Remerciement:

Avant tout, je tiens à remercier Dieu clément et miséricordieux de m'avoir donné la force et le courage de mener à bien ce modeste travail.

Un immense remerciement au promoteur M^{elle} TOUMI de m'avoir encadrée et orientée pour la réalisation de cette étude et le soutien scientifique et moral qu'elle m'a apportée.

Egalement on est reconnaissant à notre faculté et à l'ensemble des enseignants qui ont contribué à notre formation avec beaucoup de dévouement et de compétence en n'oubliant jamais les personnes qui ont participé de près ou de loin dans ce travail.

Résumé :

La réduction du bruit et du flou est une tâche très importante en traitement de signal. En effet, ces deux types de dégradations sont des composantes indésirables lors des traitements de haut niveau surtout dans la biomédical qui est un domaine très sensible. Pour résoudre le problème de restauration de signaux biomédicaux dégradé, nous avons proposé une méthode hybride réalisée par la combinaison entre ondelettes et réseaux de neurones artificiels. C'est une méthode de filtrage par ondelettes et d'optimisation par réseaux de neurones « Hopfield ». L'efficacité de la méthode mise en œuvre a été testée pour des signaux biomédicaux sur Matlab.

Mots clé:

Signal, bruit, convolution, restauration, biomédical, ondelettes, réseaux de neurones.

ملخص :

الحد من التشويش والتضيب مرحلة هامة جدا في معالجة الإشارات، حيث أن هذين النوعين من التشويش مكونات غير مرغوب فيها في المعالجة ذات المستوى العالي، بحيث أنها تؤثر على خصائص الإشارة وخاصة في مجال الطب الحيوي لأنه مجال حساس جدا. لمعالجة مشكل استعادة الإشارات الطب الحيوي المشوشة إقتراح طريقة ثنائية تجمع بين وسيلتين في الموجات والشبكات العصبية الاصطناعية هي طريقة تقوم على مبدأ التصفية بواسطة الموجات والبحث عن القيمة المثالية لمشكل بواسطة الشبكة الوصية «هوب فيلد». فعالية هذه الطريقة تم تجربتها على نموذج إشارة لقلب إنسان بواسطة برنامج « Matlab » .

الكلمات المفتاحية:

إشارة، تشويش، إلتواء، إستعادة، الطب الحيوي، موجات، شبكات عصبية.

Liste des figures

FIG II. 1: Le Cœur.	18
FIG II. 2 : Propagation du stimulu cardiaque.	19
FIG II. 3: Principe de fonctionnement de l'ECG.	20
FIG II. 4: L'onde électrique d'un battement de cœur.	21
FIG II. 5: Différents intervalles dans l'ECG.....	23
FIG II. 6: Interférence secteur 50 Hz.....	24
FIG II. 7: Bruit dû aux mouvements des électrodes.	24
FIG II. 8: Dérive de la ligne de base.....	25
FIG II. 9: Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.....	25
FIG II. 10: Principe du tout ou rien du potentiel d'action.	27
FIG II. 11: Déclenchement d'un potentiel post-synaptique.	28
FIG II. 12: La conduction saltatoire.	29
FIG II. 13: Corrélacion entre l'activité intracellulaire des cellules corticales et les ondes EEG de surface.	31
FIG II. 14 : Deux exemples d'organisation neuronale.....	31
FIG II. 15 : Champs électriques générés par les courants synaptiques.	32
FIG II. 16 : Illustration de la réaction d'arrêt de Berger.	34
FIG II. 17: Les rythmes corticaux. [17, 18].....	34
FIG II. 18 : Système standard international de placement des électrodes.	35
FIG II. 19: Système d'acquisition EEG. [18].....	37
FIG II. 20: Schema d'une aiguille concentrique utilisé en électromyographie de detection.	39
FIG II. 21 : Schéma de l'unité motrice.	42
FIG II. 22: Enregistrement de l'EMG pour une personne sein et deux personnes malade [24].	44
FIG III. 1 : Décomposition DWT par filtre numérique.....	50
FIG III. 2 : schéma d'un neurone	54
FIG III. 3: neurone formel.....	54
FIG III. 4: Différentes types de fonction d'activation pour le neurone artificiel.....	55
FIG III. 5: réseaux de neurones les plus utilisés	57
FIG III. 6: réseaux entièrement connecté.....	59
FIG III. 7: Bloc diagramme du modèle de Hopfield.....	59
FIG IV. 1 : Signal original 'ECG'.	64
FIG IV. 2: Signal original 'EEG'.	64
FIG IV. 3: Signal original 'EMG'.	64
FIG IV. 4: Bruit blanc gaussienne (0.1).....	66
FIG IV. 5: signal dégradé de l'ECG (sans et avec bruit additif)	66
FIG IV. 6: signal dégradé de l'EEG (sans et avec bruit additif)	67
FIG IV. 7: signal dégradé de l'EMG (sans et avec bruit additif)	67
FIG IV. 8: Signal obtenue de l'ondelette 'db1' pour l'ECG (avec bruit additif).....	69
FIG IV. 9: Signal obtenue de l'ondelette 'db1' pour l'EMG (avec bruit additif).....	69
FIG IV. 10: Signal obtenue de l'ondelette 'db1' pour l'EMG (avec bruit additif).....	69
FIG IV. 11: Paramètres H, W, et b	70
FIG IV. 12: Signal obtenue de Hopfield pour l'ECG (sans bruit additif)	71
FIG IV. 13: Signal obtenue de Hopfield pour l'EMG (sans bruit additif)	71
FIG IV. 14: Signal obtenue de Hopfield pour l'EEG (sans bruit additif).....	71

Liste des tableaux

TAB IV. 1: résultats obtenus par ondelettes (pour l'ECG)	67
TAB IV. 2: résultats obtenus par ondelettes (pour l'EMG)	68
TAB IV. 3: résultats obtenus par ondelettes (pour l'EEG)	68
TAB IV. 4: résultats obtenus par Hopfield (pour l'EEG)	70
TAB IV. 5: résultats obtenus par méthode hybride (pour l'ECG)	72
TAB IV. 6: résultats obtenus par méthode hybride (pour l'EMG).....	72
TAB IV. 7: résultats obtenus par méthode hybride (pour l'EEG).....	73

Table des matières

Dédicace :	
Remerciement:	
Résumé :	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Introduction général	1
Chapitre I : Notions générales sur la restauration de signal	3
I.1. Introduction.....	4
I.2. Généralités sur les signaux.....	4
I.2.1. Définitions de base	4
I.2.2. Principales fonctions du traitement du signal.....	5
I.2.3. Signaux aléatoires	6
I.4. Les techniques de restauration	7
I.4.1. Filtrage	7
I.4.1.1. Filtrage inverse	7
I.4.1.2. Filtrage pseudo-inverse.....	8
I.4.1.3. Filtrage de Wiener	8
I.4.2. L'approche variationnelle	10
I.4.2.1 Majoration-Minimisation.....	11
I.3.2.2. L'itération de landweber.....	12
I.3.2.3. Le Seuillage doux	13
I.3.1.4. Algorithme de Seuillage doux itératif (ISTA)	14
I.4. Conclusion	14
Chapitre II : Les signaux : ECG, EEG, EMG	15
II.1. Introduction	16
II.2. L'électrocardiographie :	16
II.2.1. Historique.....	16
II.2.2. Définition	16
II.2.3. Bases cardiologique	17
II.2.3.1. Le cœur.....	17

II.2.3.2. Anatomie et activité musculaire du cœur	17
II.2.3.3. Activité Electrique du cœur.....	18
II.2.4. Principe de fonctionnement	19
II.2.5. L'acquisition du signal électrocardiographique	20
II.2.7. Tracé électrique du cœur.....	21
II.2.8. Intervalles temporels.....	22
II.2.6. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme	23
II.2.6.1. Bruits techniques	23
II.2.6.2 Artefacts physiques	24
II.3. L'électroencephalographie (EEG).....	26
II.3.1. Historique.....	26
II.3.2. Définition	26
II.3.3. Activité électrique.....	26
II.3.3.1. Du cerveau au neurone.....	26
II.3.3.2. Propagation de l'influx nerveux.....	29
II.3.3.3. Activités de surface	30
II.3.3.4. Activité rythmique.....	33
II.3.4. Différents rythmes corticaux.....	33
II.3.4.1. Bande gamma γ	33
II.3.4.2. Ondes bêta β	33
II.3.4.3. Ondes alpha α	33
II.3.4.4. Ondes thêta θ	34
II.3.4.5. Ondes delta δ	34
II.3.5. Acquisition de l'EEG.....	35
II.3.5.1. Électrodes et système de placement	35
II.3.5.2. Montage et électrode de référence.....	36
II.3.5.3. Matériels d'acquisition.....	37
II.3.6. Artéfacts	38
II.4. L'électromyographie (EMG).....	38
II.4.1. Historique.....	38
II.4.2. Définition	38

II.4.3. Acquisition de l'électromyogramme.....	39
II.4.3.1. Les électrodes à aiguille	39
II.4.3.2. Les électrodes de surface.....	40
II.4.4. Les utilisations des électromyogrammes de surface	40
II.4.5. Les changements du signal EMG.....	41
II.4.5.1. Le recrutement des unités motrices	41
II.4.5.2. Les mécanismes de contrôle et leurs incidences sur le signal EMC	43
II.4.6. Artéfacts	44
II.5. Conclusion	45
Chapitre III : Notions de base sur les ondelettes et réseaux de neurones.....	46
III.1. Introduction	47
III.2. Transformée en ondelette	47
III.2.1. Introduction	47
III.2.2. Transformée en ondelettes continue	47
III.2.2.1. Eléments théoriques	47
III.2.2.2. Implémentation	48
III.2.2.3. Applications biomédicales de la CWT	49
III.2.3. Transformée en ondelettes discrète	49
III.2.3.1. Eléments théoriques	49
III.2.3.2. Décomposition DWT par filtres numériques	50
III.2.3.3. Implémentation	50
III.2.3.4. Applications biomédicales de la DWT	51
III.2.4. Fonction d'ondelette.....	51
III.2.4.1. Conditions mathématiques de validité d'une ondelette	51
III.2.5. Critères pour le choix d'une famille d'ondelettes	53
III.3. Les réseaux de neurones artificiels(RNA)	53
III.3.1. Introduction	53
III.3.2. Définition.....	54
III.3.3. Eléments de base des réseaux de neurones.....	54
III.3.4. Architecture des réseaux de neurones.....	55
III.3.4.1 Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward).....	55

III.3.4.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents).....	56
III.3.5. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones.....	56
III.3.5.1. Apprentissage supervisé.....	56
III.3.5.2 L'apprentissage non supervisé.....	57
III.3.6. Les réseaux de neurones les plus utilisés.....	57
III.3.6.1. Les Perceptrons.....	57
III.3.6.2. Les réseaux à fonction radiale.....	58
III.3.6.3. Les cartes auto-organisatrices de kohonen (SOM)	58
III.3.6.4. Les réseaux de Hopfield.....	58
III.3.6.5. Les réseaux ART.....	58
III.3.7. Restauration de signal par réseaux de neurones	59
III.4. Conclusion.....	62
Chapitre IV : Testes et résultats	63
IV.1. Introduction.....	64
IV.2. Tests et résultats	64
IV.2.1. Représentation de la méthode.....	65
IV.2.2. résultats obtenus par ondelettes	66
IV.2.3. résultats obtenus de réseaux de neurones(Hopfield)	70
IV.2.3.1. Représentation de l'algorithme.....	70
IV.2.4. résultats obtenus par la méthode hybride	72
IV.3. Commentaires	73
IV.4. Conclusion	74
Conclusion générale	75
Bibliographie.....	77
Annexe	81

Introduction général

La détection de signal en présence du bruit aléatoire ou bien déterministe joue un rôle crucial dans la formation image fonctionnelle pendant qu'elle représente la première étape de l'analyse expérimentale. Avec des techniques efficaces de détection de signal il est possible de diminuer le nombre de répétitions de tâche et de décrire mieux des activations de bas niveau. Cependant, le signal lui-même est nettement affecté par des filtres passe bas, rapportant le flou et le déplacement possible des secteurs activés. D'ailleurs, des signaux de basse amplitude sont complètement enlevés. Ainsi, la détection de l'activation est améliorée mais les caractéristiques du signal et l'exactitude de la localisation activée de secteurs sont perdues. Nous proposons de surmonter ce problème en reconstituant les données au lieu de les filtrer. Le processus de restauration lisse le bruit mais préserve en même temps la forme de signal.

La restauration a été largement étudiée dans le traitement de signal et d'image (Andrews et chase, 1977). Les techniques de filtrage et en particulier l'application des filtres adaptatifs ont fourni des solutions au problème de restauration. Cependant, si la réduction de bruit est considérée comme problème inverse, la théorie de régularisation qui tient compte de la connaissance a priori sur la solution a été démontrée pour être plus puissante. L'approche bayésienne joue un rôle principal dans la théorie de régularisation pour que sa capacité intègre une limite d'attachement de données [1].

Un modèle de formation de signal observée incluant le bruit est généralement supposé et des critères à minimiser sont établis afin de retrouver au mieux le signal original. Ainsi, le problème de restauration de signal se ramène à travailler sur un signal dégradée pour obtenir un signal qui se rapproche le plus possible de signal original.

Dans notre travail on va s'intéresser au type de dégradation le plus difficile à traiter c'est le type de dégradation qui se convole avec le signal original ou bien le flou, dans ce cas généralement le signal perd sont information.

Parmi les domaines qui cherchent une solution immédiate et satisfaisante à ce problème, le domaine de la médecine à cause de sa sensibilité. Ce domaine exige une grande fidélité pour les informations afin de prendre les bonnes décisions.

Un outil mathématique s'est avéré particulièrement efficace pour le débruitage aussi bien pour la restauration; il s'agit de la transformée en ondelettes. La théorie des ondelettes s'est

développée dans les années 80 ; permettant de mettre en valeur les zones les plus significatives de signal, qu'elles détectent et localisent, palliant certaines carences de la transformée de Fourier, les ondelettes ont eu et ont toujours un grand succès.

D'un autre côté, une nouvelle technologie émergente a connu un essor considérable durant ces dernières années. Elle permet ainsi de traiter l'information plus efficacement que les systèmes conventionnels, d'en retirer des données jusque-là indisponibles afin d'aider à la prise de décision, ce sont les réseaux neuronaux ! Ils ont la spécificité d'apprendre par eux-mêmes à extraire des renseignements cachés dans une masse d'informations, et de fournir ainsi des modèles puissants quant aux connaissances relatives à un problème donné. En d'autres termes, ils représentent une classe d'algorithmes puissants et polyvalents qui sont utilisés pour la classification, la prédiction, le regroupement des données et surtout pour la restauration.

Alors on a proposé de traiter ce problème de restauration avec ces deux outils, ondelettes et réseaux de neurones, C'est ce que on 'appel une méthode hybride.

Alors notre mémoire est structuré en quatre chapitres.

Le premier chapitre, nous allons aborder les notions générales sur les signaux aléatoires et donner une idée générale sur le processus de restauration de signal.

Le deuxième chapitre sera consacré pour l'étude d'un type spécial de signaux aléatoires qu'est les signaux biomédicaux ECG, EEG, et EMG. On va voir comment se génèrent ? Et quel sont les différentes parasites influent sur ces dernier.

Dans le troisième chapitre on va dédier les deux outils considéré comme outils de restauration dans ce projet: ondelette et réseaux de neurones.

Enfin le quatrième chapitre dont on va présenter les résultats obtenus de nos tests afin d'arriver à faire une conclusion aux idées exposer le long de ce travail.

Chapitre I : Notions générales sur la restauration de signal

I.1. Introduction

Les problèmes issus de la restauration de signaux dégradés sont des problèmes largement traités en littérature scientifique dans un grand nombre d'applications. La restauration de signal fut ainsi un des premiers problèmes à susciter une grande attention. Celle-ci cherche à corriger les distorsions qui se traduisent lors de l'apparition d'un certain nombre de dégradations qui sont de différents types.

I.2. Généralités sur les signaux

I.2.1. Définitions de base

Un signal : est la représentation physique de l'information qu'il transporte de sa source à son destinataire. Il sert de vecteur à une information. Il constitue la manifestation physique d'une grandeur mesurable (courant, tension, force, température, pression, etc.). Souvent sont des grandeurs électriques variant en fonction du temps $s(t)$ obtenues à l'aide de capteurs. Mais le traitement du signal s'applique à tous les signaux physiques (onde acoustique, signal optique, signal magnétique, signal radioélectrique, etc.). Le traitement d'images peut être considéré comme une extension du traitement du signal aux signaux bidimensionnels (images) [2].

Le bruit : est défini comme tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l'interprétation d'un signal, par analogie avec les nuisances acoustiques (interférence, bruit de fond, etc.). La différenciation entre le signal et le bruit est artificielle et dépend de l'intérêt de l'utilisateur : les ondes électromagnétiques d'origine galactique sont du bruit pour un ingénieur des télécommunications par satellites et un signal pour les radioastronomes.

La théorie du signal : a pour objectif fondamental la « description mathématique » des signaux. Cette représentation commode du signal permet de mettre en évidence ses principales caractéristiques (distribution fréquentielle, énergie, etc.) et d'analyser les modifications subies lors de la transmission ou du traitement de ces signaux.

Le traitement du signal : est la discipline technique qui, s'appuyant sur les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée, a pour objet l'élaboration ou l'interprétation des signaux. Son champ d'application se situe donc dans tous les domaines

concernés par la perception, la transmission ou l'exploitation des informations véhiculées par ces signaux.

Le traitement de l'information : fournit un ensemble de concepts permettant d'évaluer les performances des systèmes de transfert d'informations, en particulier lorsque le signal porteur de message est bruité. Cela inclut les méthodes de « codage de l'information » dans le but de la réduction de redondance, de la correction des erreurs, de la confidentialité (cryptage). L'ensemble des concepts et méthodes développés dans le traitement de l'information et du signal forme la théorie de la communication.

I.2.2. Principales fonctions du traitement du signal

Les fonctions du traitement du signal peuvent se diviser en deux catégories : l'élaboration des signaux (incorporation des informations) et l'interprétation des signaux (extraction des informations). Les principales fonctions intégrées dans ces deux parties sont les suivantes :

A. Élaboration des signaux :

1. synthèse : création de signaux de forme appropriée en procédant par exemple à une combinaison de signaux élémentaires ;
2. modulation, changement de fréquence : moyen permettant d'adapter un signal aux caractéristiques fréquentielles d'une voie de transmission ;
3. codage : traduction en code binaire (quantification), etc.

B. Interprétation des signaux :

1. filtrage : élimination de certaines composantes indésirables ;
2. détection : extraction du signal d'un bruit de fond (corrélation) ;
3. identification : classement d'un signal dans des catégories préalablement définies ;
4. analyse : isolement des composantes essentielles ou utiles d'un signal de forme complexe (transformée de Fourier) ;
5. mesure : estimation d'une grandeur caractéristique d'un signal avec un certain degré de confiance (valeur moyenne, etc.).

Et comme notre travail sera basé sur des signaux réel (des signaux qui manifeste dans le corps humain).Les signaux réel sont en général aléatoires alors dans le prochain paragraphe on va voir les différentes caractéristiques d'une variable aléatoire.

I.2.3. Signaux aléatoires

Une variable aléatoire [5] continue X est complètement caractérisée par sa fonction de densité de probabilité $p_X(x)$ qui permet le calcul de la probabilité que X appartienne à l'intervalle (a,b) :

$$P(X \in (a, b)) = \int_a^b p_X(x) dx \quad (I.1)$$

Il est équivalent de spécifier sa fonction de répartition $F_X(x)$, qui est l'intégrale de la fonction de densité de probabilité :

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x p_X(\chi) d\chi \quad (I.2)$$

On caractérise souvent (et souvent de façon incomplète) une variable aléatoire

par sa moyenne m_X et sa variance σ_X , définies par :

$$m_X = E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x p_X(x) dx \quad (I.3)$$

$$\sigma_X^2 = E[(X - m_X)^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^2 p_X(x) dx \quad (I.4)$$

Chaque signal dans la nature est noyé dans le bruit alors il est en général dégradé. Dans la partie suivante on va citer les types de dégradation qui existe.

I.3. Différentes types de dégradation

On distinguera ici [4] :

- **les dégradations liées au bruit :**

$$g(x) = f(x) + b(x) \text{ ou } g(x) = f(x)b(x)$$

$b(x)$: c'est un bruit

On les traite en tirant parti des informations locales par le filtrage.

- **les dégradations convolutives :**

$$g(x) = f(x) * b(x)$$

On les traite en inversant un opérateur linéaire, donc supposé connu : ce sont les techniques dites de restauration.

Dans le reste notre travail on va s'intéresser à résoudre le problème d'une dégradation de type convolutive avec bruit additif.

