

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

**BADJI MOKHTAR - ANNABA
UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI
MOKHTAR - ANNABA**



**جامعة باجي مختار
- عنابة -**

Année : 2019/2020

Faculté des sciences de l'Ingénieur

Département d'Electronique

THÈSE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de **DOCTORAT 3ème cycle**

***AMELIORATION DU RAPPORT SIGNAL-SUR-BRUIT DES
SIGNAUX POTENTIELS EVOQUES INDIVIDUELS PAR
APPLICATION DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES
ASSOCIEE A LA METHODE DU BOOTSTRAP***

Option

Multimédia et Communications Numériques

Par

Besma Benchabane

DIRECTEUR DE THÈSE : Belmeguenai Aissa Professeur Université Skikda
Co-DIRECTEUR DE THÈSE : Benkherrat Moncef HDR ECAM-EPMI - France

Devant le jury :

Président : Doghmane Noureddine Professeur Université d'Annaba

Examineur : Messadeg Djemil Professeur Université d'Annaba

Examineur : Benouaret Mohamed Professeur Université d'Annaba

Examineur : Hamdi Rachid Professeur Université d'Annaba

Remerciements

Je tiens à remercier mon directeur de thèse Monsieur Belmeguenai Aissa pour son soutien. Je commencerai évidemment par présenter mon immense gratitude et mes remerciements les plus sincères à mon co-directeur de thèse et auteur de mon sujet de thèse Monsieur Benkherrat Moncef pour son encadrement, son suivi, son soutien indéfectible et sa présence attentionnée durant tous les moments difficiles qui ont marqué cette longue période d'apprentissage de la physique et de la vie et surtout pour sa perspicacité et la confiance qu'il m'a témoignée en me proposant ce sujet le fruit de travail des années de recherche. J'adresse toute ma gratitude et profond respect à Monsieur Doghmane pour m'avoir accueilli dans son laboratoire de recherche LASA, et de m'avoir permis de travailler dans d'aussi bonnes conditions. Je vous remercie pour votre disponibilité et vos encouragements. J'exprime toute ma gratitude à l'ensemble des membres du jury, Pr Doghmane, Pr Messadek , Pr Hamdi et Pr Benouarite pour l'honneur qu'ils m'ont fait d'avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse. Je tiens à remercier Dr Djelal Salah et lui exprimer ma profonde gratitude pour son aide et ses conseils durant mes années de thèse. Je n'oublie pas de remercier les chercheurs du laboratoire LR2E de l'école ECAM-EPMI de Cergy Pontoise, pour leur accueil durant mes stages de recherche. Je remercie Dr Takwa et je te souhaite du succès dans votre vie professionnelle et personnelle. J'exprime ma gratitude au Dr Boudiaf Mahmoud pour ses encouragements.

Dedicace

À mes parents et grands-parents, l'amour et la joie de ma vie.

À mes chers frères, Tayeb et Kheireddine et à toute ma famille.

À mes tantes, Mona, Chada, Nada, Nahida, Camille, Rayan, Taki.

À toutes mes amies, Hassina, Ferial, Affef, Wafa, Zahwa.

À mes camarades et proches amies Oulaya et Amira.

Je vous remercie pour vos encouragements.

الملخص

الكمونات المستثارة المتعلقة بحدث تعرف كالتغيرات في النشاط الكهربائي للنظام العصبي المركزي كإجابة لتنبيه خارجي مرئي أو سمعي. . الكمون المتعلق بحدث هو عبارة عن إشارة انتقالية ذات مدى ضعيف مقارنة مع إشارات الرسم الكهربائي الدماغى مع نسبة الإشارة على التشويش ما بين - ٠١ ديسبل و - ٥١ ديسبل. لاستخراج الكمونات المستثارة من التخطيط الكهربائي للدماغ يقوم علماء الفزيولوجيا العصبية باستعمال متوسط الإشارات كإشارة تمكنهم من دراسة ردود أفعال الأفراد نحو التنبيه. الدراسة المبنية على متوسط الإشارات فقط لا تسمح بالتعمق ف التحليل. في الدراسة المقدمة نقترح طريقة مبنية على تحويل المويجات وطريقة إحصائية . الطريقة المقترحة فى هذا العمل بالمقارنة مع طرق اخرى نشرت فى الكتابات العلمية والتقنية. جعلنا مقارنة باستخدام اشارات البيانات الحقيقية فى المحاكاة من اجل انجاح هذه المقارنة تم تقييم فعالية الوسيلة المقترحة بواسطة المحاكاة و التحقق من أدائها على تسجيلات حقيقية لإشارات دماغية بشرية . كما تمت مقارنة الطريقة المقترحة مع طرق أخرى لمعالجة الإشارات المستثارة الفردية . تم استخدام نوعين من الإشارات موجة P300 ، موجة الخطأ ، بالنسبة للمحاكاة تم استخدام نسبة الإشارة على التشوش و متوسط الخطأ مربعاً كمعيارين للمقارنة. بالنسبة للإشارات الحقيقية أعطى النموذج المقترح تحسين كبير فى نسبة الإشارة على التشوش مقارنة مع الطرق الأخرى خاصة عندما تكون نسبة الإشارة على التشوش منخفضة .