- **la convolution :**

Le produit de convolution de deux fonctions peut s'écrire sous la forme suivante [5] :

$$g = f * d$$

$$g(x) = \sum_{y \in \text{Supp}(d)} f(x - y) \cdot d(y) \quad (\text{I.5})$$

g: signal dégradée (observation)

f: signal originale (inconnue)

d: opérateur supposé linéaire et invariant spatialement

Alors le problème de la restauration (ou de la déconvolution), consiste à retrouver f, ou une estimation de f à partir de g Mais :

- On ne connaît pas forcément d avec précision
- La dégradation convolutive s'accompagne en général de bruit : $g = f * d + b$

I.4. Les techniques de restauration

I.4.1. Filtrage

Il existe trois types de filtrage utilisé souvent dans le domaine de restauration [4] :

I.4.1.1. Filtrage inverse

Supposons d'abord que d est connu et négligeons le terme de bruit b :

$$g(x) = \sum_{y \in \text{Supp}(d)} f(x - y) \cdot d(y)$$

Dans le domaine fréquentiel :

$$G(u) = F(u) \times D(u) \quad (\text{I.6})$$

D'où l'estimée de f dans le domaine fréquentiel :

$$\hat{F}(u) = \frac{G(u)}{D(u)} \quad (I.7)$$

Soit finalement : $\hat{f} = g * r_d$ avec $r_d = TF^{-1}\left(\frac{1}{TF(d)}\right)$

Problème : $D(u)$ n'est pas toujours inversible : cas où $D(u) \approx 0$

I.4.1.2. Filtrage pseudo-inverse

Solution principale au sens de Bracewell :

$$\hat{F}(u) = G(u) \times R(u) \text{ avec } R(u) = \begin{cases} 0 & \text{si } D(u) < \varepsilon \\ \frac{1}{D(u)} & \text{si non} \end{cases} \quad (I.8)$$

ε : Précision de la représentation

I.4.1.3. Filtrage de Wiener

En général le problème de déconvolution ne se réduit pas à l'inversion d'un opérateur linéaire dans le cas où le bruit additif n'est pas négligeable.

Le filtrage de Wiener[3] propose une solution sous la forme d'une minimisation d'une expression quadratique comportant un terme de régularisation :

$$\hat{f} = \arg \min_k \int (k(x) * q(x))^2 + (g(x) - k(x) * d(x))^2 dx \quad (I.9)$$

$(k(x) * q(x))^2$: Contrainte linéaire de régularisation

$(g(x) - k(x) * d(x))^2$: Filtrage inverse

En passant dans le domaine fréquentiel, et en imposant à chaque composante de minimiser sa contribution à la somme, on obtient :

$$\hat{F} = \arg \min_k |KQ|^2 + |G - KD|^2 \quad (I.10)$$

On résout le problème de minimisation par l'annulation de la dérivée première selon K :

Soit

$$\frac{\partial(|KQ|^2 + |G - KD|^2)}{\partial K} = 0 \quad (\text{I. 11})$$

Et donc

$$2Q^2K - 2D'(G - KD) = 0$$

$$K(Q^2 - DD') = D'G$$

$$K = \frac{D'}{DD' + Q^2} \times G$$

D' : Conjuguée de D .

$DD' + Q^2$: Filtre de Wiener.

Q^2 : Terme de régularisation.

- Le principe du filtrage de Wiener est de fixer Q^2 en fonction d'une estimation de la puissance relative du bruit par rapport au signal image :
- Lorsque Q^2 est nul, on retrouve le filtrage inverse.
- Lorsque D est nul, on retrouve la solution pseudo-inverse de Bracewell.
- Lorsque D est très faible, c'est le terme Q^2 qui devient prépondérant, et qui permet de réaliser un compromis entre déconvolution et amplification du bruit.

Idéalement :

$$Q^2(u) = \frac{|B(u)|^2}{|F(u)|^2} \quad (\text{I. 12})$$

Q varie localement en fonction des modules des composantes.

Le plus souvent :

$$Q^2(u) = \frac{\langle |B(u)|^2 \rangle}{\langle |F(u)|^2 \rangle}$$

Q est constant sur l'ensemble des fréquences, et dépend des moyennes des modules.

Ou même :

$Q^2(u)=Cte$ Q est constant sur l'ensemble des fréquences.

I.4.2. L'approche variationnelle

L'approche variationnelle [3,7] de la restauration du signal fait appelle à la minimisation d'une fonction de coût qui est la somme d'une limite de fidélité de données et d'une limite de régularisation. Cette approche, qui est devenue tout à fait populaire, est utile pour de nombreux problèmes dans le traitement des signaux : débruiter, déconvolution, interpolation, superbe-résolution, etc.

Soit le modèle d'observation classique de la forme :

$$y = Hx + n \quad (\text{I. 13})$$

où H représente un opérateur linéaire connu, x est le signal à reconstruire (prévu) et n est un bruit additif. L'opérateur H peut représenter le flou, le sous-échantillonnage, le masquage, une transformée de Fourier (comme dans le cas de la formation d'image de résonance magnétique), ou n'importe quelle combinaison de ces derniers et d'autres opérateurs linéaires. Si H est l'opérateur d'identité, alors le problème est de débruiter un signal. Si H représente la convolution, alors le problème est de déconvolution. Nous ne supposons pas que y est de la même taille que x (l'opérateur H n'a pas besoin d'être carré, il peut être une « grande » ou « large » matrice).

Généralement l'approche la plus employée pour restaurer le signal X est basée sur le fait de réduire au minimum une fonction objective de la forme [3, 6,7, 8, 9, 10] :

$$J(x) = \|y - Hx\|_2^2 + \lambda R(x) \quad (\text{I. 14})$$

Le premier terme $\|y - Hx\|_2^2$, est connu comme étant le terme de « fidélité de données » parce qu'elle mesure l'uniformité entre le signal prévu X et les données mesurées y . Le deuxième terme $R(x)$, est le « régularisateur » ou « pénalité ». Le régularisateur est choisi afin de refléter la connaissance antérieure de x est conçu pour rapporter de grandes valeurs quand le comportement de x est très différent de son comportement prévu. Par exemple, si on sait que x devrait être un signal régulier (de basse fréquence) puis $R(x)$ peut être choisi pour être l'énergie du rendement

d'un filtre passe haut. Le paramètre λ est le paramètre de régularisation, qui est employé pour commander le degré de régularisation.

Il est très difficile de réduire au minimum la fonction objective $J(x)$. D'abord $R(x)$ n'est pas différentiable. En second lieu, et d'une manière primordiale, $R(x)$ n'est pas une fonction convexe de x , et donc $J(x)$ aura beaucoup de minimum locaux. Afin de développer des algorithmes numériques robustes pour la minimisation de $J(x)$, il est le meilleur que $J(x)$ soit une fonction convexe de X . Nous voudrions une fonction qui mesure l'espace, mais qui est également le corps convexe.

Par conséquent, l'approche est d'estimer x de y en réduisant au minimum la fonction objective :

$$J(x) = \|y - Hx\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (\text{I. 15})$$

Ceci s'appelle un problème inverse linéaire régularisé par norme.

Le développement de l'algorithme rapide pour réduire au minimum (I.15), et les fonctions relatives, est un domaine de recherche actif. Un algorithme tôt et important est l'algorithme de seuillage doux itératif (ISTA), également appelé l'algorithme (TL) itération de Landweber. Cet algorithme a été développé afin de la restauration basée sur ondelette, mais l'algorithme sous une forme plus générale est apparu plus tôt dans la littérature d'optimisation.

I.4.2.1 Majoration-Minimisation

La Majoration-minimisation (MM) remplace un problème difficile de minimisation par un ordre des problèmes plus faciles à minimiser. L'approche de (MM) produit d'un ordre de vecteurs x_k , $k = 0, 1, 2, \dots$ qui converge à la solution désiré [10].

L'idée de majoration-minimisation peut être décrite comme suit. Supposer que nous avons un x_k de vecteur, une « conjecture » pour le minimum de $J(x)$ basé sur x_k , nous voudrions trouver un nouveau vecteur, x_{k+1} qui une autre diminution de $J(x)$; c'est-à-dire, nous voulons trouver x_{k+1} tels que :

$$J(x_{k+1}) < J(x_k) \quad (\text{I. 16})$$

Réduire au minimum la nouvelle fonction pour obtenir (x_{k+1}) . (MM) met quelques conditions sur cette nouvelle fonction, on l'appelle $G(x)$. Nous devrions choisir $G(x)$ tels que $G(x) > J(x)$ pour tout x (ça signifie que $G(x)$ majore $J(x)$). En outre $G(x)$ devrait égaler $J(x)$ au x_k . Nous trouvons x_{k+1} en réduisant au minimum $G(x)$. Pour que cette méthode soit utile, nous devrions choisir $G(x)$ pour être une fonction que nous pouvons réduire au minimum facilement. La fonction $G(x)$ sera différente à chaque itération, ainsi nous la dénotons $G_k(x)$.

Plus de détails au sujet du procédé de (MM) sont fournis là dessous.

I.3.2.2. L'itération de landweber

On va s'intéresser à minimiser $J(x)$ [3,10]

$$J(x) = \|y - Hx\|_2^2 = (y - Hx)^t (y - Hx) = y^t y - 2y^t Hx + x^t H^t Hx \quad (I.17)$$

L'établissement du dérivé à zéro donne un système d'équations linéaires :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} J(x) &= -2H^t y + 2H^t Hx \\ x &= (H^t H)^{-1} H^t y \end{aligned} \quad (I.18)$$

Il est capable de résoudre ces équations facilement. Par exemple, si x est un signal très long, puis H être matrice très grande et la solution du système des équations peut avoir besoin de trop de mémoire et heure de calcul. En plus, la matrice $H^t H$ ne pourrait pas être inversible, ou elle peut très de mauvais tempérament.

À chaque itération k de l'approche de (MM), nous devrions trouver une fonction $G_k(x)$ qui coïncide $J(x)$ avec x_k . Nous devrions choisir une majoration pour $G_k(x)$ qui peut être réduit au minimum et facilement (sans devoir résoudre un système des équations).

Nous trouverons une $G_k(x)$ fonction qui majore $J(x)$ en ajoutant une fonction non négative à $J(x)$. Et pour que $G_k(x)$ coïncide avec $J(x)$ à $x = x_k$, la fonction non négative que nous nous ajoutons à $J(x)$ devrait être égale à zéro au x_k . À cet effet, nous choisissons $G_k(x)$ il :

$$G_k(x) = J(x) + \text{fonction non negative de } x.$$

$$= J(x) + (x - x_k)^t (\alpha I - H^t H)(x - x_k) \quad (I.19)$$

L'établissement du dérivé à zéro de $G_k(x)$ donne :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} G_k(x) &= 2H^t y - 2(\alpha I - H^t H)x_k + 2\alpha x \\ \frac{\partial}{\partial x} G_k(x) = 0 &\Rightarrow x = x_k + \frac{1}{\alpha} H^t (y - Hx_k) \end{aligned} \quad (I.20)$$

Enfin $G_k(x)$ peut-être écrite comme suit

$$G_k(x) = \alpha \left\| x_k + \frac{1}{\alpha} H^t (y - Hx_k) - x \right\|_2^2 + K \quad (I.21)$$

Là où K ne dépend pas du X . Ceci prouve que $G_k(x)$ est pris comme une cuvette avec les ensembles de niveau circulaires.

I.3.2.3. Le Seuillage doux

Considérant un cas spécial de (I.15) avec $H = I$ [10] :

La fonction $J(x)$ dans (I.15) est convexe, mais n'est pas différentiable (parce que $\|x\|$ n'est pas différentiable). Alors jamais, la minimisation de $J(x)$ est donnée par une formule simple.

$J(x)$ en expansion dans (I.15) donne :

$$J(x) = (y_1 - x_1)^2 + \lambda|x_1| + (y_2 - x_2)^2 + \lambda|x_2| + \dots + (y_N - x_N)^2 + \lambda|x_N| \quad (I.22)$$

$$f(x) = (y - x)^2 + \lambda|x| \quad (I.23)$$

Pour $f'(x) = 0$ on aura :

$$f'(x) = -2(y - x) + \lambda \text{sign}(x) \quad (I.24)$$

En termes de règle de Seuillage doux, la minimisation de (23) est donnée près :

$$x = \text{soft}(y, \lambda/2) \quad (I.25)$$

La minimisation de (I.15) n'exige pas un algorithme itératif. Elle est minimisée simplement par le Seuillage doux chaque élément de y avec le seuil $y/2$.

I.3.1.4. Algorithme de Seuillage doux itératif (ISTA)

$J(x)$ est minimisée par la combinaison des deux algorithmes précédents [10] :

$$\begin{aligned} G_k(x) &= J(x) + (x - x_k)^t (\alpha I - H^t H) (x - x_k) & (I.26) \\ &= \|y - Hx\|_2^2 + (x - x_k)^t (\alpha I - H^t H) (x - x_k) + \lambda \|x\|_1 \\ &= \alpha \left\| x_k + \frac{1}{\alpha} H^t (y - Hx_k) - x \right\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 + K \end{aligned}$$

K est une constante qui dépend de x . réduisant au minimum $G_k(x)$ est équivalente à la minimisation de $(\frac{1}{\alpha})G_k(x)$, ainsi x_{k+1} est obtenu par la minimisation de :

$$\left\| x_k + \frac{1}{\alpha} H^t (y - Hx_k) - x \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{\alpha} \|x\|_1 \quad (I.27)$$

Nous omettons la limite constante additive parce que le vecteur x qui minimise $G_k(x)$ n'est pas influencé par elle.

Noter que (I.27) a exactement la même forme que (I.15) qui sont réduites au minimum par la formule (I.15). Par conséquent, la minimisation (I.27) est réalisée par l'équation suivante de Seuillage doux :

$$x_{k+1} = \text{soft}\left(x_k + \frac{1}{\alpha} H^t (y - Hx_k), \frac{\lambda}{2\alpha}\right) \quad (I.28)$$

Quand $\alpha \geq \max(H^t H)$, sa donne l'algorithme de Seuillage doux itératif (ISTA).

I.4. Conclusion

Dans ce chapitre on a donné des définitions de base sur les signaux, après on a essayé de dévoiler l'idée sur laquelle sont basées les différentes techniques de restauration de signal.

Chapitre II : Les signaux : ECG, EEG, EMG

II.1. Introduction

Les signaux du vivant sont sous-tendus par des mécanismes complexes, rarement réductibles à des sources élémentaires. Leur nature, les propriétés des tissus dans lesquels ces signaux se propagent la localisation des capteurs et leur arrangement, leur caractère hétérogène ou pas vont déterminer l'information qu'il sera possible d'extraire sur la fonctionnalité d'une sous-structure, d'un organe ou d'un système à des fins diagnostiques. Les méthodes de traitement du signal vont permettre de détecter, segmenter, typer et classifier les événements et les signatures portées par ces observations, estimer les relations qu'elles entretiennent et, dans certaines situations, prédire, décider et suivre des processus pathologiques. Les technologies, dans ce même cadre, ne sont plus seulement une ressource mais un élément devant évoluer simultanément avec le traitement de l'information ou le faisant évoluer par leur dynamique propre. Dans ce chapitre on va faire l'étude de trois signaux principaux : l'électrocardiographie (ECG), l'électroencéphalographie (EEG), l'électromyographie (EMG).

II.2. L'électrocardiographie :

II.2.1. Historique

L'ECG est découvert en 1887 avec les travaux de Wallerf, révélée à la communauté médicale par l'invention en 1901 du galvanomètre à cordes, qui valut à son auteur, le Dr. Wilhem Einthoven, l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable en pratique cardiologique [11]

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.

II.2.2. Définition

L'électrocardiographie (ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes mises à la surface de la peau [12].

L'électrocardiographe est constitué en général de :

- Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contacte directe du patient.
- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- Un appareil enregistreur.
- Un système d'enregistrement graphique.

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 cardio-circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

II.2.3. Bases cardiologique

II.2.3.1. Le cœur

C'est un élément principal du système cardiovasculaire, qui est un muscle appelé myocarde, d'un volume de poignet sert à propulser le sang vers tout le corps humain à travers les vaisseaux sanguins. Dans le corps humain, le cœur se situe dans le médiastin.

Les vaisseaux sanguins sont décomposés en deux grands systèmes, le système artériel et le système veineux. Le premier système assure l'acheminement du sang oxygéné vers les organes, et le deuxième sert à ramener le sang pauvre en oxygène au cœur [12, 13, 14].

II.2.3.2. Anatomie et activité musculaire du cœur

Le cœur est divisé en deux parties par une cloison, une partie droite et une partie gauche. Chaque partie est divisée elle-même en deux parties, une partie haute composée de deux oreillettes et une partie basse composée de deux ventricules. La figure (FIG II.1) illustre la structure anatomique détaillée du cœur humain [12, 13, 14].

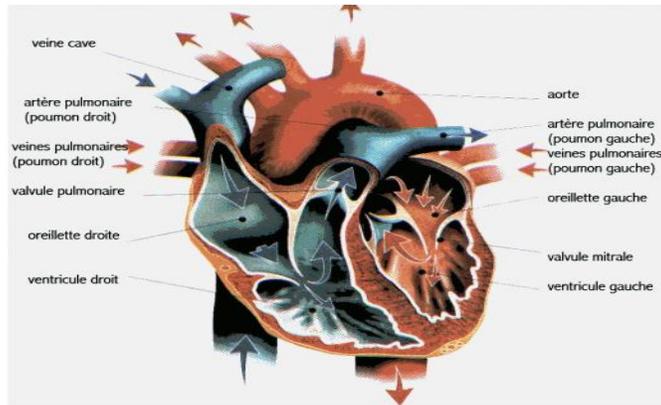


FIG II. 1: Le Cœur.

Le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il y entre par l'oreillette droite, et en est chassé par sa contraction appelée systole auriculaire qui le déplace dans le ventricule droit. La contraction ventriculaire (systole ventriculaire) propulse le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la contraction auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère Aorte.

Du fait que le muscle cardiaque est myogénique, les contractions rythmiques se produisent spontanément et sont coordonnées par une impulsion électrique qui le stimule. Dans le prochain paragraphe en va aborder le processus de contraction cardiaque du point de vue électrique

II.2.3.3. Activité Electrique du cœur

Le mouvement des ions N_a^+ à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques (dépolérisation et la repolarisation des cellules) génère une différence de potentiel électrique qui provoque ainsi la contraction et la décontraction respectivement de la fibre cardiaque [12].

Dans l'état normal du cœur, la dépolérisation du muscle cardiaque prend naissance dans la partie haute de l'oreillette droite dans le nœud sinoïdal de Keith et Flack. Cette dépolérisation s'effectue d'une manière autonome avec un rythme de 70 à 100 fois par minute, et se propage dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire, figure (FIG II.2), qui est suivie d'une diastole (décontraction du muscle). L'impulsion électrique gagne alors le nœud auriculo-ventriculaire (AV), après une courte pause permettant au sang de pénétrer aux ventricules, elle emprunte le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chaque une dans un ventricule. Les fibres

constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi-instantanée des ventricules. Cette contraction constitue la systole ventriculaire. En suite elle suit la diastole ventriculaire (décontraction du muscle); les fibres musculaires se repolarisent et reviennent ainsi à leur état initial.

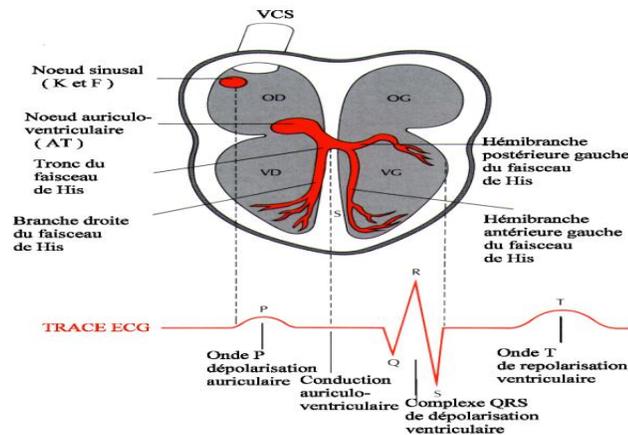


FIG II. 2 : Propagation du stimulu cardiaque.

II.2.4. Principe de fonctionnement

Une cellule vivante [12], lors de transfert ionique entre ses parois, peut être considérée comme un dipôle électrique. Au repos aucune différence de potentiel n'existe, alors et par une représentations vectorielle du potentiel électrique, le vecteur est nulle, FIG II.3. Après une stimulation, la polarité des parois se change induisant ainsi une différence de potentiel qui se propage tout au long de la paroi marquée par un vecteur positif(b) qui atteint son maximum lorsque l'impulsion électrique arrive au milieu(c). La fin de la dépolarisation est marquée par un vecteur positif de faible amplitude. Une fois la cellule et dépolarisée le vecteur est nul (d). La repolarisation de la cellule se manifeste par un vecteur négatif (e), qui suit les mêmes étapes que le premier dans le sens opposé (f), FIG II.3.