الكلمات المفاتيح:

الكمونات المتعلقة بحدث، المويجات، موجة الخطأ،

P300, EEG

Abstract

The event related potentials are the variations of electrical activities of a limited brain region, evoked by an external event stimulation either visual or sound. The event related potentials are transient signals buried in noise of the brain spontaneous activities, with low signal to noise ratio from -10dB to -15dB. To extract the evoked response from spontaneous brain activity, neurophysiologists use the average as a signal allowing them to analyze the reaction of the subject to the stimuli. The analysis of the average mean alone does not allow to go further with the analysis. In this study, we propose a method based on wavelet transform associated with a bootstrap method. The proposed method in this work was compared to other methods published in the scientific literature. In order to compare our method to other methods, we used simulated signals and real data. To achieve this comparison, we used the real data recorded by using the protocol of the error wave. To compare the performances of different methods in simulation, we used as criterion, the signal to noise ration and mean square error. To compare the results obtained on the real data, we used two methods to estimate the signal to noise ration the first based on the alternate average and the second on the correlation between two successive signals. The results obtained in simulation and the real data show the best performance of our method compared to other methods especially when the signal to noise ratio is low.

Key words : The event related potentials, wavelet transform, P300, error-related negativity, EEG.

Résumé

Le potentiel évoqué cognitif se définit comme la modification de l'activité électrique du système nerveux central en réponse à une stimulation extérieure qu'elle soit auditive ou visuelle. Le potentiel évoqué cognitif est un signal transitoire noyé dans l'activité spontanée du cerveau avec un faible rapport signal sur bruit variant entre -10 dB et -15 dB. Pour extraire une réponse évoquée de l'activité spontanée du cerveau, les neurophysiologistes utilisent la moyenne des essais comme signal leur permettant d'analyser la réaction du sujet aux stimuli. L'analyse de la moyenne seule ne permet pas de voir les variations du signal à travers les enregistrements. Dans la présente étude, nous proposons une méthode basée sur la transformée en ondelettes associée à la méthode statistique du bootstrap pour extraire les signaux individuels du bruit. La méthode proposée dans ce travail a été comparée avec d'autres méthodes publiées dans la littérature technique et scientifique. Nous avons effectué la comparaison en utilisant des signaux de simulation et des données réelles. Pour mener à bien, cette comparaison, nous avons utilisé des données réelles issu du protocole de l'onde de l'erreur. Pour comparer les performances des différentes méthodes en simulation, nous avons utilisé comme critère, le rapport signal sur bruit et l'erreur quadratique moyenne. Pour comparer les résultats obtenus sur des signaux réels, nous avons utilisé deux méthodes d'estimation du rapport signal sur bruit, la première basée sur la moyenne alternée et la deuxième utilise la corrélation entre deux signaux successifs. Les résultats obtenus en simulation et sur les signaux réels montrent bien que les performances de la méthode que nous proposons sont supérieures aux performances des autres méthodes notamment quand le rapport signal sur bruit est faible.

Mots clés : Potentiel évoqué cognitif, transformée en ondelettes, P300, onde de l'erreur, EEG.

Table des matières

1	INTRODUCTION GÉNÉRALE	16
2	Bases Neurophysiologiques	19
2.1	EEG, traitement de l'information et contrôle d'exécution	20
2.2	Notions d'électrostatique	20
2.3	Electrogénèse cérébrale	22
2.4	Au niveau du neurone	24
2.5	Au niveau d'une population de neurones	24
2.6	Enregistrement en surface, au niveau du cuir chevelu	25
2.7	Le cortex	27
2.7.1	Aires visuelle et psycho-visuelle	29
2.7.2	Aires auditive et psycho-auditive	30
2.7.3	Aires sensitive et psycho-sensitive	31
2.7.4	Aires motrice et psycho-motrice	31
2.8	Activité spontanée du cerveau	31
2.9	Les ondes cérébrales mesurées avec l'EEG	32

Table des matières

2.10	Potentiels évoqués	34
2.10.1	Principe	34
2.10.2	Technique d'enregistrement	34
2.10.3	Indications	34
2.10.4	Les potentiels évoqués visuels (PEV)	35
2.10.5	Les potentiels évoqués auditifs (PEA)	35
2.10.6	Les potentiels évoqués somesthésiques (PES)	35
2.10.7	Les potentiels évoqués laser (PEL)	36
2.10.8	Les potentiels évoqués moteurs (PEM)	36
2.10.9	Lobes frontaux	37
2.11	Conclusion	37
3	Enregistrement des potentiels évoqués cognitifs	38
3.1	Historique	39
3.2	Electrodes et leurs placements	39
3.3	Montage et électrode de référence	41
3.4	Matériels d'acquisition	42
3.5	Protocole de stimulation	44
3.5.1	Onde de l'erreur	45
3.5.2	Tâche d'Eriksen	46
3.6	Enregistrement des données	47
4	Etat de l'art	48
4.1	Méthodes d'extraction et de détection du potentiel évoqué :	49
4.2	Principe de la sommation :	50
4.3	Conditions d'application du moyennage	51