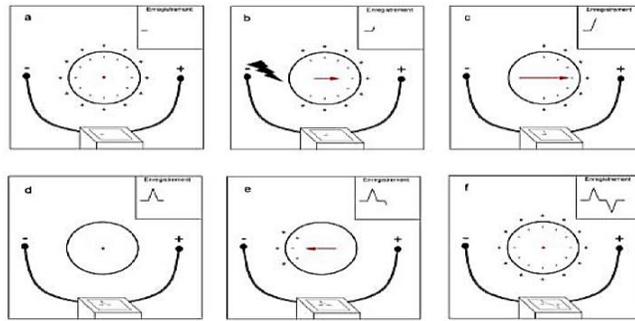


FIG II. 3: Principe de fonctionnement de l'ECG.

II.2.5. L'acquisition du signal électrocardiographique

L'électrocardiogramme est le tracé obtenu grâce à l'électrocardiographie. L'acquisition du signal électrocardiographique est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer la totalité du champ électrique cardiaque [12,13].

En cardiologie, l'examen le plus couramment pratiqué est l'ECG 12 dérivation, où le signal électrocardiographique est visualisé selon 12 axes privilégiés :

- 6 axes dans le plan frontal qui sont :

Les trois dérivation bipolaires I, II, III dites dérivation de Einthoven

- I : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et le poignet gauche
- II : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et la jambe gauche
- III : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche et la jambe gauche.

Plus les dérivation unipolaires aVR, aVL, aVF dites de Wilson

- aVL (left) pour l'avant-bras gauche
- aVR (right) pour l'avant-bras droit
- aVF (foot) pour la jambe gauche

- 6 axes sur le plan transversal (dérivations unipolaires précordial Vi à V6 dite de Kossman) :
 - V1 : 4ème espace intercostal droit, bord droit du sternum (para sternal).
 - V2 : 4ème espace intercostal gauche, bord gauche du sternum (para sternal).
 - V3 : à mi-chemin entre V2 et V4.
 - V4 : 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne medio claviculaire.
 - V5 : même horizontale que V4, ligne axillaire antérieure.
 - V6 : même horizontale que V4, ligne axillaire moyenne.

II.2.7. Tracé électrique du cœur

La visualisation de l'activité électrique du cœur pour un seul battement, donne un tracé constitué de trois ondes successives, figure (FIG II.4) [12,14].

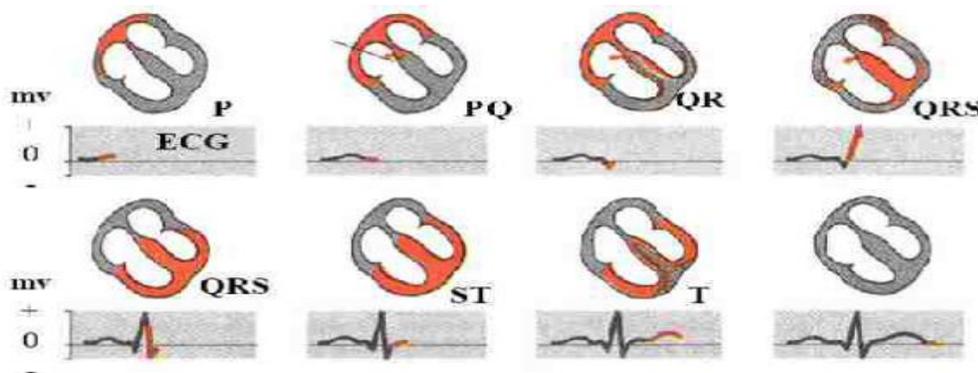


FIG II. 4: L'onde électrique d'un battement de cœur.

- *L'onde P* : Au cours du rythme sinusal normal, la dépolérisation du myocarde auriculaire produit une onde positive dans les dérivations I et II et négative en aVR. Habituellement les ondes P sont les mieux visibles dans les dérivations II et VI.

Voici les valeurs normales des paramètres de l'onde P :

Durée < 0,11 dans la dérivation II Amplitude < 0,25 mV (2,5mm) dans la dérivation II.

Orientation dans le plan frontal entre 0 et +75°.

- *L'onde QRS* : La dépolérisation ventriculaire se traduit par un complexe poly-phasique, le complexe QRS. L'onde négative initiale est appelée onde Q : sa durée est généralement

inférieure à 0,04 seconde et son amplitude dépasse rarement 1 à 2mm. La première onde positive est appelée onde R. L'onde négative qui suit l'onde R est appelée onde S.

- *L'onde T* : Elle correspond à la repolarisation des ventricules. Dans l'état normal du cœur, cette onde présente une amplitude moins faible que celle du complexe QRS et une durée plus longue.

II.2.8. Intervalles temporels

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et durées ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST, de l'intervalle QT. Les valeurs normales citées ci-dessous qui s'appliquent à des adultes d'âge moyen sont données à titre indicatif car il existe un chevauchement parfois important entre les valeurs normales et pathologiques [12, 13, 14, 15].

☞ *L'Intervalle PR ou PQ*

L'intervalle PR ou PQ, mesuré du début de l'onde P au début du complexe QRS, représente le temps de propagation de l'influx par les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His, ses branches, le réseau de Purkinje jusqu'au début de l'activation ventriculaire. La durée de l'intervalle PR varie de 0,12 à 0,20 secondes en fonction de la fréquence cardiaque et de l'âge.

☞ *L'Intervalle QRS*

La durée de cet intervalle représente le temps de dépolarisation ventriculaire.

☞ *L'Intervalle ST*

Le segment ST est la partie du tracé comprise entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Il correspond à la phase 2, en plateau, du potentiel d'action transmembranaire.

Le segment ST normal peut être légèrement décalé, vers le haut au repos, ou vers le bas à l'effort.

☞ *L'Intervalle QT*

Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T, englobant la dépolarisation et la repolarisation ventriculaires. La durée de l'intervalle QT varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe.

➤ L'Intervalle RR

Cet intervalle désigne le temps entre deux ondes R successives. La facilité de la détection de l'onde R donne l'importance de cet intervalle qui sert à mesurer la fréquence cardiaque.

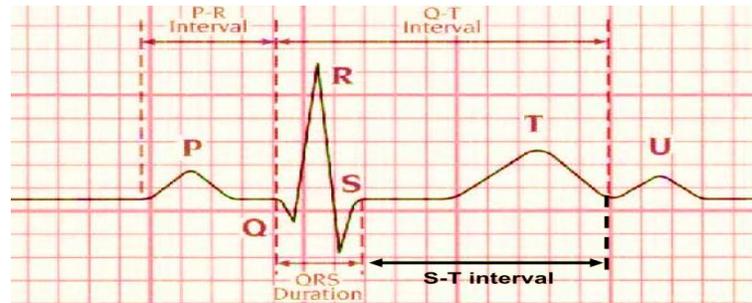


FIG II. 5: Différents intervalles dans l'ECG.

Des anomalies électriques peuvent être les premiers signes indiquant l'existence d'effets secondaires potentiellement désastreux de certains médicaments, ou de sévères déséquilibres métaboliques ou électrolytiques, et.

II.2.6. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic [14].

II.2.6.1. Bruits techniques

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentés ci-dessous.

❖ Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la Figure (FIG II.6). Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence à bande étroite.

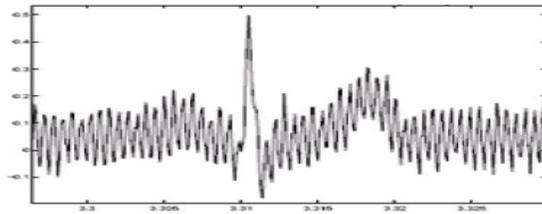


FIG II. 6: Interférence secteur 50 Hz.

❖ Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme montré sur la Figure (FIG II.7). Ce type de bruit intermittent à bande spectrale large s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.

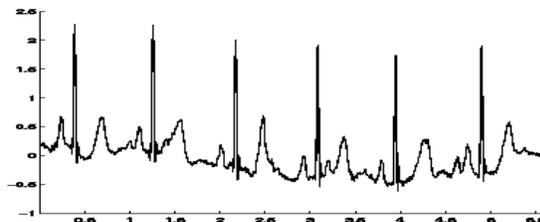


FIG II. 7: Bruit dû aux mouvements des électrodes.

❖ Autres bruits courants

Parmi les bruits courants on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, la saturation des instruments de mesure, les mauvais câblages, les artefacts dus au port de vêtements synthétiques, etc.

II.2.6.2 Artefacts physiques

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration.

❖ Mouvements de la ligne de base

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la Figure (FIG II.8). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.

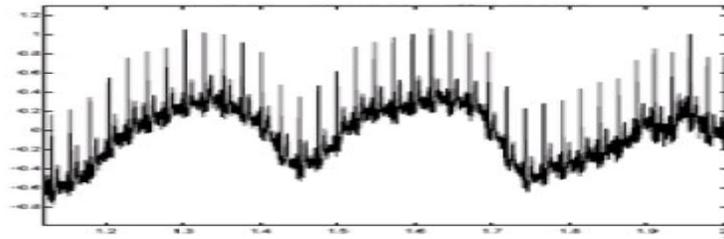


FIG II. 8: Dérive de la ligne de base.

❖ Bruit myoélectrique ou tremblement somatique

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires et bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques comme montré sur la Figure (FIG II.9). L'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.

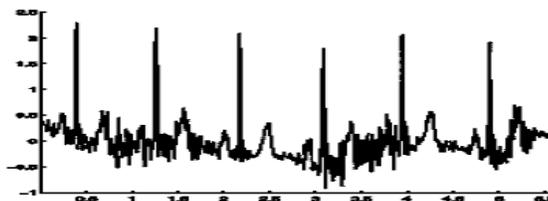


FIG II. 9: Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.

II.3. L'électroencephalographie (EEG)

II.3.1. Historique

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. 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 [16].

II.3.2. Définition

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 [17].

II.3.3. Activité électrique

II.3.3.1. Du cerveau au neurone

Le cerveau humain est composé de 10 à 100 milliards de neurones. 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. Le rôle 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 : 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 [18].

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 diphasique (dépolérisation puis hyperpolarisation de la membrane) de quelque 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 (Fig. II.10) [18].

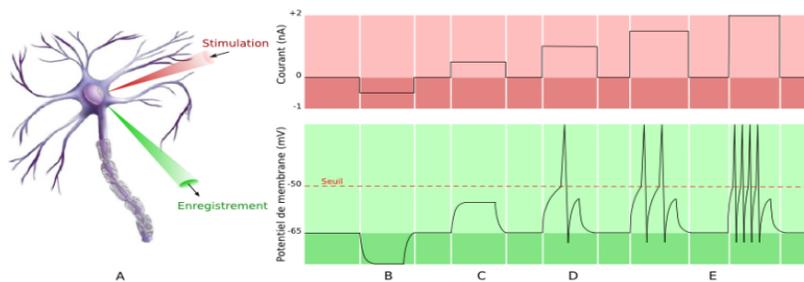


FIG II. 10: Principe du tout ou rien du potentiel d'action.

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 (Fig. II.11) :

- le Potentiel Post-synaptique Excitateur (ou PPSE) diminue la différence de potentiel entre les deux côtés de la membrane plasmique. Autrement dit le PPSE dépolarise localement la membrane d'environ 25mV ;
- le Potentiel Post-synaptique Inhibiteur (ou PPSI) augmente la différence de potentiel. Il hyper-polarise 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 dépolarisation, 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 [18].

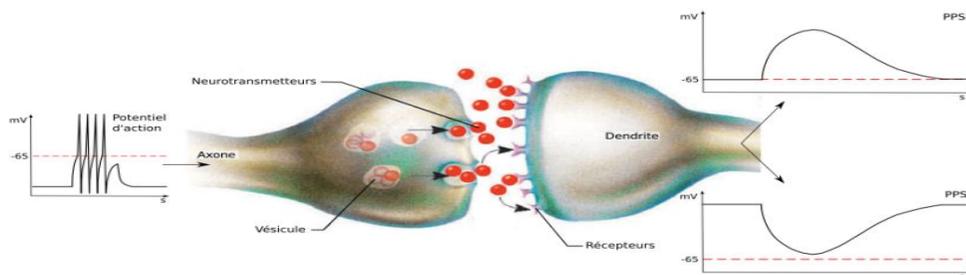


FIG II. 11: Déclenchement d'un potentiel post-synaptique.

L'arrivée de l'influx nerveux au niveau de la terminaison anoxique déclenche la libération de neurotransmetteurs. Ces neurotransmetteurs se fixent au niveau de la membrane post-synaptique. Suivant le type de neurotransmetteurs, une dépolarisation 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.

II.3.3.2. 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 [18].

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 (FIG. II.12).

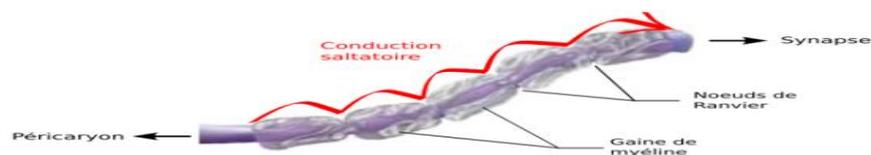


FIG II. 12: La conduction saltatoire.

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 ($100\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) qu'une fibre myélinisée de $20\mu\text{m}$ de diamètre.

II.3.3.3. 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 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. 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 (FIG. II.13) [18].

En plus d'une synchronisation temporelle, une synchronisation spatiale des événements post-synaptiques 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 (FIG. II.14). L'EEG permet d'enregistrer principalement les courants localement perpendiculaires à la surface corticale, générés par les neurones organisés en colonne [18].

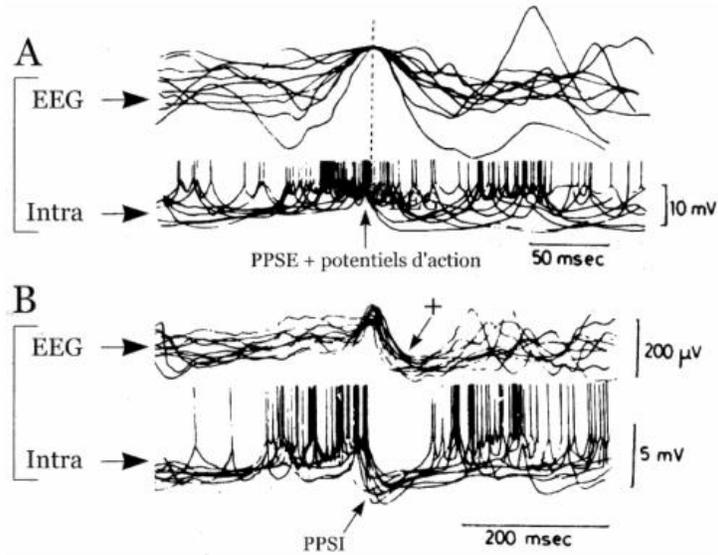


FIG II. 13: Corrélation entre l'activité intracellulaire des cellules corticales et les ondes EEG de surface.

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.

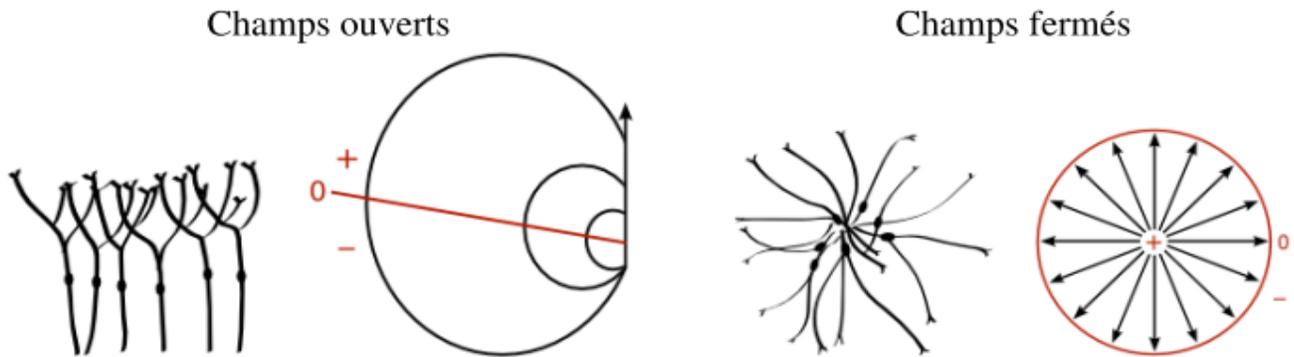


FIG II. 14 : Deux exemples d'organisation neuronale rencontrés dans le système nerveux central avec les lignes de flux de courant qu'ils génèrent.

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. 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.

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 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 [18].

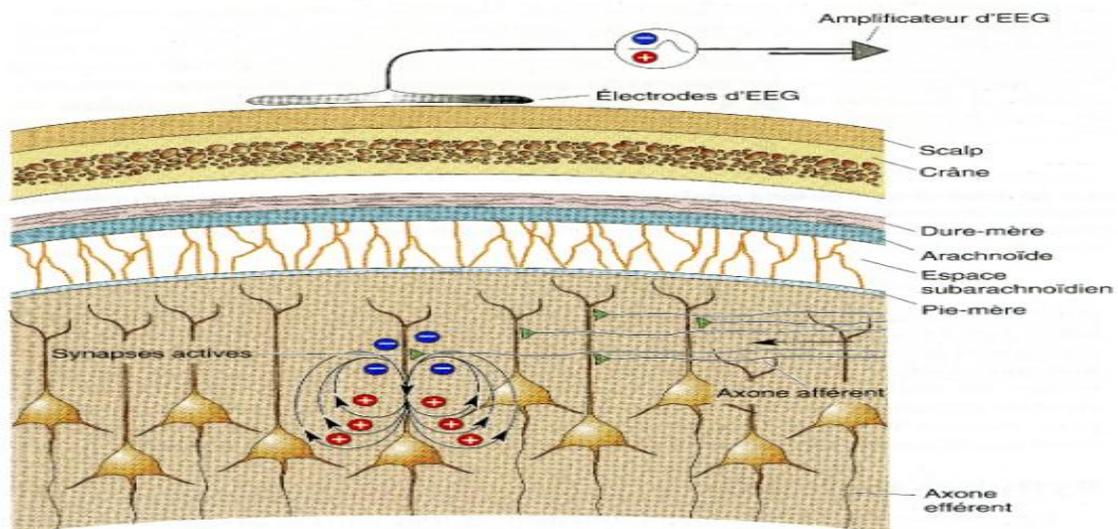


FIG II. 15 : Champs électriques générés par les courants synaptiques.

Déclenchement d'un potentiel post-synaptique. Dans ce cas, la synapse excitatrice se trouve dans la partie supérieure de la région dendritique. Lors de la transmission synaptique, des courants entrants 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.

II.3.3.4. 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 (FIG. II.15). 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 (FIG. II.14). 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 [16, 17, 18].

II.3.4. Différents rythmes corticaux

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

II.3.4.1. 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.

II.3.4.2. 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 (FIG. II.17).

II.3.4.3. 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 (FIG. II.17). 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 (FIG. II.16).

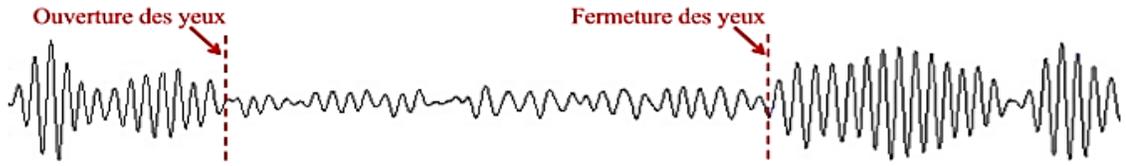


FIG II. 16 : Illustration de la réaction d'arrêt de Berger.

Les ondes alpha disparaissent dès que le sujet ouvre les yeux.

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

II.3.4.4. 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. Elles ont une amplitude de 10 à 50 μ V (FIG. II.17). Elles se forment suite à l'interaction entre les populations du cortex et de l'hippocampe.

II.3.4.5. Ondes delta δ

Les ondes delta ont une fréquence inférieure à 4Hz. Elles sont caractéristiques du sommeil profond (FIG. II.17).

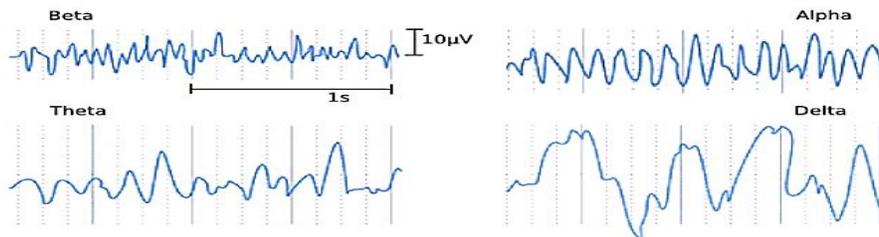


FIG II. 17: Les rythmes corticaux. [17, 18]

II.3.5. Acquisition de l'EEG

Différentes procédures existent pour l'acquisition de l'EEG, nous avons choisi de nous focaliser sur les plus importantes [19,20].

II.3.5.1. 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. 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 (FIG. II.18). 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. 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. 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 [19,20].

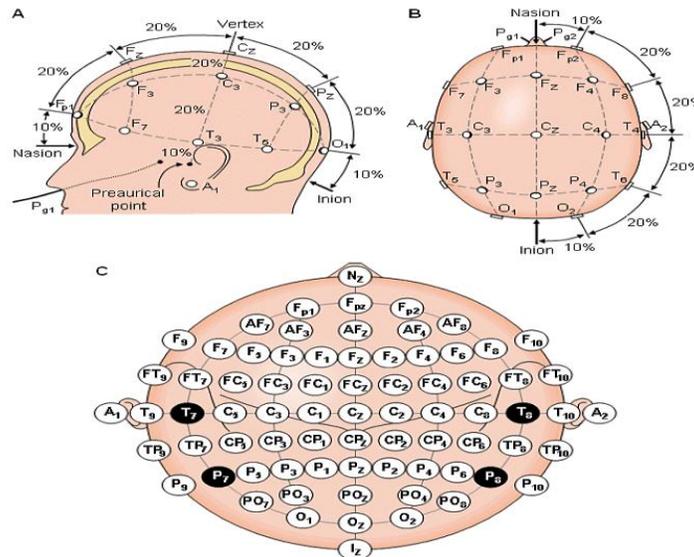


FIG II. 18 : Système standard international de placement des électrodes.

A- vue de la gauche, B- vue de dessus. En C- localisation et nomenclature des électrodes.

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 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. 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).

Le nombre d'électrodes dépend du protocole à réaliser ; en recherche, elle est fréquemment FIG. II.18 – Bonnet et électrodes EEG. Le bonnet est un tissu élastique contenant les électrodes, 64 constituée d'au minimum 64 électrodes.

II.3.5.2. 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 [19,20].

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. Dans nos études, nous avons choisi d'utiliser les lobes auriculaires comme système de référence ce qui permet d'éviter les artefacts électrocardiographiques ainsi que la diffusion de l'activité électrique des régions cérébrales. L'électrode de terre, nécessaire pour servir de masse au système, est disposée sur le nez.

II.3.5.3. 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. La période d'échantillonnage temporel est classiquement entre 0.5ms et 2ms, c'est-à-dire 2000 à 500 points par seconde et par électrode, ce qui d'après Shannon permet d'enregistrer des signaux de fréquence de 1000 à 250Hz ;
- un système de visualisation et d'écriture sur disque.

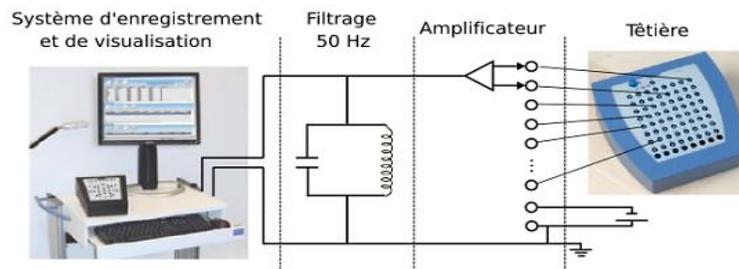


FIG II. 19: Système d'acquisition EEG. [18]

II.3.6. Artéfacts

Les signaux d'EEG sont sujets au bruit et à des objets façonnés. Les électrocardiogrammes (ECGs), les electrooculogrammes (EOG), ou les clignotements d'œil affectent les signaux d'EEG [21].

Les signaux d'EEG contiennent l'information neuronale en-dessous de 100 hertz (dans beaucoup d'applications l'information se situe en-dessous de 30 hertz). N'importe quel composant de fréquence au-dessus de ces fréquences peut être simplement enlevé en utilisant les filtres passe-bas. Dans les cas où le système par acquisition de données d'EEG ne peut pas décommander dehors la ligne fréquence de 50 hertz (due à un défaut en fondant ou l'équilibrage imparfait des entrées des amplificateurs différentiels liés au système d'EEG) un filtre à encoche est utilisé pour l'enlever.

Les non-linéarités dans l'enregistrement relié au système à la réponse en fréquence des amplificateurs, si connues, sont compensées en utilisant les filtres d'égalisation. Cependant, les caractéristiques des bruits internes et externes affectant les signaux d'EEG sont souvent inconnues. Le bruit peut être caractérisé si les sous-espaces de signal et de bruit peuvent être exactement séparés.

II.4. L'électromyographie (EMG)

II.4.1. Historique

Carlo Matteucci (1811-1868) et Emil Du Bois-Reymond (1818-1896) étaient les premières personnes qui enregistrer les signaux électriques émis des nerfs de muscles utilisant un galvanomètre et ont établi le concept de la neurophysiologie. Cependant, le concept du courant d'action présenté par Hermann Von Helmholtz a clarifié et a confirmé les variations négatives qui se produisent pendant la contraction de muscle. Le premier enregistrement de l'électromyogramme est réalisé par Cohen-Mit en 1968 [16].

II.4.2. Définition

Les signaux myoélectriques, appelés aussi électromyogrammes (EMG), sont des signaux électriques pouvant être enregistrés au niveau des muscles. L'interprétation de ces signaux peut conduire à de nombreuses applications, parmi lesquelles figure le contrôle de mains ou de bras artificiels. [22]

Or, les électromyogrammes sont des signaux complexes, brutes et pouvant être influencés par de nombreux facteurs. Leur interprétation nécessite par conséquent de leur appliquer plusieurs traitements spécifiques.

II.4.3. Acquisition de l'électromyogramme

Un électromyogramme (EMG) est un potentiel électrique généré au niveau des fibres musculaires quand les muscles sont contractés. Le système nerveux central, constitué du cerveau et de la moelle épinière, contrôle le muscle en agissant de manière synchronisée sur un ensemble de fibres musculaires. On peut obtenir deux types d'information à partir des signaux myoélectriques: [23]

- des informations de diagnostic sur les maladies neuromusculaires telles que la myotonie, la pseudo-myotonie ou encore la sclérose latérale amyotrophique ;
- des informations sur l'état des muscles comme la tension musculaire, la fatigue.

Elles touchent directement la fibre musculaire. Elles permettent d'obtenir le

Pour détecter ces signaux, deux types d'appareil de mesure sont utilisés.

II.4.3.1. Les électrodes à aiguille

Signal émis par une seule fibre mais elles présentent l'inconvénient d'abîmer la peau et le tissu musculaire. Elles ne sont ainsi employées qu'à des fins médicales, notamment pour diagnostiquer

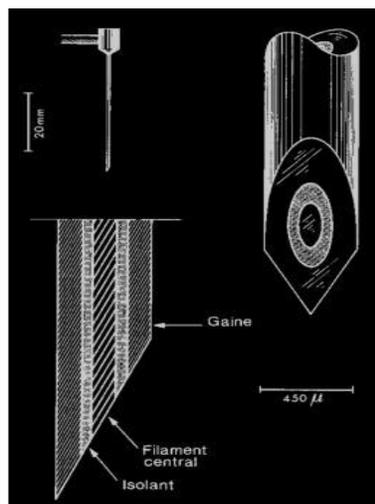


FIG II. 20: Schéma d'une aiguille concentrique utilisé en électromyographie de détection.

II.4.3.2. Les électrodes de surface

Elles sont fixées sur la peau au niveau du muscle cible. Elles fournissent le signal émis par un ensemble de fibres musculaires et non plus d'une seule fibre comme précédemment. Elles peuvent par contre être utilisées beaucoup plus facilement que les électrodes à aiguille. Parmi les électrodes de surface, on distingue [23] :

- les électrodes humides à base de gel Ag/AGC. Elles permettent de maintenir l'impédance électrique désirée mais sont à usage unique et possèdent une durée de vie limitée.
- les électrodes sèches constituent essentiellement d'acier inoxydable. Elles sont réutilisables mais elles possèdent une impédance électrique haute et instable. La sueur fait aussi décroître facilement l'impédance de l'électrode et déformé légèrement le signal myoélectrique. Les électrodes sèches compliquent donc la classification mais elles sont nécessaires, du fait de leur plus grande durée de vie, au développement de produits commerciaux.

II.4.4. Les utilisations des électromyogrammes de surface

Diverses études ont été menées pour utiliser les EMG de surface dans des applications variées telles que l'analyse de mouvements ou encore la commande de certains appareils [23].

Un objectif de l'étude des signaux EMG est d'identifier les fibres musculaires actives au cours de mouvements précis et d'estimer les états des muscles au niveau de la force et de la fatigue. Décrit ainsi la possibilité d'identifier les activités motrices fonctionnelles rencontrées dans la vie de tous les jours (telles que se brosser les dents, écrire, se coiffer) à l'aide des signaux myoélectriques de surface.

Les électromyogrammes de surface peuvent également permettre de commander des bras robotiques, des fauteuils roulants électriques, des périphériques d'ordinateur, ... etc. Ils peuvent être utilisés dans des domaines variés, concernant aussi bien les personnes valides que les personnes handicapées.

Les signaux EMG peuvent par exemple autoriser la mise au point de nouvelles interfaces homme-machine. Un groupe de recherche de la NASA est ainsi dédié à l'élaboration de périphériques qui connectent directement une personne à un ordinateur via le système nerveux. Des études sont menées pour interpréter les signaux EMG en tant que commandes de contrôle

d'ordinateur, un des objectifs étant de ne plus avoir besoin d'utiliser des joysticks ou des claviers mécaniques.

Un autre domaine d'application important est la réhabilitation des personnes handicapées par l'utilisation d'une prothèse de main ou de bras. La prothèse EMG utilise les signaux myoélectriques générés par les muscles partiellement perdus par l'amputé. Elle repose sur le fait que celui-ci a conservé le "fantôme" des fonctions que possédait son membre. Elle présente en outre l'avantage de soulager la douleur dite douleur du bras fantôme que l'amputé ressent dans son bras absent.

Si les premières études de main contrôlées par des électromyogrammes de surface ont été menées juste après la seconde guerre mondiale, les appareils utilisant ces signaux et disponibles aujourd'hui sur le marché ne sont toujours pas satisfaisants : les prothèses de main actuelles permettent uniquement de faire des commandes simples (ouvrir et fermer la main) et ne sont pas adaptées à un individu particulier.

Les mains artificielles peuvent être commandées en utilisant deux types de signaux :

- des mouvements simples. On peut ainsi citer pour les mouvements du poignet : la supination, la pronation, la flexion ou encore l'extension et pour les mouvements des doigts : la flexion et l'extension du pouce ou d'un ensemble de doigts.
- des mouvements préhensiles, *i.e.* qui permettent de prendre, de saisir des objets. On distingue 4 types majeurs de prises qui dépendent de la forme de l'objet à saisir : la saisie cylindrique, la saisie sphérique, le pincement et la saisie latérale. Les mouvements préhensibles font intervenir une coordination des mouvements au niveau de plusieurs articulations et varient d'un individu à l'autre. Par conséquent, de façon à pouvoir restituer le mouvement par une main artificielle, il est nécessaire de saisir le mouvement de la main de l'individu. Dans le cas d'une personne amputée, la saisie se fait sur le membre intact. La saisie peut se faire à l'aide d'une caméra ou d'un gant de données.

II.4.5. Les changements du signal EMG

II.4.5.1. Le recrutement des unités motrices

Une unité motrice (UM) est un ensemble constitué par un motoneurone et par les fibres musculaires qu'il innerve.

Le système nerveux central (SNC) contrôle la force exercée au travers de deux mécanismes [22] :

- Le recrutement spatial, ou accroissement du nombre d'UM

Les muscles squelettiques sont composés d'un nombre plus ou moins imposant d'UM qui développent, selon leur type, des niveaux de forces différents [3].

Les plus petites d'entre elles sont plus facilement mises en jeu, car elles sont innervées par des motoneurones de petit diamètre.

Ceci permet à la contraction musculaire d'être progressive, et d'augmenter au fur et à mesure que les UM plus grandes, à vitesse de conduction plus importante, s'activent. C'est le « principe de la taille », mis en évidence par Henneman.

- Le recrutement temporel, ou accroissement de la fréquence de décharge des UM

Chaque UM active peut être l'objet d'une stimulation unique ou répétée : elle va « déchargée » une ou plusieurs fois. Le maintien d'un niveau de force stable résulte d'une activité rythmique et soutenue de l'UM. Mais la fréquence de décharge d'une unité n'est cependant pas constante et présente une certaine variabilité qui dépend, entre autre, du niveau de force [3] : lorsque l'on considère l'activité d'une UM au cours du maintien de niveaux de force de plus en plus élevé, on constate que sa fréquence de décharge augmente. Peu d'études ont été réalisées à propos de la contraction anisométrique et anisoton.

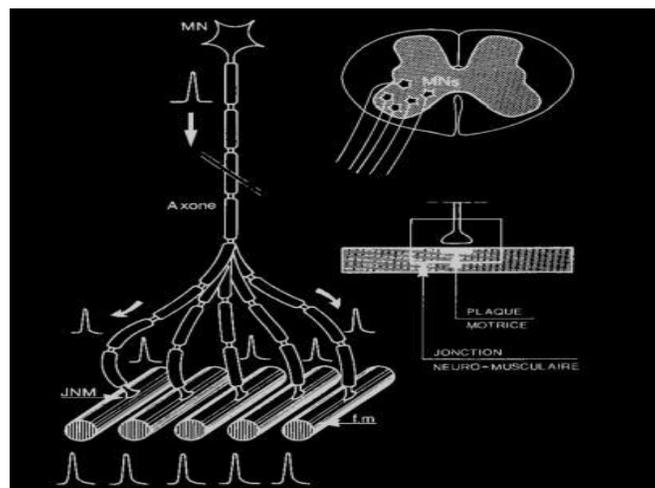


FIG II. 21 : Schéma de l'unité motrice.

II.4.5.2. Les mécanismes de contrôle et leurs incidences sur le signal EMC

Comme nous venons de le décrire, deux mécanismes sont mis en jeu pour le contrôle du niveau de force musculaire. Leur participation relative va influencer l'amplitude du signal EMG. Si le niveau de force augmente, plus d'UM seront recrutées et l'EMG intégré va augmenter [22].

Une fois les UM recrutées, leur fréquence de décharge va augmenter avec l'accroissement de la production de force. Donc, si plus de PA sont générés par unité de temps pour l'augmentation du niveau de force, cela se traduira également par un signal d'une plus grande amplitude.

Le signal iEMG est un indicateur fiable en ce qui concerne le niveau d'activation du muscle. On peut facilement observer les changements du contrôle central des muscles et des propriétés physiologiques et anatomiques des fibres musculaires, grâce à l'étude du signal iEMG. Ses variations sont l'expression de changements de la commande neuromusculaire.

La fréquence moyenne(MPF) est directement liée à la vitesse de conduction de la fibre musculaire. Le changement de cette valeur est le principal facteur influençant le déplacement de MPF vers les hautes ou basses fréquences. En effet, selon le «principe de la taille» évoqué précédemment, on suggère que le spectre de puissance donne des indications sur le recrutement des UM. Par exemple.

Les modifications métaboliques ou électrolytiques ont donc une influence sur la conductivité de la fibre musculaire, et possèdent une implication directe sur la MPF.

la figure (FIG.II.22) montre un enregistrement de signal EMG :

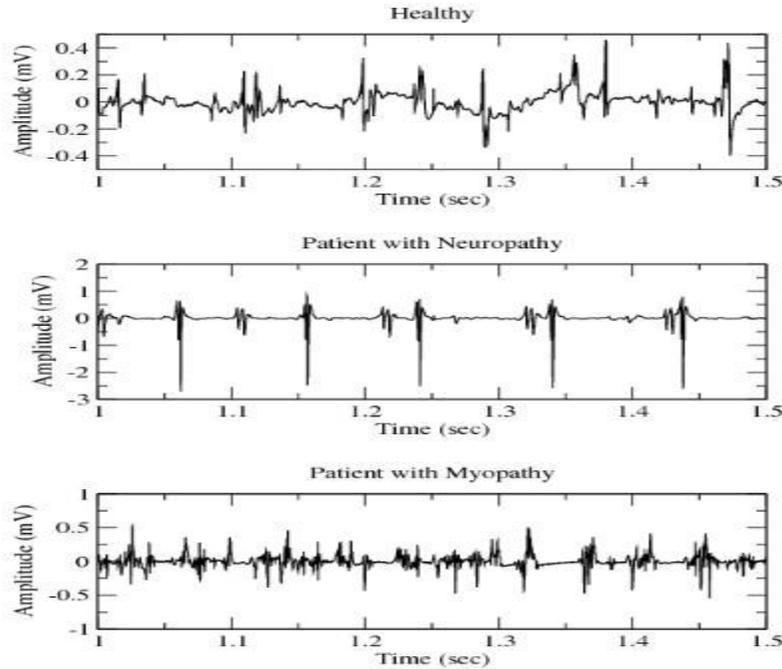


FIG II. 22: Enregistrement de l'EMG pour une personne saine et deux personnes malades [24].

Après avoir été mesurés, les signaux myoélectriques, devront subir plusieurs traitements pour être utilisés dans les applications qui viennent d'être décrites. La description du processus d'interprétation est l'objet de la suite de cette étude bibliographique.

II.4.6. Artéfacts

L'amplitude des électromyogrammes détectés est de 10mV maximum. La détection de ces signaux est facilement affectée par le bruit (changement de température, choc au niveau des électrodes, etc.) ou les inductions électrostatiques et électromagnétiques engendrées par les sources d'alimentation électriques. De plus, la peau atténue le signal dans le cas des EMG de surface. Pour pallier à ces interférences, le signal est amplifié et filtré [23].

Un autre phénomène qui bruite les signaux myoélectriques est l'effet *Cross-Talk* (pouvant être traduit par "brouhaha"). Cet effet est spécifique aux signaux mesurés par les électrodes de surface. Il est dû aux problèmes d'interférence entre les signaux EMG émis par les muscles qui se trouvent au voisinage de l'électrode de mesure. Il empêche d'avoir un signal propre à l'activité du muscle à mesurer. Pour améliorer la classification, le signal est filtré de manière à réduire au maximum cet effet.

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre on a fait l'étude des trois signaux l'ECG, l'EMG, et l'EEG, on a vu la source de chacun et les procédures de leur acquisition.

D'autre part on a étudié les différents artefacts qui entachent ces signaux.

Chapitre III : Notions de base sur les ondelettes et réseaux de neurones

III.1. Introduction

Dans ce chapitre on va exposer deux outils qu'on va considérer comme procédures de restauration dans notre application : ondelettes et réseaux de neurones artificiel.

III.2. Transformée en ondelette

III.2.1. Introduction

Le développement des théories sous-jacentes à la transformée en ondelettes a débuté au milieu du siècle dernier avec les recherches de Gabor; toutefois, le concept d'ondelette ne fut introduit véritablement que durant les années 1980, par les travaux notamment de Morlet, Meyer, Daubechies et Mallat. L'appropriation des résultats des travaux de ces mathématiciens par les ingénieurs et chercheurs en quête de méthodes de traitement de signal toujours plus efficaces a entraîné l'éclosion ou l'amélioration de nombreuses applications dont plusieurs sont destinées à l'analyse des signaux biomédicaux [25].

La principale caractéristique d'une ondelette est son support compact, c'est-à-dire que la fonction d'ondelette est limitée à la fois dans les domaines du temps et de la fréquence.

La transformée de signaux non stationnaires comportant des transitoires rapides, par exemple des potentiels d'action, concentre leur énergie en quelques coefficients qui peuvent être vus comme la signature du potentiel d'action dans le domaine transformé. Le reste du signal, considéré comme du bruit, est réparti de façon plutôt régulière sur tous les coefficients. De cette façon, la transformée en ondelettes contribue à séparer le bruit du signal d'intérêt. Les coefficients de moindre amplitude, attribués au bruit, peuvent ensuite être négligés lors de l'analyse du signal [26].

III.2.2. Transformée en ondelettes continue

III.2.2.1. Eléments théoriques

La valeur de la transformée en ondelettes continue (cwt) de la fonction $f(t)$ est donnée par l'équation (III.1), dans laquelle l'ondelette $\Psi_{\tau,a}(t)$ correspond à l'ondelette mère $\Psi(t)$ localisée au temps τ et mise à échelle a (équation (III.2)) [27,28].

$$CWT(\tau, a) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \Psi_{\tau,a}(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (\text{III.1})$$

$$\Psi_{\tau,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad (\text{III.2})$$

Il est possible d'établir un parallèle avec la transformée de Fourier à court tenue (*Short Time Fourier Transform- STFT*), laquelle est exprimée par [29 ,31] :

$$STFT(\tau, a) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot g(t - \tau) \cdot e^{-j2\pi f \cdot t} dt \quad (\text{III.3})$$

La différence entre la STFT et la transformée de Fourier usuelle (FT) est l'ajout d'une fenêtre glissante $g(t)$ qui se déplace dans le temps d'un intervalle r . La CWT et la STFT permettent donc de produire une analyse du contenu fréquentiel d'un signal de façon quasi instantanée.

III.2.2.2. Implémentation

La réalisation d'une transformée continue peut être effectuée de façon logicielle, par exemple à l'aide de Matlab, ou matérielle, en utilisant les méthodes décrites dans les paragraphes suivants. Il importe toutefois de noter que la transformée accomplie n'est jamais véritablement continue. Les logiciels doivent discrétiser les signaux continus selon un certain pas, tandis le matériel ne saurait effectuer un balayage continu des échelles et translations puisque cela nécessiterait une circuiterie infinie. Une transformée continue discrétisée ne doit pas être confondue avec une transformée discrète [26].