Table des matières

4.3.1	Bruit non stationnaire	51
4.3.2	Signal non stationnaire	51
4.3.3	Synchronisation du signal	51
4.4	Le moyennage sélectif	52
4.5	Le filtrage numérique	52
4.6	Le filtre de Wiener	54
4.7	La méthode du banc de filtres	55
4.7.1	Algorithme	55
4.8	Analyse par composantes principales	57
4.8.1	Définition et principes de base	58
4.9	Analyse par composantes indépendantes	61
4.10	Analyse par ondelettes	62
4.11	Le débruitage de Donoho	64
4.12	Le filtrage adaptatif	65
4.13	Filtrage de Kalman	68
4.13.1	Modèle :	69
4.13.2	Les limites :	69
4.14	Matching Pursuit :	69
5	Extraction des potentiels évoqués individuels par la méthode du coefficient de variance	71
5.1	Potentiel évoqué et son traitement :	72
5.2	La transformée de Fourier :	73
5.3	La transformée en ondelettes :	74
5.4	Algorithme de décomposition et de reconstruction :	76

Table des matières

5.5	Amélioration du rapport signal sur bruit par transformée en ondelette	78
5.5.1	Différents types de seuillage :	78
5.5.2	Seuillage dur ou « hard thresholding » :	79
5.5.3	Seuillage doux ou « soft thresholding »	79
5.5.4	Méthodes proposées pour l'estimation des signaux individuels :	80
5.6	Conclusions	87
6	Traitement des signaux potentiels évoqués cognitifs par la méthode WaSDe	100
6.1	Introduction :	101
6.2	Méthode :	101
6.3	Choix de l'ondelette :	102
6.4	Bootstrap :	103
6.5	L'algorithme WaSDe :	104
6.6	Traitement des données :	110
6.6.1	Simulation :	110
6.6.2	Paramètres de simulation :	110
6.6.3	Résultats et analyses :	112
6.7	Traitement des données réelles :	116
6.7.1	Traitement des données réelles :	117
6.7.2	Onde de l'erreur :	117
6.7.3	Sujets :	117
6.7.4	Protocole d'enregistrement :	118

Table des figures

6.7.5	Enregistrement et prétraitement :	118
6.7.6	Paramètres de quantification :	119
6.7.7	Analyse des Résultats :	120
6.8	Débruitage par Paquets d'ondelettes :	122
6.8.1	Paquets d'ondelettes :	122
6.8.2	Algorithme PWaSDe :	124
6.8.3	Simulation :	124
6.8.4	Traitement des données réelles :	126
6.9	Discussion :	129
6.10	Conclusion :	133
7	Conclusion Générale et Perspectives	134

Table des figures

2.1	Dipôle AB.	22
2.2	Champs et potentiels créés par une charge isolée (a) et un dipôle(b) (D'après Guérit) [Gue98]	23
2.3	Exemples de neurones disposés en champ fermé (a) et en champ ouvert (b).	25
2.4	Distribution spatiale des potentiels enregistrés à la surface du cuir chevelu en fonction de la position des dipôles [All05]	27
2.5	Potentiel enregistré en surface. Exemple de synapses excitatrices proches du soma à gauche (activation thalamique) et loin du soma à droite (activation corticale). Imaginons maintenant que ces synapses sont inhibitrices : le sens du dipôle serait inversé et la ddp enregistrée en surface serait également inversée. Ainsi la polarité de la ddp enregistrée en surface ne permet pas de dire si l'activité corticale qu'elle reflète est une activation ou une inhibition (d'après Kandel et al. 2000) [KSJ00]	28

Table des figures

2.6	Les lobes cérébraux. Chacun des deux hémisphères cérébraux est divisé en quatre lobes qui sont, d'avant en arrière le lobe frontal situé juste derrière le front au dessus des yeux (en bleu), le lobe temporal situé au dessus de l'oreille légèrement en arrière et en dessous du lobe frontal (en vert), le lobe pariétal situé en arrière du lobe frontal (en jaune) et le lobe occipital, qui comme son nom l'indique est situé au niveau de l'occiput, c'est-à-dire la partie la plus arrière du crâne(en rouge) [KSJ00].	29
2.7	Neuroanatomie fonctionnelle [KSJ00].	30
2.8	les rythmes corticaux [Gue98].	33
3.1	Système standard international de placement des électrodes. A) vue de la gauche, B) vue de dessus. En C) localisation et nomenclature des électrodes selon la société américaine l'électroencéphalographie.	40
3.2	Casque EEG.	42
3.3	Electrodes EEG.	42
3.4	Système d'acquisition EEG.	43
3.5	Les connections entre les différents composants du système d'acquisition. Un ordinateur pour la stimulation (ligne en pointillés rouge). Un ordinateur pour l'acquisition des signaux EEG (ligne rouge). Les deux ordinateurs sont synchronisés (ligne bleue).	44

Table des figures

3.6	Exemple d'une tâche de TR de choix à deux éventualités. La consigne est d'identifier la couleur du stimulus et de répondre en appuyant sur le bouton poussoir placé dans la main droite si le stimulus est vert, et sur le bouton poussoir placé dans la main gauche si le stimulus est rouge [Rog09].	45
3.7	Réalisation de la tâche d'Eriksen [Rog09].	47
4.1	Représentation symbolique de la structure de traitement pour l'estimation des potentiels évoqués basée sur le filtre de Wiener.	54
4.2	Division de la moyenne d'un signal potentiel évoqué cognitif P300 en 5 intervalles. Chaque intervalle sera utilisé pour synthétiser un filtre [Ben98].	57
4.3	Exemple d'un arbre de décomposition d'une transformée en ondelettes d'un potentiel évoqué échantillonné à 256Hz.	63
4.4	Schéma du combinateur linéaire adaptatif [Bou17].	66
5.1	Algorithme de décomposition en ondelettes.	77
5.2	Algorithme de reconstruction.	77
5.3	Seuillage dur des coefficients d'ondelettes.	79
5.4	Seuillage doux des coefficients d'ondelettes.	80
5.5	Les niveaux de décomposition en ondelettes du potentiel évoqué avant seuillage.	89
5.6	Les coefficients d'ondelettes du potentiel évoqué après seuillage.	90
5.7	Les niveaux de la décomposition en ondelettes du potentiel évoqué après application du seuillage doux.	91