III.2.2.2.1. Méthodes temporelles

La transformée en ondelettes peut être effectuée en convoluant, dans le domaine du temps, le signal et une ondelette. Le processeur analogique comprend des multiplieurs et intégrateurs pour réaliser la convolution de même qu'un générateur de chaîne d'ondelettes à diverses échelles. Dans le générateur est un modulateur qui multiplie une enveloppe gaussienne à une exponentielle complexe, créant ainsi une ondelette de Morlet ou Gabor. Bien que cette méthode soit intuitive et facile à relier à l'équation (III.1), elle nécessite beaucoup de circuits dont plusieurs de types différents [26].

III.2.2.2.2. Méthodes fréquentielles

Le passage du signal dans un filtre passe-bande dont la réponse à l'impulsion est une ondelette permet également de réaliser une transformée en ondelettes. La fréquence du filtre est f_a alors reliée à l'échelle a de l'équation (III.1) par l'équation (III.4) [26,27] :

$$f_a = \frac{f_{0\psi}}{a} \quad (\text{III.4})$$

Où $f_{0\psi}$ est la fréquence centrale de l'ondelette mère, soit l'ondelette de base, sans mise à l'échelle ni translation.

III.2.2.3. Applications biomédicales de la CWT

Contrairement à la transformée discrète dont il sera question à la section suivante, la CWT produit une analyse dite redondante, car les atomes se chevauchent en raison de la nature même des filtres analogiques qui ne peuvent couper parfaitement les fréquences à l'extérieur de leur bande passante. De ce fait, elle est moins appropriée pour les applications impliquant la réduction des données, comme la compression et l'élimination du bruit. Par contre, elle convient bien à la détection de formes d'onde dans un signal, notamment lorsque celles-ci présentent des particularités à des échelles variables, comme c'est le cas pour les réponses des neurones à des stimuli externes. Le processeur de CWT se comporte alors comme un filtre adapté à de multiples échelles qui, lors de la convolution avec le signal, réagira de façon maximale au moment où l'événement se produit. La CWT a entre autres été utilisée pour la détection de certains signaux de l'EEG (électroencéphalogramme) annonciateurs d'une crise d'épilepsie et du complexe QRS dans le signal ECG (électrocardiogramme) [32, 33, 34].

III.2.3. Transformée en ondelettes discrète

La transformée discrète (*Discrete Wavelet Transform* - DWT), dont l'usage est beaucoup plus répandu et dont les caractéristiques assez différentes ont entraîné le développement d'applications distinctes de celles associées à la CWT [27].

III.2.3.1. Éléments théoriques

Plutôt que de passer le signal par des filtres passe-bande de façon parallèle comme pour la CWT, la DWT utilise des filtres numériques passe-bas et passe-haut en cascade [26].

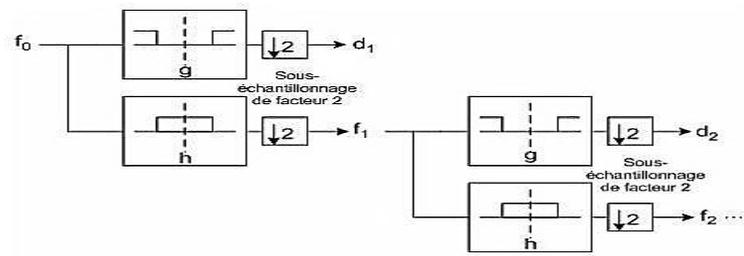


FIG III. 1 : Décomposition DWT par filtre numérique.

III.2.3.2. Décomposition DWT par filtres numériques

Les équations (III.5) et (III.6) présentent la décomposition à partir du signal discret f_i du niveau i en une partie à haute fréquence d_{i+1} et une partie à basse fréquence f_{i+1} , via les filtres numériques passe-bas h et passe-haut g .

$$f_{i+1,n} = \sum_l f_{i,l} \cdot h_{(l-2n)} \quad (\text{III. 5})$$

$$d_{i+1,n} = \sum_l f_{i,l} \cdot g(l + 2n) \quad (\text{III. 6})$$

Les filtres numériques ont l'avantage de posséder un support véritablement compact en temps et en fréquence, contrairement aux filtres analogiques qui présentent toujours un certain recouvrement. La transformée discrète peut résulter en une base orthogonale pour obtenir une représentation non-redondante du signal, ce que la CWT ne peut fournir.

III.2.3.3. Implémentation

La DWT, composée de filtres numériques, se prête bien à la réalisation sur une plateforme de prototypage rapide, telle que la carte Altéra DSP fournie par la Société Canadienne de microélectronique (SCM) au laboratoire PolySTIM. Les coefficients des filtres numériques sont choisis à l'aide de Matlab. Puis le FPGA de la carte est programmé en utilisant des filtres obtenus d'altera sous forme de blocs encapsulés de type IP (*Intellectual Property*). L'implémentation sur circuit intégré est aussi faisable; plusieurs travaux récents, portent sur des architectures novatrices de filtres plus rapides ou de plus faible consommation de puissance [26].

III.2.3.4. Applications biomédicales de la DWT

De très nombreuses applications de traitement de signaux biomédicaux par DWT ont été rapportées durant les quinze dernières années, notamment les signaux cardiaques (ECG) et cérébraux. Beaucoup sont également dédiées à l'analyse des mesures extracellulaires prises dans le cortex. Dans, la DWT a été utilisée en vue de réduire le bruit entachant un enregistrement multicanal de signaux corticaux; en plus de diminuer le bruit présent sur chaque électrode indépendamment des autres, la DWT a également permis la réduction du bruit spatialement corrélé, grâce au croisement des mesures des électrodes rapprochées. De la même façon, une compression efficace et fidèle basée sur la DWT a été rapportée dans la DWT est aussi répandue en tant que prétraitement des données avant l'application d'algorithmes de classification des potentiels d'action [32 ,33 ,34].

III.2.4. Fonction d'ondelette

III.2.4.1. Conditions mathématiques de validité d'une ondelette

La transformée en ondelettes inverse, c'est-à-dire la reconstruction du signal d'origine, est donnée par l'équation (III.7) [27].

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \iint_{-\infty}^{\infty} CWT(\tau, a) \cdot \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \frac{1}{a^2} d\tau da \quad (\text{III. 7})$$

L'existence de la transformation inverse dépend de la convergence du coefficient C_ψ .

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{|f|} df < \infty \quad (\text{III. 8})$$

$\Psi(f)$ est la transformée de Fourier de $\Psi(t)$. La moyenne ou composante continue de la fonction d'ondelette $\Psi(t)$ doit être nulle, c'est-à-dire respecter la relation suivante.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = \Psi(f)|_{f=0} = 0 \quad (\text{III. 9})$$

La taille de l'atome d'analyse temps-fréquence dépend de sa résolution temporelle, Δt_ψ (équation (III.10)) et fréquentielle, Δf_ψ (équation (III.11)).

$$\Delta t_{\psi}^2 = \frac{\int t^2 |\Psi(t)|^2 dt}{\int |\Psi(t)|^2 dt} \quad (\text{III.10})$$

$$\Delta f_{\psi}^2 = \frac{\int t^2 |\Psi(f)|^2 df}{\int |\Psi(f)|^2 df} \quad (\text{III.11})$$

La précision de l'analyse demande que la taille de l'atome soit petite elle ne peut cependant pas être inférieure à $\frac{1}{4\pi}$, selon le principe d'incertitude de Heisenberg. Ce principe stipule qu'une fonction d'énergie finie ne peut avoir un support compact à la fois en temps et en fréquence.

$$\Delta f_{\psi} \Delta t_{\psi} \geq \frac{1}{4\pi} \quad (\text{III.12})$$

La fonction gaussienne, notamment, atteint cette limite. L'ondelette mère $\Psi(t)$ centrée à $t_{0\psi}$ et de largeur Δt_{ψ} permet de générer les ondelettes $\Psi((t - \tau)/a)$, lesquelles sont centrées à $\tau + a \cdot t_{0\psi}$ et ont une largeur de $a\Delta t_{\psi}$.

À l'aide de la relation de Parseval et de la définition de la CWT donnée par l'équation (III.1), on obtient la transformée dans le domaine fréquentiel (équation (III.13)) où $\Psi_{\tau,a}(f)$ est la transformée de Fourier de $\Psi_{\tau,a}(t)$ telle que donnée par l'équation (III.14).

$$CWT_f(\tau, a) = \int_{-\infty}^{\infty} F(f) \cdot \Psi_{\tau,a}(f) df \quad (\text{III.13})$$

$$\Psi_{\tau,a}(f) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-j2\pi ft} \Psi\left(\frac{t - \tau}{a}\right) dt = \frac{a}{\sqrt{a}} e^{-j\tau 2\pi f} \cdot \Psi(af) \quad (\text{III.14})$$

En remplaçant (III.14) dans (III.13) on obtient la transformée en ondelettes dans le domaine fréquentiel sous une autre forme (équation (III.15)). En conséquence, pour une ondelette mère $\Psi(f)$ ayant pour centre $f_{0\psi}$ et pour largeur Δf_{ψ} le centre fréquentiel de ondelette $\Psi(af)$ est $f_{0\psi}/a$ et sa largeur est $\Delta f_{\psi}/a$.

$$CWT_f(\tau, a) = \int_{-\infty}^{\infty} F(f) \cdot \frac{a}{\sqrt{a}} e^{-j\tau 2\pi f} \Psi(af) df \quad (\text{III.15})$$

III.2.5. Critères pour le choix d'une famille d'ondelettes

L'analyse par transformée en ondelettes des signaux physiologique permet de concentrer l'énergie des potentiels d'action en des points bien localisés de la sortie de la transformée, facilitant ainsi la détection et la compression des événements. Le degré de concentration atteint est influencé par ondelette utilisée : en théorie, plus la fonction ressemble à l'événement à traiter, plus l'analyse sera efficace. En effet, la transformée en ondelettes constitue en quelque sorte du filtrage adapté à de multiples échelles et la théorie de la détection fondée sur la maximisation de la vraisemblance est formulée dans [26] en considérant que l'ondelette est exactement adaptée au potentiel d'action. Moins formellement, il est ensuite énoncé qu'avec une forme d'ondelette plus générale mais qui tient tout de même compte des connaissances qualitatives disponibles a priori sur la forme du potentiel, certains coefficients sur certaines bandes indiqueront la présence d'un événement. Cette généralisation s'applique également au bruit, puisque bien que le développement formel du test d'hypothèses soit effectué avec du bruit blanc gaussien, les auteurs montrent que la méthode de détection par ondelettes est valide même en présence d'un autre type de bruit [26].

De toute façon, une ondelette optimale pour les signaux mesurés lors d'une certaine expérimentation ne le serait pas nécessairement lors d'une autre prise de mesures.

III.3. Les réseaux de neurones artificiels(RNA)

III.3.1. Introduction

Inspirés du fonctionnement du cerveau humain, les réseaux de neurones artificiels (RNA) occupent aujourd'hui une place prépondérante dans plusieurs domaines des sciences de l'ingénieur. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau, que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. L'origine de l'inspiration des réseaux de neurones artificiels remonte à 1890 quand W. James, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. Il propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones, connu plus tard sous le nom de loi de Hcbb. Il a fallu attendre l'année 1943 pour que J. Mc Culloch chercheur en neurologie et W. Pitts mathématicien proposent le premier modèle mathématique et informatique du neurone (un neurone au comportement binaire) [35].

III.3.2. Définition

D'un point de vu mathématique, un RNA est un système mathématique possédant une capacité d'apprentissage de l'environnement extérieur. Il est capable de modéliser un processus physique à partir de données expérimentales (il n'est pas strictement nécessaire d'assumer une relation particulière entre les données) mises à sa disposition afin de généraliser sur de nouvelles données [35].

III.3.3. Eléments de base des réseaux de neurones

Par analogie avec le neurone biologique, chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w , abréviation du mot poids (weight en anglais), représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval comme montre sur la Figure (FIG III.3) [13].

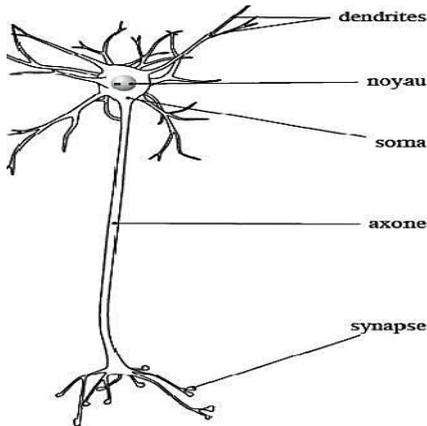


FIG III. 2 : schéma d'un neurone

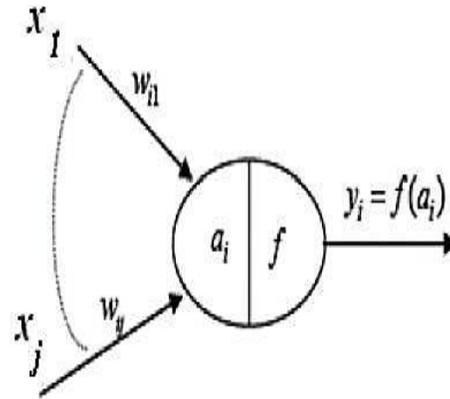


FIG III. 3: neurone formel

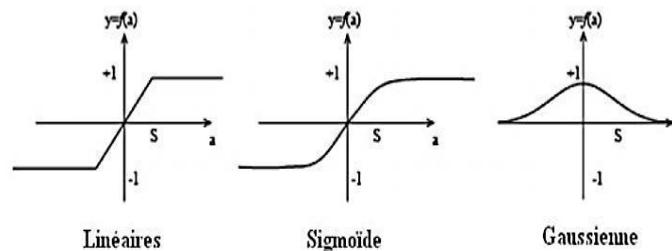
A chaque connexion est associé un poids .Le comportement du neurone artificiel se compose de deux phases :

La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant la somme

Pondérée des entrées selon l'expression suivante [35]:

$$a_i = \sum w_{ij}x_j \quad (\text{III. 16})$$

Dans la deuxième phase, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état interne du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval. Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées tel que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes sont schématisées sur la Figure (FIG III.4). A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continués, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$. Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une fonction algébrique, a priori non linéaire (suivant la fonction d'activation f) et bornée, avec des entrées x et paramétrée par les poids w_{ij} [36].



2

FIG III. 4: Différentes types de fonction d'activation pour le neurone artificiel.

III.3.4. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones: les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés.

III.3.4.1 Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones le composant. L'entrée au réseau désigne l'information reçue par ce dernier de l'environnement extérieur. Dans un tel réseau, l'information circule dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie. Ce type de

réseaux n'autorise pas le retour en arrière de l'information. Ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures: les réseaux monocouches et les réseaux multicouches. Ils diffèrent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelés neurones cachés entre les unités d'entrées et les unités de sorties appelées nœuds sources ou nœuds d'entrée et nœuds de sortie respectivement.

Les réseaux les plus fréquemment utilisés de cette catégorie sont les perceptrons multicouches (Multilayer Perceptrons, MLP).

III.3.4.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Dans un réseau bouclé, appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, il est possible de trouver au moins un cycle où l'information peut revenir à son point de départ. Cela suppose que la sortie d'un neurone peut être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires [13].

III.3.5. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais uniquement les plus utilisés. L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en deux grandes catégories: apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé [35].

III.3.5.1. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé implique l'existence d'un *professeur* qui a pour rôle d'évaluer le succès (ou l'échec) du réseau quand il lui est présenté un stimulus connu (on dit que ce stimulus est un exemple appartenant à la base d'apprentissage). Cette supervision consiste à renvoyer au réseau une information lui permettant de faire évoluer ses connexions (parfois aussi son propre architecture) afin de faire diminuer son taux d'échec. L'information peut être explicite, sous la forme d'une mesure de l'erreur commise, par exemple, ou globalement sur l'ensemble des exemples de la base. C'est ce qui se passe dans le cas du Perceptron. Mais elle peut être plus implicite (apprentissage par renforcement), sous forme d'une simple appréciation (*bon* ou *mauvais*, punition ou récompense), sans mesure d'erreur, et même être globale, sur l'ensemble des tâches que le réseau doit exécuter. Dans ce dernier cas, il est facile de comprendre que

l'apprentissage est le plus difficile, la difficulté majeure consistant pour le réseau à identifier ou les étapes du processus qui sont responsables de l'échec du succès.

III.3.5.2 L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé implique la fourniture à un réseau autonome d'une quantité suffisante d'exemples contenant des répétitions (autrement dit de la redondance), telles que celui-ci en dégage les régularités automatiquement. Ces réseaux sont souvent appelés auto-organiseurs, ou encore à apprentissage compétitif. Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée, il n'y a pas de superviseur ou expert humain. Il s'agit de déterminer les paramètres du réseau de neurones suivant un critère à définir. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse pour des valeurs d'entrées similaires. Ce type d'apprentissage possède souvent moins de complexité dans le calcul par rapport à l'apprentissage supervisé. Bien entendu, l'architecture du réseau, préalablement définie par son utilisateur, est une forme de supervision.

III.3.6. Les réseaux de neurones les plus utilisés

La Figure (FIG III.5) représente les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature. Dans ce qui suit, nous allons faire une description de chacun d'eux [13].

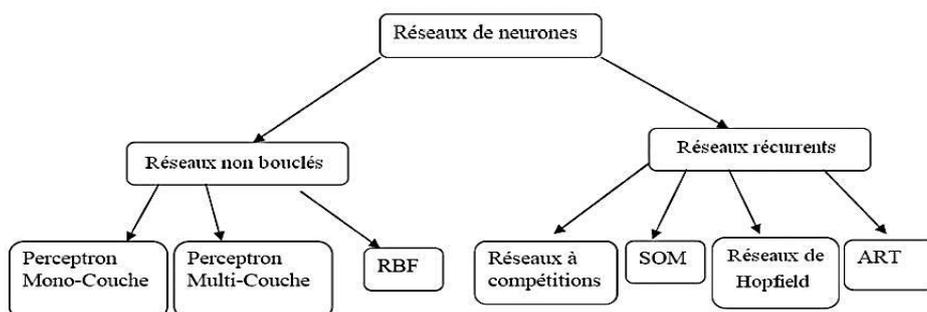


FIG III. 5: réseaux de neurones les plus utilisés

III.3.6.1. Les Perceptrons

III.3.6.1.1. Le perceptron mono-couche (Perceptron simple)

C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [36].

III.3.6.1.2. Le perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron)

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur, ce réseau sera détaillé par la suite.

III.3.6.2. Les réseaux à fonction radiale

Les réseaux à fonctions de bases radiales (RBF) ou plus simplement réseaux à bases radiale. Les RBF seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les PMC à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement. L'apprentissage le plus utilisé pour les RBF est le mode hybride et les règles sont soit la règle de correction de l'erreur soit la règle d'apprentissage par compétition [36].

III.3.6.3. Les cartes auto-organisatrices de kohonen (SOM)

Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée topologiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée [36].

III.3.6.4. Les réseaux de Hopfield

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différence entre les neurones d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé [39].

III.3.6.5. Les réseaux ART

Les réseaux ART (Adaptive Résonance Theory) sont des réseaux à apprentissage par compétition. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche d'un prototype déjà connu par le réseau. Il est à noter qu'il existe deux principaux types de réseaux ART : les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non [36].

III.3.7. Restauration de signal par réseaux de neurones

La restauration de signal peut être perçue comme un problème d'optimisation, de ce fait le modèle neuronal de Hopfield est considéré comme le modèle le mieux disposé à réaliser la tâche d'optimisation et cela grâce à sa fonction d'énergie qui s'identifie aisément aux fonctions de coût des problèmes physiques tels que l'identification des systèmes, les applications de contrôle et de filtrage à cause de son pouvoir de traitement d'information distribuée comme le neurone biologique. Le réseau de Hopfield comme tous autres réseaux neuronaux peut posséder plusieurs états fixes qui assurent sa stabilité. Ainsi on vise à aboutir au meilleur état fixe qui minimise au maximum la fonction d'énergie du réseau [38].

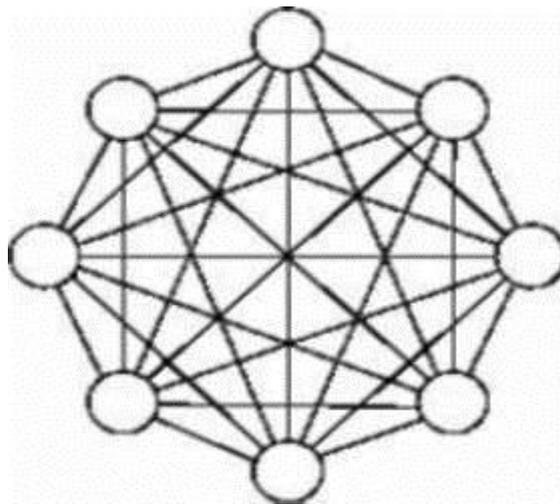


FIG III. 6: réseaux entièrement connectés.

La nature des entrées et sorties du réseau original proposé par Hopfield est binaire (0,1) et le neurone calcule son entrée totale selon la fonction affine, c'est-à-dire il fait la sommation pondérée de toutes les entrées, en plus de son seuil [39] :

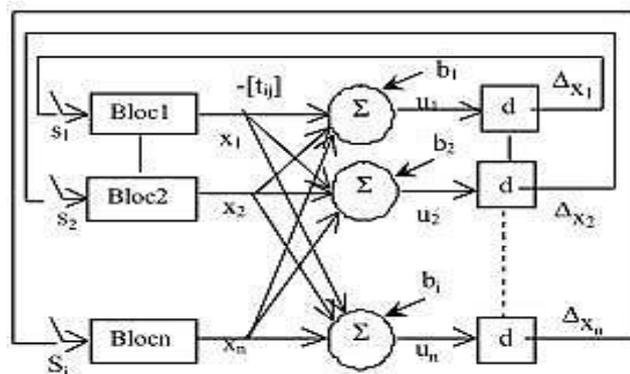


FIG III. 7: Bloc diagramme du modèle de Hopfield.

$$u_i(t) = \sum_{i=1}^l w_{ij} v_i(t) + b_i \quad (\text{III. 17})$$

Ou w_{ij} : poids des connexions.

v_i : vecteur d'état.

b_i : Vecteur des seuils

L'activation est déterminée selon la fonction de saturation à seuil :

$$\varphi(u_i) = \begin{cases} +1 & \dots \dots \dots u_i > 0 \\ 0 & \dots \dots \dots u_i = 0 \\ -1 & \dots \dots \dots u_i < 0 \end{cases}$$

Et la sortie est définie par :

$$v_i(t + 1) = \varphi(v_i(t) + \Delta v_i) \quad (\text{III. 18})$$

Avec

$$\Delta v_i = \varphi(u_i) \quad (\text{III. 19})$$

Les réseaux opèrent selon une mode dynamique séquentielle, et une mode parallèle, comme il peut exister des modes mixtes (combinaison des deux modes précédentes).

Pour chaque mode de fonctionnement de réseau, Hopfield a proposé une forme spécifique de la fonction d'énergie [38] :

*Mode séquentiel :

$$E^s(t) = \frac{-1}{2} \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^l [w_{ij} v_i(t) v_j(t)] - \sum_{i=1}^l [b_i v_i(t)] + d \quad (\text{III. 20})$$

Sous forme matricielle:

$$E^s(t) = \frac{-1}{2} v^T(t) W v(t) - b^T v(t) + d \quad (\text{III. 21})$$

d : est une fonction de pénalité constante (constant penalty function), ajoutée à la fonction d'énergie pour les neurones qui ne vérifient pas les contraintes du problème donné.

*Mode parallèle :

$$E^P(t) = \frac{-1}{2} \sum_{i=0}^l z_{ij} v_i(t) v_j(t) - \sum_{j=1}^l [b_i v_i(t) + v_i(t+1)] + d \quad (\text{III. 22})$$

Sous forme matricielle :

$$E^P(t) = \frac{-1}{2} v^T(t) W v(t) - b^T (v(t) - v(t-1)) + d \quad (\text{III. 23})$$

Pour minimiser l'énergie du système soit en mode séquentiel ou parallèle, on emploie la méthode de descente du gradient.

$$\nabla E(t) = \frac{\partial E(t)}{\partial v(t)} = -W v(t) - b \quad (\text{III. 24})$$

Ainsi l'entrée de chaque neurones est définie par :

$$u_i(t) = -\nabla E_i(t) = [W v(t)]_i + b_i = \sum_{j=1}^l w_{ij} v_j(t) + b_i \quad (\text{III. 25})$$

Alors pour appliquer le modèle à base de réseau de Hopfield pour la restauration de signal on effectue une projection des variables de la fonction cout étudié ou premier chapitre on obtient :

- Matrice des poids :

$$W = -(H^T H + \lambda c^T c) \quad (\text{III. 26})$$

- Vecteur des seuils :

$$b = H^T y \quad (\text{III. 27})$$

- Vecteur d'état :

$$v = f \quad (\text{III. 28})$$

III.4. Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre on a fait l'étude mathématique de la transformé en ondelette, et on a exposé les deux types d'ondelette continue et discrète, et on parler sur leur application dans la biomédical.

Deuxièmement on a introduit les notions de base sur les réseaux de neurones artificiels. Après un historique sur l'apparition des RNA, et la présentation des modèles biologique et mathématique du neurone, les différentes architectures des réseaux de neurones ainsi que leurs types d'apprentissage sont présentés. Les RNA les plus utilisés sont aussi exposés.

Nous nous sommes concentrés principalement dans ce chapitre sur l'architecture neuronale qui est concernées par notre travail : architecture de réseau Hopfield.

Chapitre IV : Testes et résultats

IV.1. Introduction

Pour tester l'efficacité de la méthode proposée, Nous avons opté pour l'environnement de programmation et de simulation: MatLab 7.8.0(R2009a). Cet environnement nous est familier, il intègre beaucoup de fonctionnalités du point de vue traitement de signal.

IV.2. Tests et résultats

On se propose de montrer les principaux résultats de restauration en appliquant la méthode proposée sur des signaux dégradés obtenue par la dégradation des signaux réel ECG, EEG, et EMG.

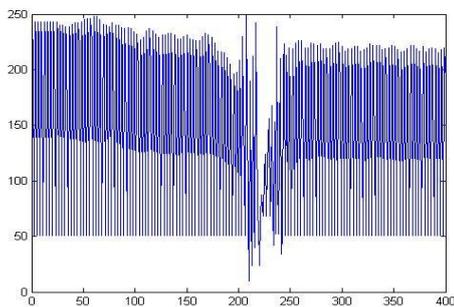


FIG IV. 1 : Signal original 'ECG'.

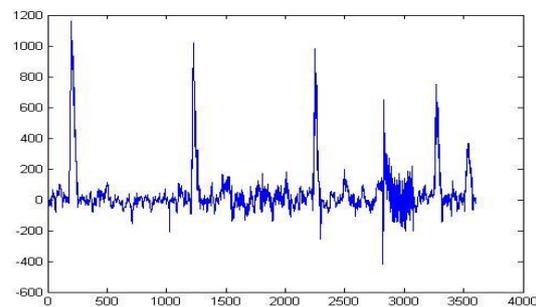


FIG IV. 2: Signal original 'EEG'.

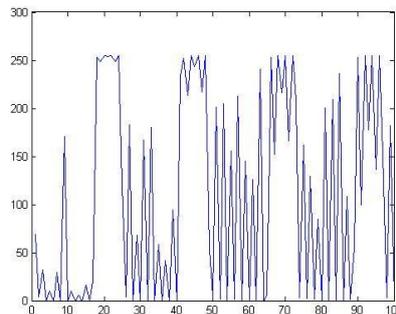


FIG IV. 3: Signal original 'EMG'.

Pour quantifier et montrer la qualité des résultats obtenus, nous avons calculé le rapport signal sur bruit noté SNRS défini entre le signal original et le signal dégradé. Il représente aussi la quantité de bruit réduite de signal dégradée. Si le SNRS augmente, alors le résultat de restauration est meilleur. Et pour cela on a effectué les mesures de qualité suivant :

$$\text{diffS} = \text{abs}(\text{rs} - \text{so})$$

- rs: signal restauré.
- so: signal original.

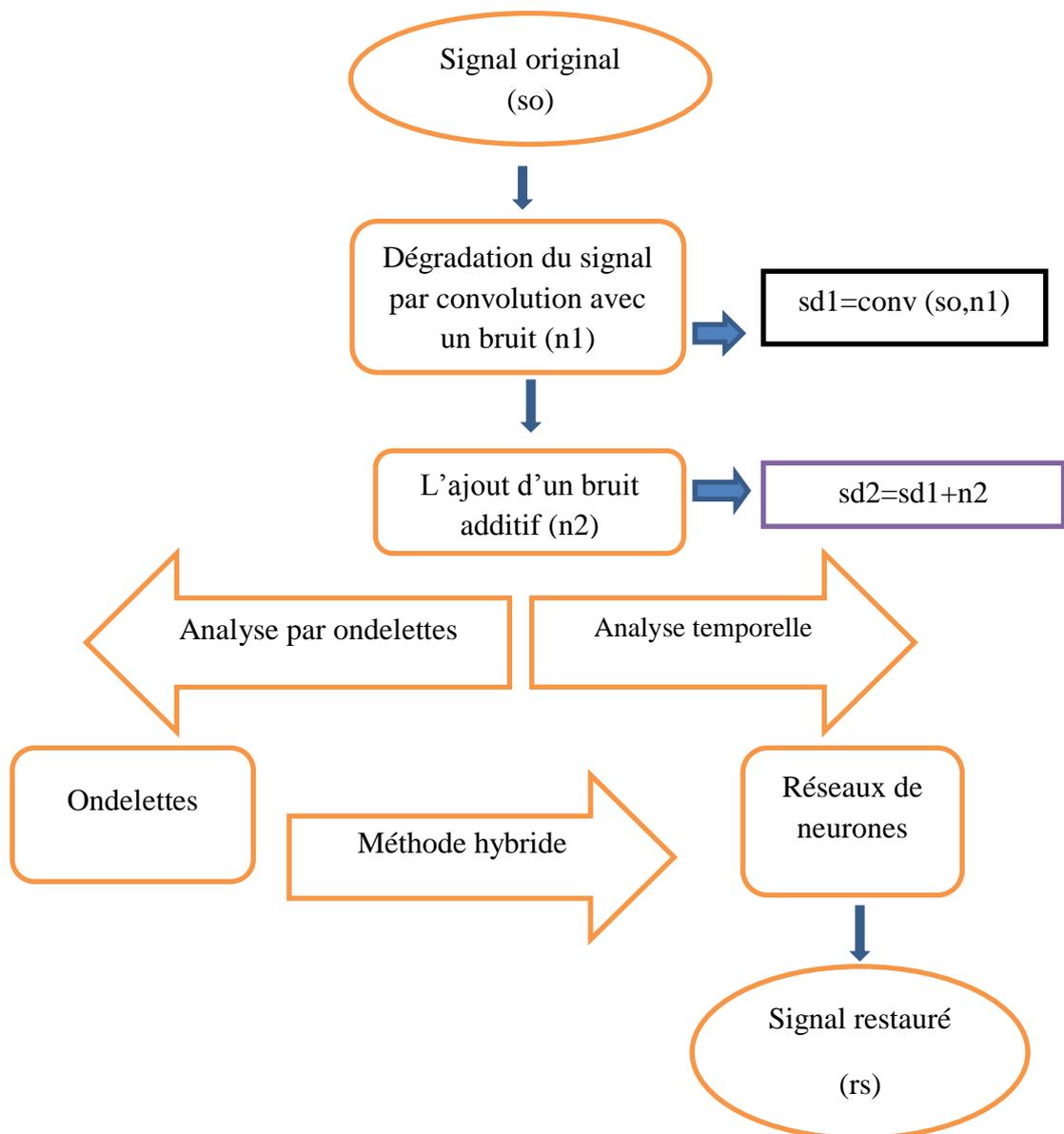
$$\text{MdiffS} = \max(\text{diffS});$$

$$\text{SNRS} = 10 * \log_{10}(\max(\text{so}) / \text{MdiffS})$$

$$\text{PSNRS} = 20 * (\max(\text{so}) + \text{SNRS})$$

IV.2.1. Représentation de la méthode

L'organigramme suivant résume les étapes suivies dans notre travail.



IV.2.2. résultats obtenus par ondelettes

Premièrement on va dégrader les signaux originaux par la convolution avec un bruit blanc gaussienne (0.1) montré dans la figure (IV.2).

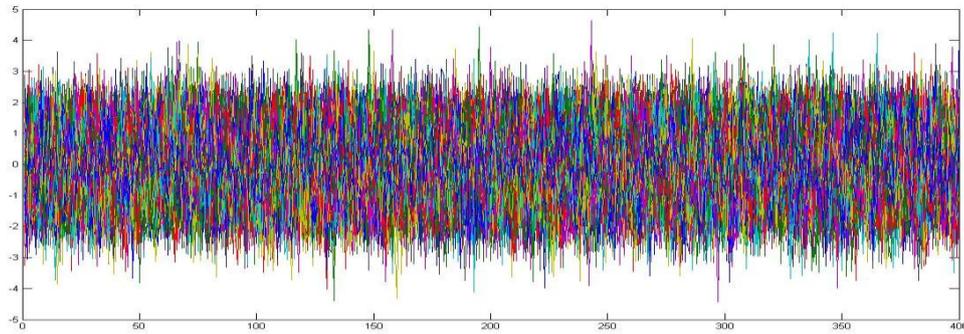


FIG IV. 4: Bruit blanc gaussienne (0.1).

On distingue deux cas :

- 1^{er} cas : le bruit additif est nul.
- 2^{ème} cas: le bruit additif n'est pas nul : On ajoute aux signaux dégradé précédent un bruit additif qu'on suppose toujours un bruit blanc gaussienne (0.1).

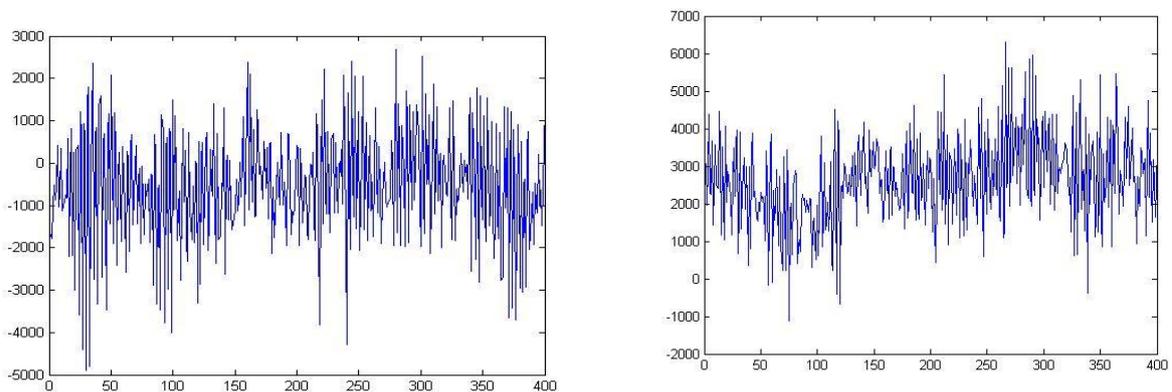


FIG IV. 5: signal dégradé de l'ECG (sans et avec bruit additif)

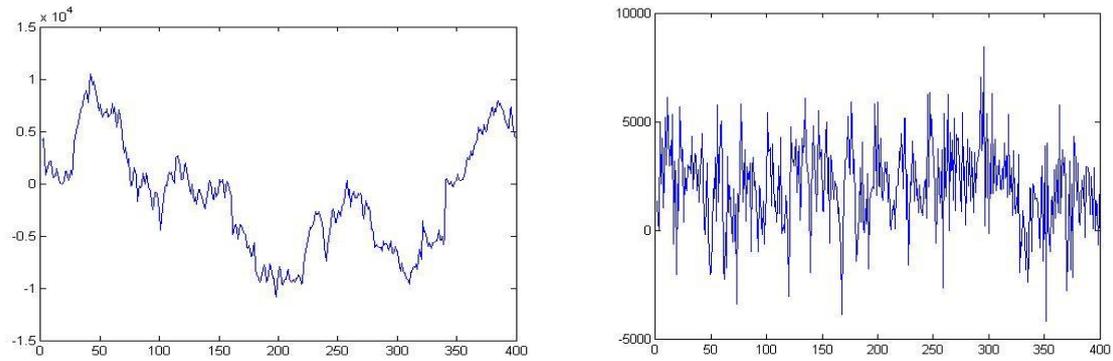


FIG IV. 6: signal dégradé de l'EEG (sans et avec bruit additif)

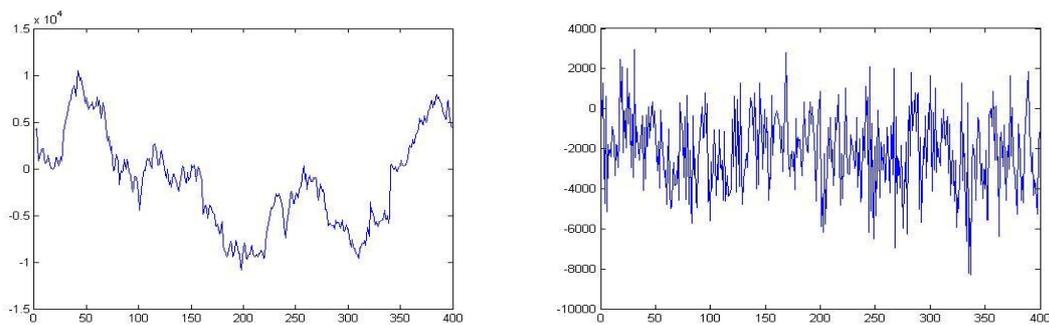


FIG IV. 7: signal dégradé de l'EMG (sans et avec bruit additif)

Le signal dégradé sera analysé par ondelettes discrète (DWT) .pour notre teste nous avons choisi une ondelette de chaque famille d'ondelettes.

Les résultats obtenus sont présentés dans les tableaux suivant.

- **Signal ECG :**

Types d'ondelettes	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNRS (db)	SNRS (db)	PSNRS (db)
'haar'	-10.6191	37.3049	-9.7314	38.1926
'db1'	-13.0013	34.7066	-9.0649	38.8591
'sym2'	-12.9895	34.9345	-12.8750	35.0490
'bior1.1'	-9.0649	37.9256	-12.3843	35.5397
'rbio1.1'	-8.9421	38.9819	-11.7379	36.1861
'coif1'	-11.1371	36.7869	-7.7560	40.1680
'dmey'	-12.0345	35.3695	-11.2651	36.6589

TAB IV. 1: résultats obtenus par ondelettes (pour l'ECG)

- **Signal EMG :**

Types d'ondelettes	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNRS (db)	SNRS (db)	PSNRS (db)
'haar'	-13.3267	34.8041	-13.5557	34.5751
'db1'	-12.4075	35.7233	-11.1697	36.9611
'sym2'	-14.3180	33.8128	-13.6214	34.5094
'bior1.1'	-12.6868	35.4120	-12.8732	35.2576
'rbio'	-13.5557	34.5751	-13.0470	35.0838
'coif1'	-12.0976	36.0382	-12.9709	35.0130
'dmey'	-11.4278	36.7030	-13.1425	34.9883

TAB IV. 2: résultats obtenus par ondelettes (pour l'EMG)

- **Signal EEG :**

Types d'ondelettes	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNRS (db)	SNRS (db)	PSNRS (db)
'haar'	-9.3106	51.9696	-8.6276	52.6466
'db1'	-9.3752	51.4990	-9.1633	52.1109
'sym2'	-9.2921	51.9821	-9.9448	51.3293
'bior1.1'	-9.3136	51.9606	-9.6799	51.5943
'rbio'	-9.4762	51.6374	-9.7195	51.5547
'coif1'	-9.6368	51.6374	-11.0745	50.1997
'dmey'	-10.8250	50.4491	-9.6595	51.6147

TAB IV. 3: résultats obtenus par ondelettes (pour l'EEG)

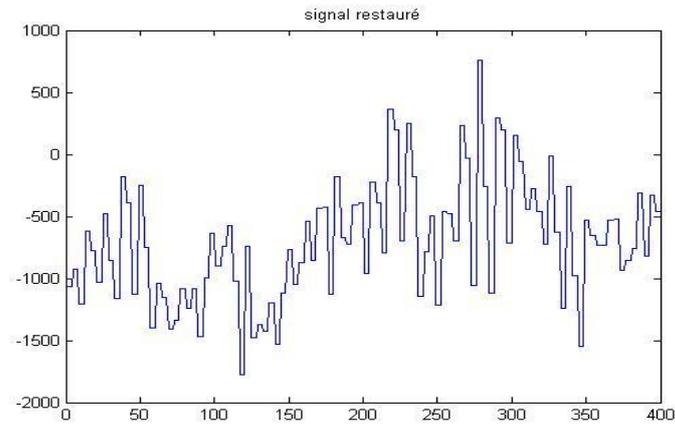


FIG IV. 8: Signal obtenue de l'ondelette 'db1' pour l'ECG (avec bruit additif)

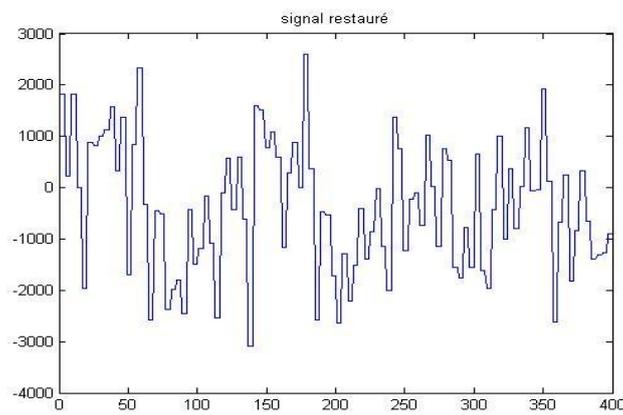


FIG IV. 9: Signal obtenue de l'ondelette 'db1' pour l'EMG (avec bruit additif)

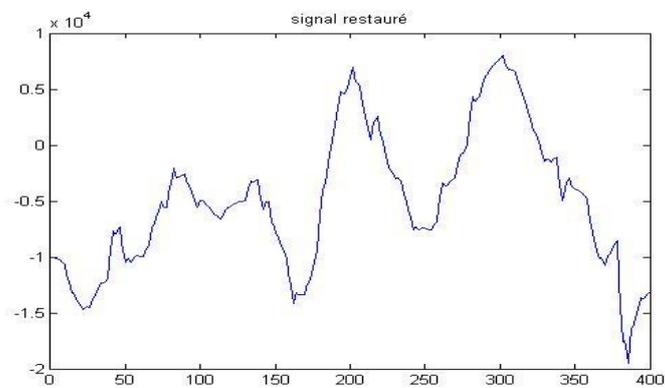


FIG IV. 10: Signal obtenue de l'ondelette 'db1' pour l'EMG (avec bruit additif)

IV.2.3. résultats obtenus de réseaux de neurones(Hopfield)

IV.2.3.1. Représentation de l'algorithme

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) + b_i$$

$$W = -(H^T H + \lambda c^T c) \text{ et } b = H^T y$$

- H c'est la fonction du flou, un opérateur linéaire bruité (dans notre expérience il est bruité par le bruit blanc gaussienne)
- λ un paramètre de régularisation qui contrôle l'échange entre la déconvolution et le lissage, on va prendre dans notre expérience ($\lambda = 0.9$), d'après les expériences cette
- C est un opérateur différentiel du second ordre. valeur qu'est donne la bonne régularisation.