Table des figures

5.8	Signal avant traitement et le signal obtenu après application du seuillage doux.	92
5.9	Schéma de principe de la méthode de débruitage par décomposition en ondelettes avec seuillage par coefficient de variance avec i l'indice du niveau de la décomposition ($D_1 : D_5$)	92
5.10	La réponse fréquentielle normalisée du filtre passe bas de Butterworth.	93
5.11	Signal bruité (haut), le signal sans bruit en bleu et le signal estimé par la décomposition en ondelettes avec seuillage par coefficient de variance en rouge (milieu), le signal sans bruit en bleu et le signal obtenu par le filtrage numérique passe bas (bas).	94
5.12	Comparaison de l'amélioration du SNR entre la méthode de la transformée en ondelettes avec seuilage des coefficients par coefficient variance (courbe rouge) et le filtrage numérique (courbe bleu).	94
5.13	Comparaison du MSE obtenu par la méthode de la transformée en ondelettes avec seuilage des coefficients par coefficient variance (courbe rouge) et le filtrage numérique (courbe bleu).	95
5.14	La moyenne des 60 signaux de simulation sans bruit (courbe bleu), la moyenne des 60 signaux traités par transformée en ondelettes par seuilage avec coefficient de variance (courbe rouge) et la moyenne traités par filtrage numérique passe bas.	95

Table des figures

5.15	L'erreur quadratique moyenne calculée entre la moyenne des signaux non bruités et les signaux successifs estimés par la méthode de la transformée en ondelettes (courbe rouge) et le filtrage numérique passe bas (courbe bleu).	96
5.16	Exemple de traitement par les deux méthodes d'un enregistrement de potentiel évoqué. Signal avant traitement (noir), signal traité avec seuillage par coefficient de variance (bleu) et le signal traité par filtrage numérique passe bas (rouge).	96
5.17	Des exemples de signaux traités, signal avant traitement (noir), signal traité par ondelettes avec seuillage par coefficient de variance (bleu) et le signal traité par filtrage numérique passe bas.	97
5.18	La moyenne des signaux avant traitement (noir), la moyenne traités par ondelettes par seuillage par coefficient de variance(bleu) et la moyenne traité par filtrage numérique (rouge).	98
5.19	Représentation des 60 signaux avant traitement (a) , représentation de la figure (a) avec un angle différent (b). Traitement par ondelettes (c), représentation de la figure (c) avec un angle différent (d). Traitement par filtrage numérique passe bas (e), représentation de la figure (e) avec un angle différent (f).	99
6.1	Taux de conservation des coefficients d'ondelettes après seuillage pour différentes ondelettes mères.	103
6.2	Organigramme de la méthode WaSDe.	107
6.3	Les étapes de la méthode WaSDe.	108

Table des figures

6.4	Tracé du contour des signaux de simulation bruités (A), des signaux sans bruit (B), des signaux débruités par la méthode WaSDe (C), méthode de l'Hemite (D), la méthode NZT (E) et l'approche de Wang (F) et la moyenne des signaux sans bruit (G), la moyenne des signaux bruités(H) et la moyenne des signaux débruités par la méthode WaSDe (I).	112
6.5	Comparaison du SNR obtenu par les quatre méthodes.	113
6.6	Évolution du SNR en fonction du nombre d'essais.	114
6.7	Comparaison du SNR obtenu par la méthode du moyennage et par la méthode WaSDe.	115
6.8	Comparaison du MSE obtenu après débruitage par la méthode WaSDe, la méthode Hermite, la méthode NZT et la méthode de Wang.	115
6.9	Comparaison du PRD obtenu par les méthodes WaSDe, NZT, Hermite et Wang.	116
6.10	Comparaison des cinq méthodes, WaSDe, Wang, PEA, Hermite et NZT en utilisant les données réelles issues de l'électrode Fz.	121
6.11	La moyenne (a) et l'histogramme (b) des essais avant et après débruitage par la méthode WaSDe.	121
6.12	Arbre de niveau 3 obtenu par décomposition en paquets d'on- delettes.	126
6.13	Signal ERP synthétique.	127
6.14	Comparaison du SNR des signaux de simulation avant et après débruitage par la méthode PWaSDe.	129

Table des figures

6.15	Tracé de contour des signaux bruités (A), des signaux originaux (B) et des signaux après débruitage par la méthode PWaSDe (C).	130
6.16	Comparaison du SNR avant et après débruitage des données réelles par la méthode PWaSDe.	131
6.17	tracé de contour des enregistrements réels avant et après débruitage par la méthode PWaSDe.	132