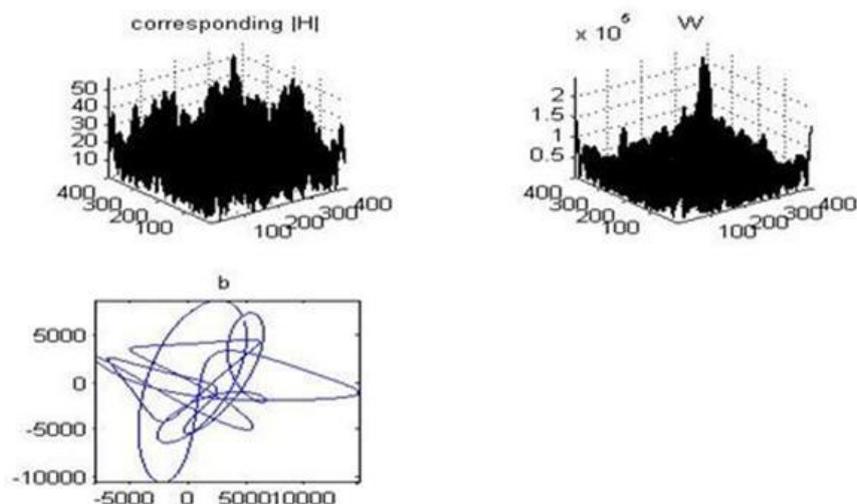


FIG IV. 11: Paramètres H, W, et b

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant.

signaux	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNR (db)	SNRS (db)	PSNR (db)
ECG	0.0134	47.9374	0.0114	47.9354
EMG	0.0102	48.1410	0.0163	48.1471
EEG	0.002	61.2764	0.0014	61.2756

TAB IV. 4: résultats obtenus par Hopfield (pour l'EEG)

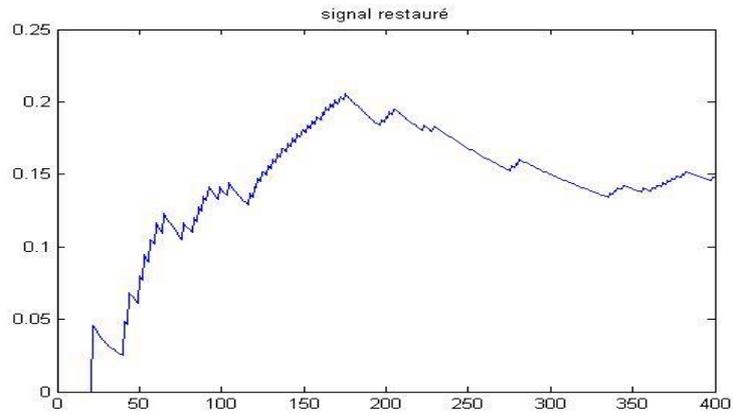


FIG IV. 12: Signal obtenue de Hopfield pour l'ECG (sans bruit additif)

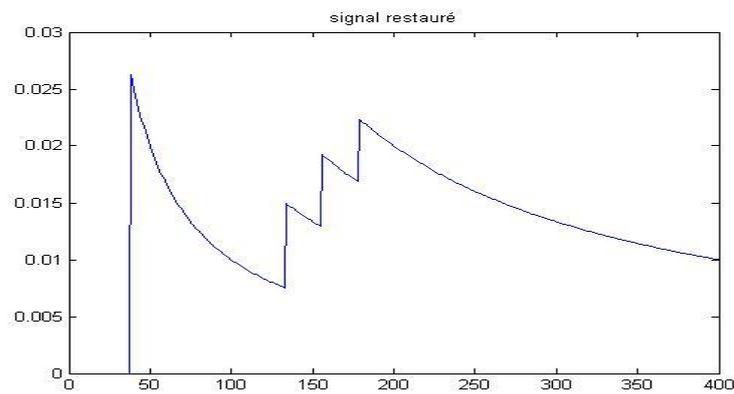


FIG IV. 13: Signal obtenue de Hopfield pour l'EMG (sans bruit additif)

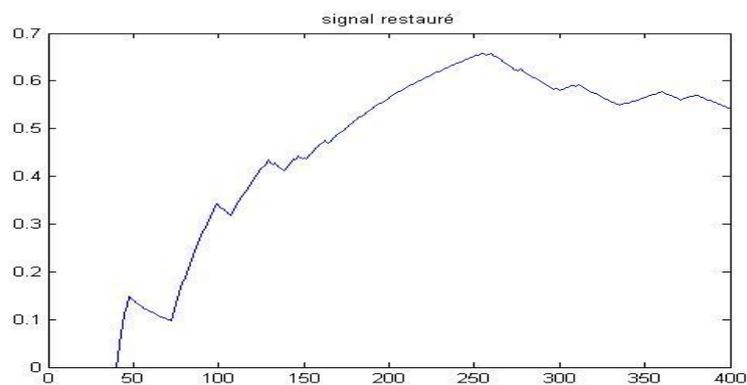


FIG IV. 14: Signal obtenue de Hopfield pour l'EEG (sans bruit additif)

IV.2.4. résultats obtenus par la méthode hybride

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant.

- **Signal EEG :**

Types d'ondelettes	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNR (db)	SNRS (db)	PSNRS (db)
'haar'	0.0175	47.9415	0.0175	47.9415
'db1'	0.0019	47.9259	0.0061	47.9301
'sym2'	0.0013	47.9253	0.0170	47.9410
'bior1.1'	0.0011	47.9251	0.0020	47.2762
'rbio1.1'	0.0014	47.9151	0.0017	47.9257
'coif1'	0.0230	47.9214	0.0010	47.9250
'dmey'	0.0012	47.9254	0.0072	47.9312

TAB IV. 5: résultats obtenus par méthode hybride (pour l'ECG)

- **Signal EEG :**

Types d'ondelettes	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNRS (db)	SNRS (db)	PSNRS (db)
'haar'	0.0118	48.1426	0.0149	48.1457
'db1'	0.0025	48.1333	0.0169	48.1477
'sym2'	0.0109	48.1417	0.0034	48.1342
'bior1.1'	0.0114	48.1422	0.0118	48.1426
'rbio1.1'	0.0149	48.1457	0.0028	48.1336
'coif1'	0.0167	48.1475	0.0001	48.1308
'dmey'	0.0145	48.1453	0.0023	48.1331

TAB IV. 6: résultats obtenus par méthode hybride (pour l'EMG)

- **Signal EEG :**

Types d'ondelettes	Sans bruit additif		Avec bruit additif	
	SNRS (db)	PSNRS (db)	SNRS (db)	PSNRS (db)
'haar'	0.0020	61.2761	0.0033	61.2775
'db1'	0.0015	61.2757	0.0012	61.2754
'sym2'	0.0020	61.2762	0.0022	61.2763
'bior1.1'	0.0021	61.2763	0.0019	61.2760
'rbio1.1'	0.0023	61.2764	0.0026	61.2767
'coif1'	0.0025	61.2767	0.0034	61.2776
'dmey'	0.0019	61.2760	0.0028	61.2769

TAB IV. 7: résultats obtenus par méthode hybride (pour l'EEG)

IV.3. Commentaires

- Pour le traitement par ondelettes le SNRS prend des valeurs négatifs, car la différence entre le signal obtenue est original est très grande, sa implique qu'il n'y a pas de restauration.
- Les ondelettes pour les différentes familles ont donné les mêmes résultats.
- La localisation des secteurs activés n'a pas une influence sur les résultats, car les résultats obtenus pour chaque signal sont les même.
- D'après les figures (IV.8), (IV.9) et (IV.10) on constate une élimination de hautes fréquences.
- Pour le traitement par réseaux de neurones les résultats sont presque les même pour ondelettes, toujours il n y a pas de restauration.
- Même l'hybridation de deux méthodes n'a donné aucune amélioration pour les résultats.

IV.4.Conclusion

D'après les résultats obtenus par nos tests on peut conclure:

- l'ondelette seule n'est plus efficace pour résoudre le problème du flou, il faut la combiner avec d'autres algorithmes pour qu'il s'adapte à notre problème.
- réseaux de Hopfield ne s'adaptent pas pour résoudre le problème de restauration pour 1D malgré il a donné de bonnes résultats pour 2D.
- pour l'hybridation c'est logique qu'on n'ait pas des résultats tant que le réseau Hopfield n'a pas réagi avec le problème de deconvolution.

Conclusion générale

Le problème de restauration dans ce mémoire est perçu comme un problème d'optimisation. Autrement dit pour trouver une approche au signal original qui est dégradé par la convolution avec un opérateur linéaire connu, on a fait appel à la minimisation d'une fonction coût qui est sous la forme d'une erreur quadratique

Cet algorithme de minimisation a été développé déjà afin de la restauration basée sur ondelettes, mais l'algorithme sous une forme plus générale est apparu plus tôt dans la littérature d'optimisation. Autrement la majorité des techniques créées pour résoudre le problème de restauration était à la base de cet algorithme.

Comme on a voulu spécifier notre travail avec un type de signaux, on a fait l'étude sur les trois signaux l'ECG, l'EEG, et l'EMG qui sont largement employés dans la médecine pour détecter certaines pathologies. Ces trois signaux sont à l'origine des potentiels électriques créés tout au long du corps humain.

L'électrocardiographie (ECG) qui est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes mises à la surface de la peau.

L'électroencéphalographie (EEG) qui est à l'origine de l'activité électrique cérébrale captée par des électrodes insérées dans un bonnet disposé sur la tête du sujet.

L'électromyographie (EMG) qui est la représentation graphique du potentiel électrique généré au niveau des fibres musculaires quand les muscles sont contractés.

D'un autre côté on a essayé de citer les différents artefacts qui influent sur ces signaux et provoquent une dégradation par addition ou convolution avec ces derniers.

Notre travail était basé sur l'idée de combiner entre deux procédures : filtrage et optimisation pour le problème de minimisation cité précédemment. Pour cela on a essayé d'adapter deux outils à notre problème:

L'analyse par transformée en ondelettes des signaux physiologiques permet de concentrer l'énergie des potentiels d'action en des points bien localisés de la sortie de la transformée facilitant ainsi la détection et la compression des événements

D'autre part le model neuronal de Hopfield qu'est considéré comme le model le mieux disposé à réaliser la tâche d'optimisation et cela grâce à sa fonction d'énergie qui s'identifie aisément aux fonctions de coût des problèmes physique tel que l'identification des systèmes, le réseau de Hopfield comme tous autre réseaux neuronal peut posséder plusieurs états fixes qui assurent sa stabilité. Ainsi on vise à aboutir au meilleur état fixe qui minimise au maximum la fonction d'énergie du réseau.

Enfin pour tester l'efficacité de ces méthodes, un environnement de programmation nous est familier par le logiciel MatLab, et d'après les résultats cette méthode n'a pas adapter à la résolution de notre problème.

Bibliographie

Chapitre I:

[1]: X. DESCOMBES, F. KRUGGEL, D. Y. VON CRAMON « *fMRI Signal Restoration Using a Spatio-Temporal Markov Random Field Preserving Transitions* » NEUROIMAGE, Article N^o. NI980372. Novembre 1997.

[2] : F.COTTET : « *AIDE-MEMOIRE : TRAITEMENT DU SIGNAL* » DUNOD, PARIS, 2007

[3]: M.KOWALSKI : « *Approximation des signaux : approche variationnelle et modèle aléatoire* » Thèse Présentée pour obtenir le diplôme de Doctorat spécialité : Mathématique appliqué : Université de PROVENCE 2008.

[4] : T. I. BLOCH, F. TUPIN, A. MANZANERA « *Traitement et reconnaissance d'images* » université pierre et marie curie. janvier 2005.

[5] : G. BAUDOIN et J.F. BERCHER : « *Eléments de Traitement Du Signal* » Septembre 1998 - version 0.89.

[6]: L. Yaroslavsky « *Space-variant and adaptive transform domain image restoration methods* ». USA, Aout 1996.

[7]: I. W. SELESNICK, A. MARIO T. FIGUEIREDO « *Signal Restoration with Overcomplete Wavelet Transforms: Comparison of Analysis and Synthesis Priors* » Institut Polytechnique Université de New York.

[8]: W. STEFAN, E. GARNERO, R. A. RENAUT: « *Signal restoration through deconvolution applied to deep mantle seismic probes* » juin 2006.

[9]: M. NIKOLOVA, K. MICHAEL « *Analysis of Half-Quadratic Minimization Methods for Signal and Image Recovery* » Apparu dans le journal SIAM "Scientific Computing" 2005.

[10]: I. SELESNICK « *Sparse Signal Restoration* » Creative Commons Attribution. Connexions module: m32168.

Chapitre II:

- [11] : Kh. Arbatni : « *Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non linéaire du signal ECG* » thèse de magistère Option : Traitement du Signal Soutenu le: 17/12/2007 Constantine.
- [12]: G. D. CLIFFORD, F. AZUAJE, P. E. MCSHARRY: « *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis* » ARTECH HOUSE, BOSTON, 2006.
- [13]: M. L. TALBI « *Analyse Et Traitement du Signal Electrocardiographique (ECG)* » Thèse Présentée pour obtenir le diplôme de Doctorat en Sciences Spécialité : Electronique Option : Traitement du signal à Université MENTOURI de Constantine. 2011.
- [14] : A. CABASSON « *Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques* » THÈSE pour obtenir le titre de Docteur en Sciences de l'Université de Nice option : Automatique, Traitement du Signal et des Images. Décembre 2008.
- [15]:Z. CHALABI, A. BOUDJEMAOU, L. SAADIA, N. BERRACHED : « *Détection et Classification Automatiques d'Arythmies Cardiaques* » Laboratoire LARESI département d'électronique Université des Sciences et de la Technologie d'Oran. Mars 2006.
- [16]: S. Sanei, J.A. Chambers « *EEG Signal Processing* » John Wiley & Sons Ltd. England. 2007.
- [17]:M. R. DJAFRI, A. R. HANNACHE « *Développement d'un système embarqué d'aide aux personnes handicapées moteur, basé sur l'exploitation du signal EEG (Implémentation sur carte DSP)* » thèse soutenue en Juillet 2005 à Ecole Nationale Polytechnique.
- [18] : M. BERNARD « *Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence* » thèse Soutenu le 30 novembre 2006 pour l'obtention du Grade de Docteur de L'université de POITIERS.
- [19] : S. BENALLEL, B. DABOS, A. GUILLEROT, Elsa LAREDO : « *Interface Cerveau-Ordinateur Pour la Réalité Virtuelle* » 2010.
- [20] : A. BERTON, N. DENNEWALD, S. MARTIN « *Interface Cerveau-Ordinateur pour la salle de Réalité Virtuelle* » 2011.

[21]: J. SIJBERS, I. MICHIELS, M. VERHOYE, J. VAN AUDEKERKE: « *Restoration of MR induced artifacts in simultaneously recorded MR/EEG data* » Department of Physics, University of Antwerp, Belgium 1999.

[22] : E. COLIN : « *Analyse de l'activité musculaire antagoniste en cyclisme lors d'un contre-la-montre* » Mémoire réalisé dans le cadre de la MAITRISE S.T.A.P.S. Mention « Entraînement Sportif » Université de FRANCHE-COMTE 2002.

[23] : S. HUET : « *Classification des Signaux Myoelectriques* » 7 janvier 2004

[24] : <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>

Chapitre III :

[25] : A. M. ATTO « *Analyse en Ondelettes et par Paquets d'Ondelettes de Processus Aléatoires Stationnaires, et Application à l'Estimation Non-Paramétrique* » Thèse présentée à TELECOM Bretagne pour obtenir le grade de : Docteur en Mathématiques et Applications. France Septembre 2008.

[26] : V. SIMARD « *Transformée en Ondelettes pour un Système D'acquisition de Signaux Corticaux Implantable* ». Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de maîtrise des sciences appliquées. UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL. 2005.

[27]: S. MALLAT « *A Wavelet Tour of Signal Processing* ». Academic Press, Copyright 1998, 1999, Elsevier USA.

[28] : C. CHAUX « *Analyse en ondelettes M-bandes en arbre dual ; application à la restauration d'images* » THÈSE pour obtenir le grade de Docteur en Sciences de l'Université de Marne-la-Vallée Spécialité : Traitement du Signal. Soutenue le 13/12/2006.

[29] : V. PERRIER « *Application de la théorie des ondelettes* ». Enseignement UNESCO Traitement du signal et des images numériques, Tunis Mars 2005.

[30] : D. M. ISTRAT « *Détection et Reconnaissance Des Sons Pour la Surveillance Médicale* » THESE pour obtenir le grade de DOCTEUR DE L'INPG Spécialité : Signal, Image, Parole, Télécoms. Le 16 décembre 2003.

[31] : F. TRUCHETET « *Ondelettes pour le signal numérique* ». Editions Hermes, Paris, 1998.

[32] : V. Perrier, O. LE-CADET, A. BILGOT, L. DESBAT « *Ondelettes et Imagerie Médicale* » Laboratoire de Modélisation et Calcul et Laboratoire de Techniques de l'Imagerie, de la Modélisation et de la Cognition de Institut National Polytechnique de Grenoble.

[33] : O. LE CADET « *Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images* » THESE pour obtenir le grade de DOCTEUR de L'INPG Spécialité : Mathématiques Appliquées. Soutenue le 28 septembre 2004.

[34] : V. PERRIER « *Transformée en ondelettes continue Théorie, applications à l'imagerie médicale* » Cours de l'Ecole Doctorale, Orsay, 12 décembre 2005.

[35] : C. TOUZET « *Les Réseaux de Neurones Artificiels : Introduction au Connexionnisme* » France 1992.

[36]: R. SAMY, M. SIRIEIX « *Application des Réseaux de Neurones à la Reconnaissance Automatique de Cibles IR* » Treizième colloque GRETSI - JUAN-LES-PINS, Paris DU 16 AU 20 SEPTEMBRE 1991.

[38] : K. ACHOUR, N. ZENATI, O. DJEKOUNE « *Contribution à la restauration d'images par un modèle de réseau de neurones* » Laboratoire de Robotique et d'Intelligence artificielle, Equipe Vision Artificielle Centre de Développement des Technologies Avancées. Algérie 2002.

[39]: C. GARCIA, S. BOUAKAZ, D. VANDORPE « *Réseau de Hopfield, un outil pour la mise en correspondance* » Université Lyon I 1995.

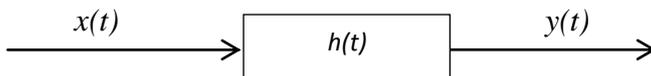
Annexe

Annexe

1. Convolution

1.1 Filtres et convolution

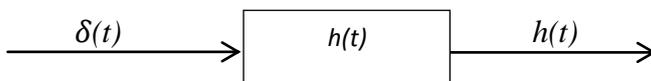
A l'aide des éléments précédemment introduits, nous pouvons maintenant commencer à nous intéresser à l'étude des systèmes linéaires invariants dans le temps, ou *filtres*. Un filtre est un instrument, ou un modèle physique, associant (linéairement) une excitation, ou signal d'entrée, à un signal de sortie.