Liste des tableaux

6.1	Comparaison du SNR après débruitage des signaux par les méthodes NZT, Wang, Hermite et WaSDe.	121
-----	---	-----

Abréviations

- PEC : les potentiels évoqués cognitifs ;
- PE : les potentiels évoqués
- TR : temps de réaction
- BCI : brain Computer Interfacing ;
- EEG : L'électroencéphalographie ;
- DDP : différence de potentiel ;
- PPSE : potentiel post synaptique excitateur ;
- PPSI : inhibiteur ;
- PA : potentiel d'action ;
- SLI : stimulation lumineuse intermittente ;
- PEV : les potentiels évoqués visuels ;
- PEA : les potentiels évoqués auditifs ;
- PES : les potentiels évoqués somesthésiques ;
- PEL : les potentiels évoqués laser ;
- PEM : les potentiels évoqués moteurs ;
- EMG : l'activité électromyographique ;
- MSE : l'erreur quadratique moyenne ;
- SNR : rapport signal sur bruit ;
- PCA : principal components analysis.

Publications :

Ce travail a donné lieu à trois publications dont un article de journal publié dans le revue IET Signal Porcessing et deux articles de conférences.

Article de journal :

- Besma Benchabane, Moncef Benkherratt, Boris Burle, Franck Vidal, Thierry Hasbroucq, Salah Djelel Aissa Belmeguenai, Wavelets statistical denoising (WaSDe) : individual evoked potential extraction by multi-resolution wavelets decomposition and bootstrap, IET Signal Processing, 13(1) :348 – 355, 2019 (ieeexplore.ieee.org).

Articles de conférences :

- Besma Benchabane, Moncef Benkherratt, Improving the SNR of single-trials event-related potentials, EACD, Mai 2019 (<http://edu.eacd.org/node/583>).
- Besma Benchabane, Moncef Benkherratt, Salah Djelel, Statistical Method to Extract Evoked Potentials from Noise, EVF 2019, EDP Sciences (<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202017002005>).

Chapitre **1**

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Chapitre 1

Les potentiels évoqués cognitifs (PEC) reflètent un processus mental en réponse à une stimulation visuelle ou auditive. Les PEC sont des signaux transitoires recueillis grâce à des électrodes placées sur le scalp d'un sujet ou d'un patient. C'est un examen non-invasif, totalement indolore et non-dangereux pour le patient ou le sujet. Ils ont été décrits pour la première fois par Sutton en 1964. Ils sont utilisés comme examen pour diagnostiquer chez un patient des maladies psychiatriques et neurologiques. Ils sont également utilisés dans le domaine de la recherche en neurosciences dans le but de mieux comprendre les différentes fonctions du cerveau. Récemment, une équipe de recherche de l'Institut Supérieur de l'Aviation et l'Espace à Toulouse (France) a utilisé des enregistrements cérébraux pour étudier le comportement des pilotes d'avions dans le cas de l'exécution de tâches complexes (gestion des alertes sur un tableau de bord d'aviation). Le but de ces recherches est la mise d'un tableau de bord ergonomique permettant aux pilotes de mieux gérer les commandes et les alertes. Ces dernières années, grâce aux progrès réalisés dans les domaines de l'instrumentation électronique, les techniques de traitement du signal et l'informatique, notamment l'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs, les études et les recherches sur les potentiels évoqués cognitifs se sont intensifiées en étant de plus en plus sophistiqués. Les progrès dans le domaine de l'électronique ont permis l'augmentation du nombre de voies d'enregistrement jusqu'à 256 voies d'enregistrement. L'utilisation d'un nombre important d'électrode permet l'amélioration de la résolution de la représentation spatiale du cerveau appelée cartographie. Ces avancées dans le domaine de l'électronique a permis également la mise au point de casque d'électrodes sans fils et d'électrode active équipée d'un amplificateur. Le progrès dans le domaine l'informatique a permis, le développement et la mise en application de tests et de protocoles de stimulation plus complexe qui ont permis l'approfondissement de l'exploration fonctionnelle du cerveau. Depuis plus d'une dizaine d'années, ces progrès ont permis l'émergence d'une autre application, il s'agit de la commande de systèmes par la pensée, appelée en anglais Brain-Computer Interfacing (BCI). L'un des objectifs du BCI est de favoriser l'autonomie des personnes en situation d'handicap.

Les avancées de l'électronique ne suffisent pas à eux seuls au développement à la mise au point de ces applications, il est nécessaire d'utiliser des techniques de traitement du signal adaptés et sophistiqués. Le traitement des signaux potentiels évoqués cognitifs est un problème difficile en raison de leurs

Chapitre 1

faibles amplitudes (environ une dizaine de microvolts) par rapport à l'activité spontanée du cerveau, l'électroencéphalogramme (quelques centaines de microvolts) et leur non-stationnarité.