Un système est *linéaire* s'il justifie du *principe de superposition* : la réponse à une somme pondérée d'excitations est égale à la somme pondérée des réponses aux excitations individuelles :

$$\sum_i \alpha_i x_i(t) \rightarrow \sum_i \alpha_i y_i(t)$$

Le système est invariant dans le temps si la réponse ne dépend pas de l'instant d'application : si $y(t)$ est la sortie correspondant à une entrée $x(t)$, la réponse associée à $x(t - t_0)$ est $y(t - t_0)$. On appelle *réponse impulsionnelle* (RI), souvent notée $h(t)$, la réponse du système à l'application d'une impulsion de DIRAC $\delta(t)$:



Le système étant linéaire et invariant, alors la réponse associée à $x(\tau)\delta(t - \tau)$ est $x(\tau)h(t - \tau)$.

$$x(\tau)\delta(t - \tau) \rightarrow x(\tau)h(t - \tau).$$

Or, nous avons vu que l'on peut écrire tout signal $x(t)$ comme une somme infinie de «composantes» $x(\tau)$ sur une base d'impulsions de DIRAC :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)\delta(t - \tau) d\tau$$

On en déduit alors que la réponse globale du système s'écrit, par linéarité :

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(t - \tau) d\tau = [x * h](t)$$

Cette relation est appelée *convolution* entre x et h , et l'opération est notée $[x * h](t)$ pour montrer que le *résultat* de la convolution est évalué à l'instant t et que la variable r est simplement une variable muette qui disparaît lors de l'intégration. L'intégrale précédente est appelée *intégrale de convolution* ; elle permet d'associer à toute entrée $x(t)$ la sortie du système $y(t)$ celui-ci étant caractérisé par sa réponse impulsionnelle $h(t)$.

On peut encore illustrer l'opérateur convolution de la façon suivante : on décompose l'entrée $x(t)$ en une somme d'impulsions rectangulaires d'amplitude $x(\tau)$ et de largeur $\Delta\tau$:

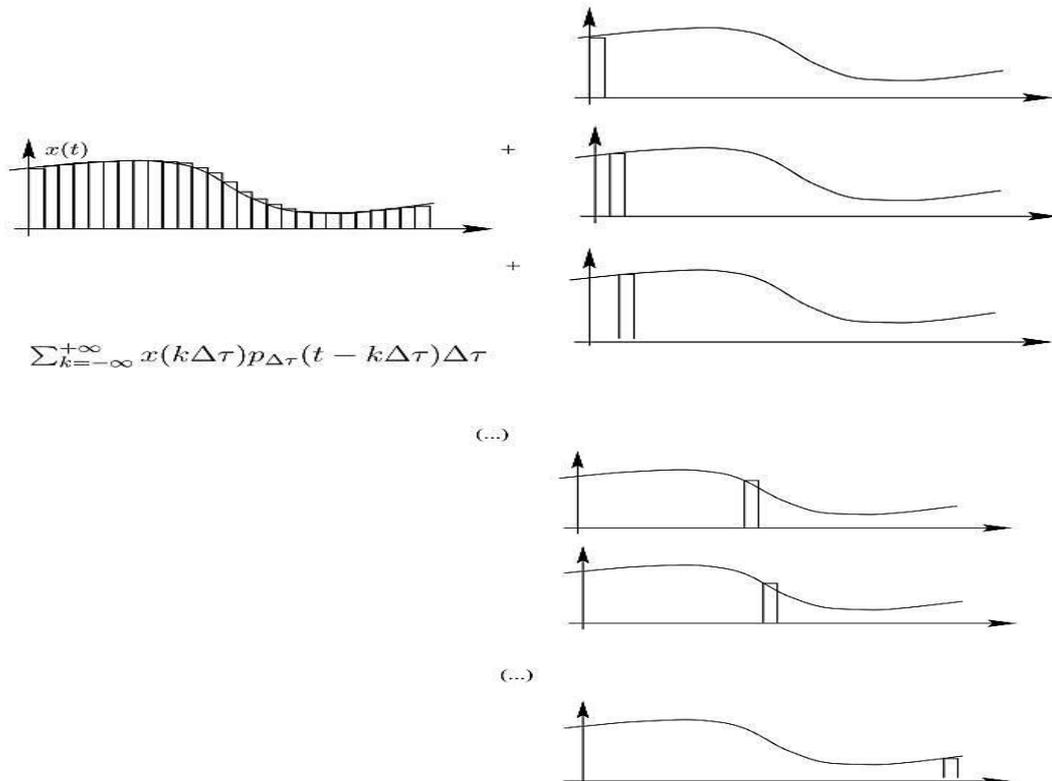


FIG 1 : Filtrés et convolution

On note $p_{\Delta\tau}$ l'impulsion de largeur $\Delta\tau$ et d'amplitude $1/\Delta\tau$. L'entrée peut ainsi être approchée par

$$\sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k\Delta\tau) p_{\Delta\tau}(t - k\Delta\tau) \Delta\tau$$

Notons maintenant $h_{\Delta\tau}$ la réponse du système à l'impulsion $p_{\Delta\tau}$. Alors, la sortie, à l'instant t , s'écrit comme la superposition de toutes les réponses :

$$y(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k\Delta\tau) h_{\Delta\tau}(t - k\Delta\tau) \Delta\tau$$

En faisant enfin tendre $\Delta\tau$ vers 0, on a

$$p_{\Delta\tau}(t) \rightarrow \delta(t), h_{\Delta\tau} \rightarrow h(t)$$

On retrouve alors la relation de convolution précédente :

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(t - \tau) d\tau$$

On notera que la relation de convolution commutative :

$$[h * x](t) = [x * h](t)$$

En effet si pose $\tau' = t - \tau$, alors :

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t - \tau')h(\tau') d\tau'$$

2. Transformée de Fourier

On s'intéresse à une fonction x de la variable t , $x(t)$. Cette fonction peut être à valeurs complexes, et dépend d'une variable t , qui, éventuellement, pourrait être une variable vectorielle. On s'intéressera essentiellement au cas d'une variable t scalaire, et il sera souvent commode de considérer t comme le temps, la fonction $x(t)$ représentant alors l'évolution temporelle d'un signal. Notons cependant que t ne représente pas nécessairement le temps, et que l'on peut étudier le comportement de signaux suivant une variable d'espace, suivant une concentration, *etc...*

Une fonction $x(t)$ quelconque, non périodique, peut se décomposer sous la forme d'une intégrale de FOURIER, selon :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{j2\pi ft} df$$

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt$$

On dit que $x(t)$ et $X(f)$ forment une paire de transformées de Fourier, ce qui est noté par

$$x(t) \Leftrightarrow X(f)$$

3. Types d'ondelettes :

- ondelettes orthogonales.
- ondelettes biorthogonales.
- Ondelettes à fonction d'échelle.
- ondelettes à fonction sans échelle.
- ondelettes complexes à fonction sans échelle.

4. Les familles d'ondelette :

4.1 Ondelettes de daubechies : dbN

Dans les dbN, N est l'ordre. Quelques auteurs utilisent 2N à la place de N

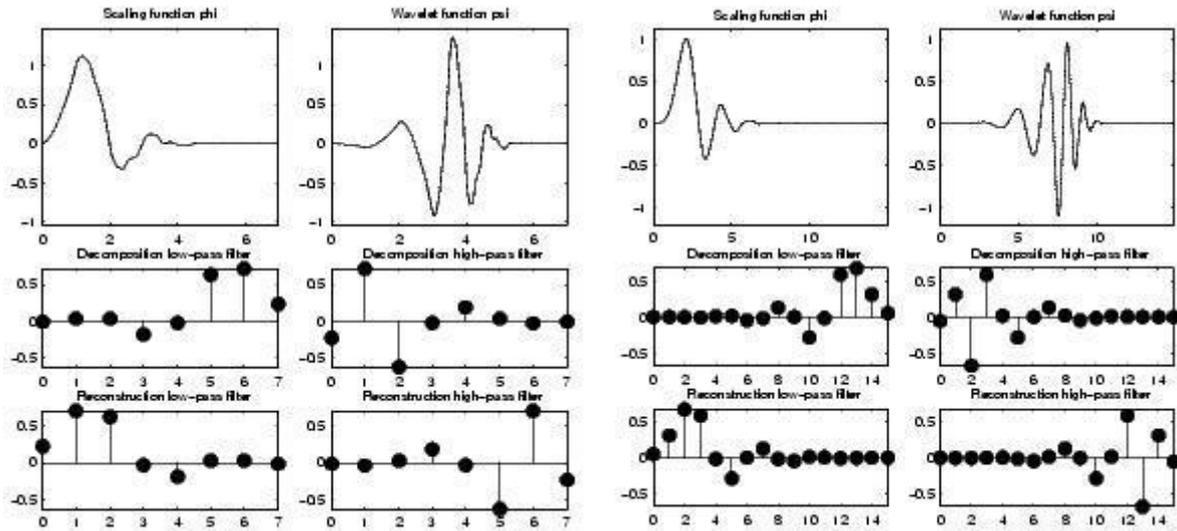


FIG 2 : Ondelettes de Daubechies db4 sur la gauche et db8 sur la droite.

Haar :

$$\Psi(x) = 1 \text{ si } x \in [0, 0.5 [$$

$$\Psi(x) = -1 \text{ si } x \in [0.5, 1[$$

$$\Psi(x) = 0 \text{ si } x \notin [0,1[$$

$$\Phi(x) = 1 \text{ si } x \in [0,1[$$

$$\Phi(x) = 0 \text{ si } x \notin [0,1[$$

dbN

Ces ondelettes ont une expression non explicite excepter pour db1, qu'est le l'ondelette de Haar. Toutefois, les modules carrés de la fonction de transfert de h est explicite et simple

$$p(y) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k \text{ ou } C_k^{N-1+k} \text{ denote le coefficient binomial}$$

Soit

$$|m_0(\omega)|^2 = \left(\cos^2 \left(\frac{\omega}{2} \right) \right)^N P \left(\cos^2 \left(\frac{\omega}{2} \right) \right)$$

Ou

$$m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ik\omega}$$

- La longueur de Ψ et Φ est $2N-1$. Le nombre de moment de disparition de Ψ est N .
- La plupart des dbN sont symétrique. Pour quelques une, la symétrie est très prononcée.
- La régularité augmente avec l'ordre. Quand N devient très large. Ψ et Φ appartiennent à $C^{\mu N}$ ou μ est approximativement égal à 0.2. Certainement, cette valeur asymptotique est trop pessimiste que pour les petits ordres de N . Notez que les fonctions sont plus régulières à certains points que d'autres.

4.2 Ondelette symlet: symN

Dans les ondelettes $symN$, N est l'ordre. Quelques auteurs utilisent $2N$ à la place de N . Les $symlet$ sont seulement près de la symétrie; de conséquences Quelques auteurs ne sont pas appelées $symlets$.

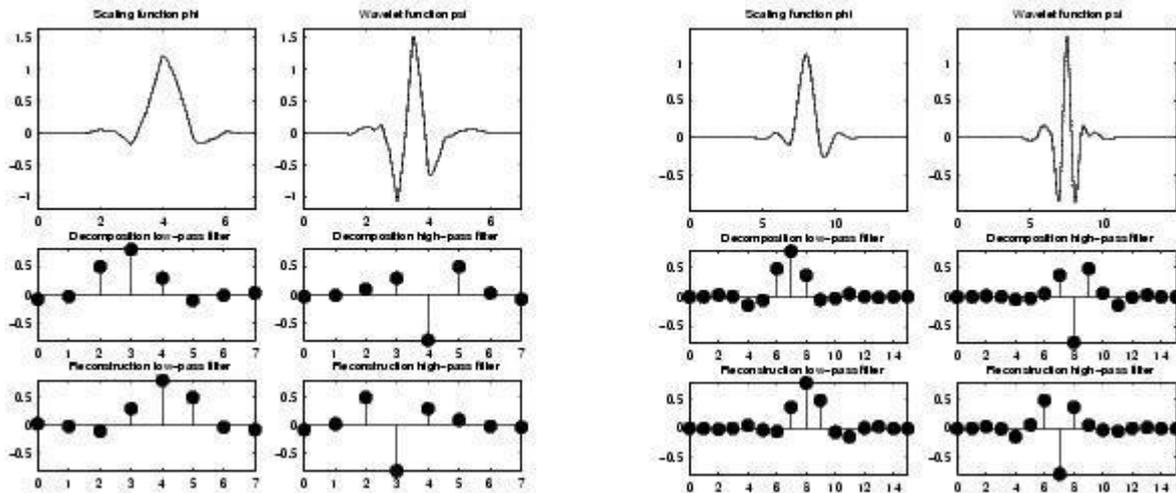


FIG 3 : Ondelettes Symlets $sum4$ sur la gauche et $sym8$ sur la droite.

Daubechies propose des modifications de ses ondelettes qui augmentent leur symétrie peuvent être augmentés tout en maintenant la grande simplicité.

L'idée consiste à réutiliser la fonction m_0 introduite dans les dbN , considérant $|m_0(\omega)|^2$ comme la fonction W de $z = e^{i\omega}$

Puis nous pouvons factoriser W dans différentes méthodes dans la forme $W(z) = U(z)U\left(\frac{1}{z}\right)$ parce que les racines de W avec le module non égal à 1 entrent dans les paires. Si une des racines est z_1 , alors $\frac{1}{z_1}$ sont également une racine.

1. En choisissant U tels que le module de toutes ses racines est strictement moins de 1. nous établissons les dbN des ondelettes de Daubechies. Le filtre de U est "un filtre minimum de phase."

2. En faisant un autre choix, nous obtenons des filtres plus symétriques ; ce sont des symlets. Les symlets ont d'autres propriétés semblables à ceux *des dbNs*.

4.3 Ondelette Coiflet : coifN

N est l'ordre Quelques auteurs utilisent $2N$ à la place de N .

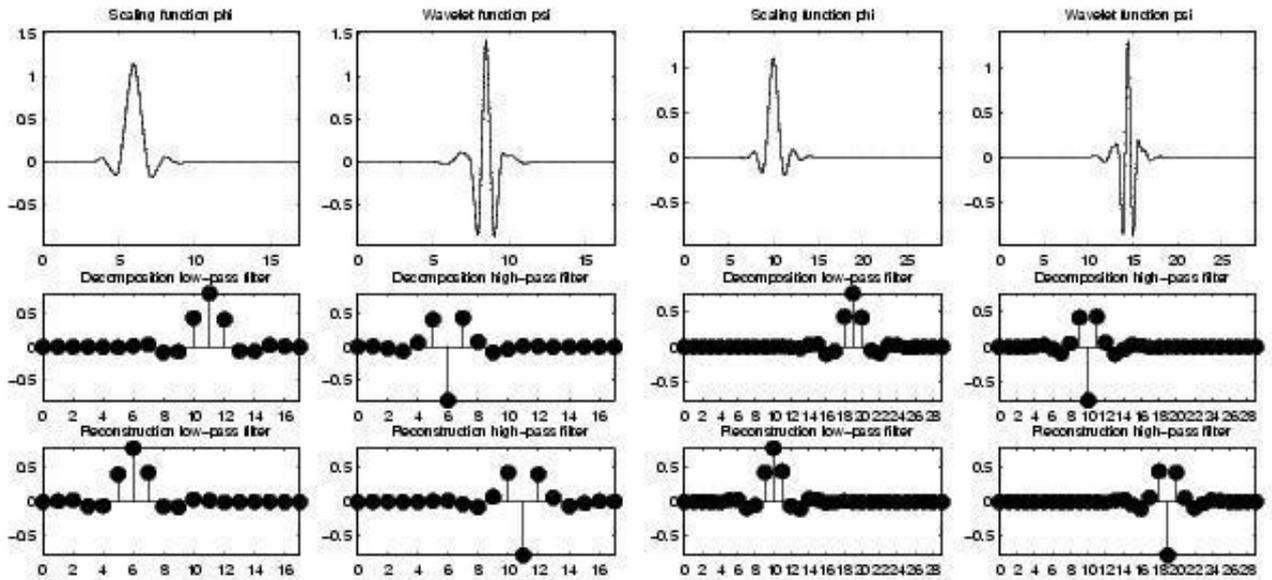


FIG 4: ondelettes Coiflets coif3 sur la gauche et coif5 sur la droite.

Construit par Daubechies sur demande de Coifman. La fonction Ψ a $2N$ moments égaux à 0 et ce qui est plus peu commun, la fonction Φ a $2N-1$ moments égaux à 0. Les deux fonctions ont un appui de la longueur $6N-1$.

Le $\text{coif}N$ Ψ et Φ sont beaucoup plus symétriques que *les dbNs*. En ce qui concerne la longueur de soutien, $\text{coif}N$ doit être comparé à $\text{db}3N$ ou à $\text{sym}3N$. En ce qui concerne le nombre de moments de disparition de Ψ , le $\text{coif}N$ doit être comparé à $\text{db}2N$ ou à $\text{sym}2N$.

Si s est un signal continu suffisamment régulier de temps, pour grand j le coefficient $\langle s, \Phi_{-j,k} \rangle$ est approximé à $2^{-j/2} s(2^{-j}k)$

Si s est un polynôme du degré d , $d \leq N-1$ alors l'approximation devient une égalité. Cette propriété est employée, lié aux problèmes de prélèvement, en calculant à la différence entre une expansion au-dessus du $\Phi_{j,k}$ d'un signal donné et sa version prélevée.

4.4 Ondelettes Biorthogonal Pairs: biorNr.Nd :

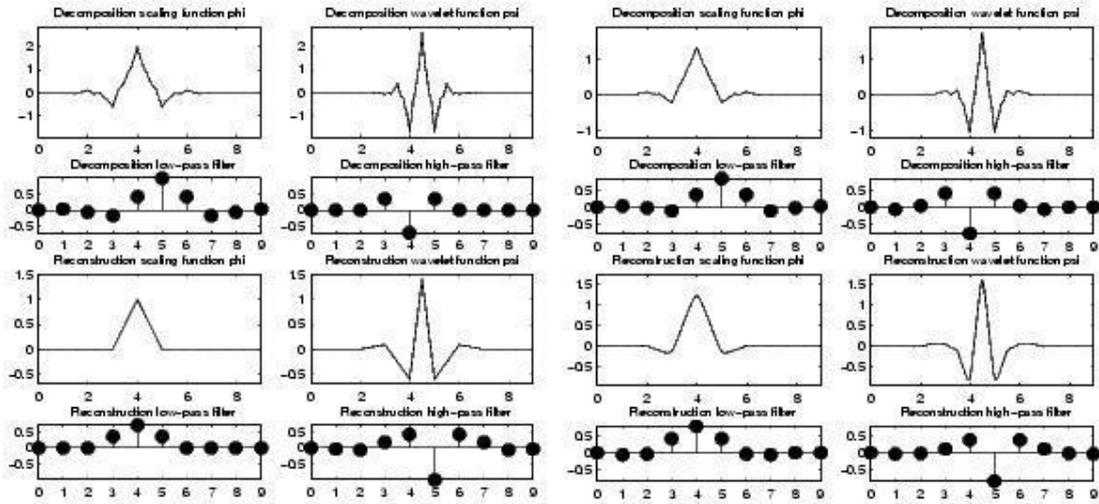


FIG 5: Ondelettes biorthobonals, bior2.4 sur la gauche et bior4.4 sur la droite.

La nouvelle famille prolonge la famille d'ondelettes. Elle est bien connue dans la communauté de filtrage de sous-bande qui la symétrie et la reconstruction exacte sont incompatibles (excepté l'ondelette de haar) si les mêmes filtres FIR sont utilisés pour la reconstruction et la décomposition de deux ondelettes en une, sont présentés :

Un, $\tilde{\Psi}$, est employé dans l'analyse, et les coefficients d'un signal s sont :

$$\tilde{c}_{j,k} = \int s(x) \tilde{\Psi}_{j,k}(x) dx$$

L'autre Ψ . est employé dans la synthèse. $s = \sum_{j,k} \tilde{c}_{j,k} \Psi_{j,k}$

En outre, les ondelettes $\tilde{\Psi}$ et Ψ sont reliés par la dualité dans le sens suivant :

$$\int \tilde{\Psi}_{j,k}(x) \Psi_{j',k'}(x) dx \quad \text{dés que } j = j' \text{ ou } k = k'$$

$$\int \tilde{\Phi}_{0,k}(x) \Phi_{0,k'}(x) dx \quad \text{dés que } k = k'$$

Il devient évident, comme Cohen précisé dans sa thèse, que "les propriétés utiles pour l'analyse (par exemple, oscillations, moments zéro) peuvent être concentrées sur la fonction $\tilde{\Psi}$ tandis que les propriétés intéressantes pour la synthèse (régularité) sont assignées à la fonction Ψ .

$\tilde{\Psi}$ et Ψ peuvent avoir des différentes propriétés de régularités.

Les fonctions $\tilde{\Psi}$, Ψ , $\tilde{\Phi}$, et Φ sont zéro à l'extérieur de segment.

Les algorithmes de calcul sont maintenus, et ainsi très simple.

Les filtres liés à m_0 et \tilde{m}_0 peuvent être symétriques. Il est plus facile construire les fonctions utilisées dans les calculs numériquement que ceux utilisés dans les ondelettes habituels.