La variabilité des potentiels évoqués cognitifs au cours de l'enregistrement est due aux fluctuations de la concentration du sujet pendant l'enregistrement et à la fatigue de celui-ci. Pour extraire les signaux potentiels évoqués du bruit, l'enregistrement de plusieurs dizaines d'essais est nécessaire. On calcule ensuite, la moyenne des signaux. L'utilisation de la moyenne occasionne la perte d'information à travers les essais particulièrement l'amplitude et la latence des essais individuels. L'emploi de la moyenne suppose que les signaux individuels sont stationnaires et synchrones. Ces deux suppositions ne sont pas toujours vérifiées. Pour éviter la fatigue du sujet, des méthodes de traitement du signal ont été proposées pour réduire le nombre de signaux enregistré nécessaire à l'estimation de la moyenne des signaux. Ces méthodes présente l'inconvénient d'utiliser la moyenne des signaux comme référence ou comme source d'informations à priori sur les caractéristiques des signaux à débruiter. Depuis la dernière décade, de nouvelles méthodes et techniques de traitement du signal ont été proposés afin d'améliorer le rapport signal sur bruit des essais individuels. Certains de ces méthodes et techniques utilise la transformée en ondelettes et d'autres méthodes utilise l'analyse en composante indépendante. Pour être efficace, une majorité de ces méthodes ont besoin d'information à priori ou utilise la moyenne comme référence.

Dans ce travail, nous proposons deux méthodes pour extraire les essais individuels du bruit et améliorer leur rapport signal sur bruit. La première méthode est basée sur la transformée en ondelettes et utilise le coefficient de variance pour séparer les coefficients du signal utile de ceux liés au bruit. La deuxième méthode associe la transformée en ondelettes et la méthode statistique du bootstrap pour séparer les coefficients du signal utile ou du signal potentiel évoqué de ceux liés au bruit.

Chapitre **2**

Bases Neurophysiologiques

2.1 EEG, traitement de l'information et contrôle d'exécution

Nous allons en premier lieu présenter les principes de l'électroencéphalographie (EEG). L'EEG [Ber29] est une technique qui permet d'enregistrer l'activité électrique cérébrale au niveau du cuir chevelu. Cette technique est utilisée dans le cadre d'une approche neurophysiologique, comme moyen d'investigation du fonctionnement cérébral. Avant de poursuivre, il faut en premier lieu comprendre la nature du signal qu'on enregistre.

2.2 Notions d'électrostatique

Considérons deux charges électriques dans un milieu (supposons que ce milieu est le vide) : ces deux charges exercent l'une sur l'autre une force attractive ou répulsive. Cette force peut être représentée par un vecteur dont le moment est inversement proportionnel au carré de la distance séparant les 2 charges, le sens est fonction du signe des 2 charges en présence et la direction dépend de la position respective des 2 charges.

Soit q_e une charge en un point P et q_i une charge en un point O . La force qui s'exerce entre ces deux charges est donnée par la relation :

$$f = \frac{q_e q_i}{4\pi\epsilon_0 r^2} u \quad (2.1)$$

Où f : force créée par les deux charges en présence q_e et q_i : les deux charges en présence ϵ_0 : permittivité du vide

r : distance entre les deux charges u : vecteur unitaire porté par OP.

Une charge électrique, de par sa seule présence, induit dans son environnement un champ électrique. La force qu'exercerait une charge q sur une charge unité placée en un point du milieu, définit en ce point la valeur du champ électrique.

De l'équation (1), on déduit que le vecteur champ électrique (E) créé par une charge q en un point du milieu, situé à une distance r de la charge q , est :

$$E = \frac{q}{4\pi\epsilon_0 r^2} u \quad (2.2)$$

Chapitre 2

La notion de champ électrique est étroitement liée à celle de potentiel électrique : en chaque point d'un milieu où règne un champ électrique, on peut définir une certaine grandeur appelée potentiel électrique (c'est pourquoi le champ électrique est aussi appelé champ de potentiel). Par exemple, si la charge unité est placée en différents points du milieu de telle manière que la distance (r) entre la charge q et la charge unité soit toujours la même, le moment de la force créée entre les deux charges est identique en chacun de ces points : on dit que ces points sont au même potentiel (on parle de ligne ou de surface isopotentielle pour désigner l'ensemble des points de l'espace où règne un potentiel identique). Par contre si la distance r change, le moment de la force change aussi : les points ne sont pas au même potentiel. Entre deux points d'un milieu où règne un champ électrique, il existe une différence de potentiel (ddp), que l'on peut mesurer. Si la charge q se trouve dans un milieu conducteur (c'est le cas du cerveau et des structures environnantes), le champ électrique qu'elle crée, par les forces qu'elle engendre, met en mouvement les charges électriques du milieu conducteur (on parle alors de courants, un courant correspondant à un mouvement de charges). Plus généralement, l'intensité et la direction des courants électriques entre deux points dépendent des gradients (ou variations) des ddp entre ces deux points. Les charges électriques du milieu conducteur se déplacent des régions à fort potentiel vers les régions à faible potentiel selon ce qu'on appelle les lignes de courant, perpendiculaires aux lignes ou surfaces isopotentielles (figure 2.1). Considérons maintenant deux charges égales en valeur absolue mais de signe opposé ($+q, -q$) séparées par une distance d (très petite par rapport à la distance au site d'enregistrement) : ces deux charges, appelées un dipôle, sont classiquement représentées par un vecteur. La notion de dipôle est essentielle pour nous car la configuration dipolaire constitue la base de l'interprétation des variations de potentiel enregistrées en EEG. Les notions d'électrostatiques décrites pour une charge s'appliquent également aux dipôles : deux charges, combinées en un dipôle, génèrent un champ électrique et mettent en mouvement (dans un milieu conducteur) les charges électriques de leur environnement selon les lignes de courant (figure 2.2). On observe sur la figure 2.2 que la configuration des lignes isopotentielles et des lignes de courant est plus complexe que dans le cas d'une charge unique. Nous avons pris le cas d'une charge unique à titre d'illustration, mais les concepts et les lois qui s'appliquent pour un dipôle restent les mêmes.

Soit un dipôle AB . Le potentiel en un point $M(V(M))$ situé à une distance $OM = r$ du milieu O de AB , est donné par :

$$V_M = \frac{qd(\cos(\vartheta))}{4\pi\epsilon_0 r^2} \quad (2.3)$$

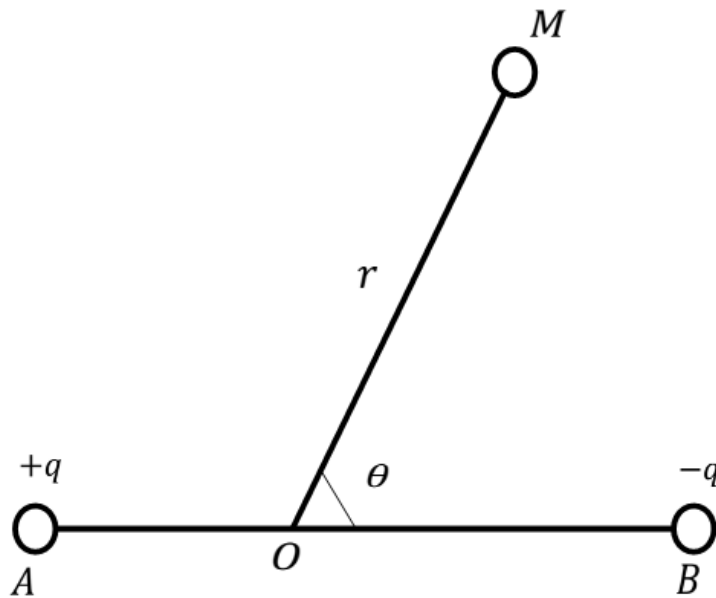
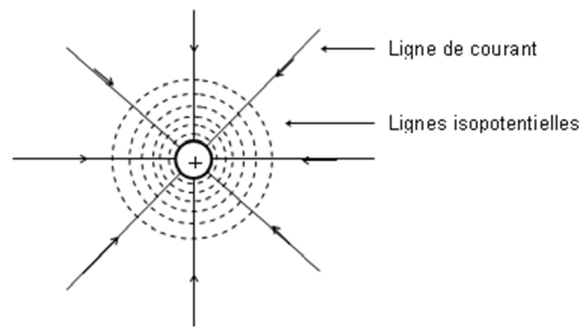


FIGURE 2.1 – Dipôle AB.

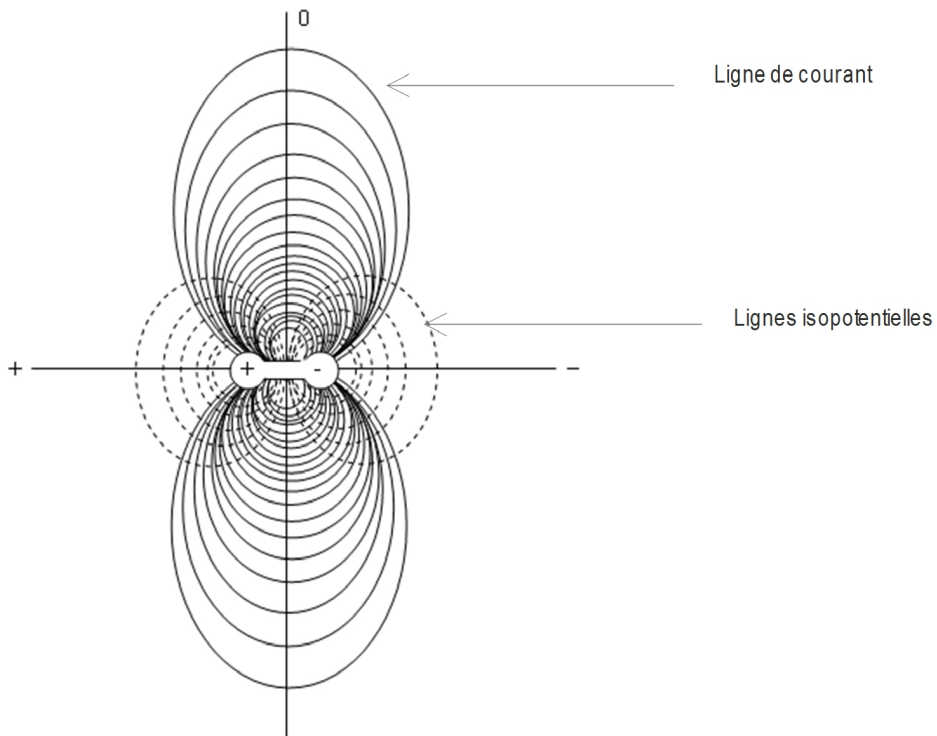
2.3 Electrogénèse cérébrale

Il convient de préciser que lorsqu'on enregistre l'EEG, on enregistre des différences de potentiel (ddp) entre deux électrodes, non des potentiels. Les variations de potentiel étant dues à des changements de l'activité électrique cérébrale, on comprend aisément que si les tracés EEG sont modifiés par un facteur expérimental c'est que l'activité cérébrale est modifiée. Cependant, pour les raisons que nous allons détailler maintenant, toute modification de l'activité cérébrale n'entraîne pas nécessairement de modifications des tracés EEG [All05].

Chapitre 2



a. Champ et potentiel créés par une charge isolée



b. Champ et potentiel créés par un dipôle

FIGURE 2.2 – Champs et potentiels créés par une charge isolée (a) et un dipôle(b) (D'après Guérit)[\[Gue98\]](#).

2.4 Au niveau du neurone

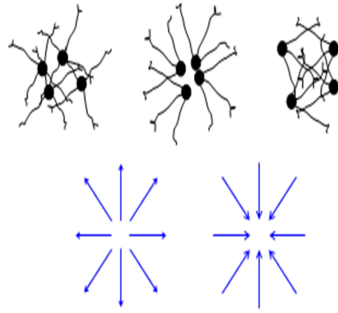
Au niveau de la membrane d'un neurone, l'ouverture des canaux en lien avec l'activité synaptique (potentiel post-synaptique excitateur, *PPSE*, ou inhibiteur, *PPSI*) et la transmission d'un potentiel d'action (*PA*), engendre des mouvements d'ions de part et d'autre de la membrane. Ces mouvements d'ions entraînent soit une perte de charges positives dans le milieu extracellulaire (par exemple entrée d'ions sodium au cours des *PA* ou des *PPSE*) soit un excès de charges positives dans le milieu extracellulaire (par exemple sortie d'ions potassium au cours des *PPSI*), ce que l'on peut représenter par un dipôle dont le sens dépend de la nature (excitatrice ou inhibitrice de la synapse) et de la localisation de cette synapse par rapport au soma. Ainsi, la transmission du *PA* peut être vue comme le déplacement d'un dipôle le long de l'axone, alors que l'activité synaptique peut être vue comme l'apparition d'un dipôle.

2.5 Au niveau d'une population de neurones

Lorsqu'une population de neurones est activée simultanément, le champ électrique qui en résulte est le même que celui qui serait créé par un dipôle dit «équivalent», dipôle correspondant à la somme géométrique de tous les dipôles élémentaires faisant partie de la population (on dit que les champs électriques obéissent au principe de superposition). Les caractéristiques de ce dipôle équivalent dépendent de la disposition spatiale des neurones qui sont organisés en champ fermé ou en champ ouvert. Les champs fermés (figure 2.3a) sont produits soit par des neurones dont les dendrites sont disposées de façon radiaire par rapport au soma, soit par des neurones dont tous les somas occupent le centre et les dendrites la périphérie ou inversement, soit par des neurones dont les axes somato-dendritiques sont orientés aléatoirement (c'est par exemple le cas de nombreux interneurons corticaux). La résultante de tous les dipôles élémentaires dirigés selon les axes dendro-somatiques est nulle. Le champ électrique est nul à distance de ces structures, bien qu'elles puissent être le siège d'une intense activité électrique [All05].

Les champs ouverts (figure 2.3b) sont produits par une couche de neurones dont les axes dendro-somatiques sont parallèles les uns aux autres, c'est par

exemple le cas des neurones pyramidaux du cortex. L'activation synchrone de cette population de neurones entraîne l'apparition d'une multitude de dipôles élémentaires dont la direction est l'axe dendro-somatique de chaque cellule. Le dipôle équivalent sera perpendiculaire à la surface de la couche neuronale.



Dipôles élémentaires dont la résultante est nulle

a. Champ fermé

Dipôles élémentaires dont la résultante (un dipôle équivalent) est non nulle

b. Champ ouvert

FIGURE 2.3 – Exemples de neurones disposés en champ fermé (a) et en champ ouvert (b).

2.6 Enregistrement en surface, au niveau du cuir chevelu

L'activité d'une petite zone corticale peut être représentée par un dipôle équivalent (somme des dipôles élémentaires représentant l'activité de chaque

Chapitre 2

neurone). A l'intérieur de cette zone, ce sont essentiellement les cellules pyramidales du cortex cérébral qui sont organisées de telle façon que leur activation synchrone induit un champ ouvert. L'activation synchrone d'une telle zone peut être représentée par un dipôle équivalent (figure 2.5) perpendiculaire à la surface du cortex. Imaginons une volée afférente excitatrice qui arrive sur une population de cellules pyramidales. On comprend facilement que l'arrivée de cette volée sur chaque cellule n'est pas parfaitement synchrone. Il y a donc un décalage temporel dans la génération des *PPSE* et secondairement dans celle des *PA*. Etant donné qu'un *PA* dure 1 à 3 ms, les *PA* se somment mal dans le temps. Par contre les *PPSE* et *PPSI* qui durent 20 à 30 ms se somment mieux : ce sont donc essentiellement ces derniers qui contribuent aux potentiels enregistrés.

Le potentiel enregistré en surface par une électrode située à l'aplomb du dipôle dépend de l'orientation de celui-ci par rapport à la surface du cuir chevelu. Si les cellules pyramidales sont situées dans une portion du cortex parallèle à la surface du cuir chevelu, le dipôle équivalent est dit « radial » (figure 2.4) : l'électrode, le pôle positif et le pôle négatif sont alignés. Le potentiel recueilli est dans ce cas maximal : il est positif lorsque le pôle positif est tourné vers l'électrode, négatif lorsque le pôle négatif est tourné vers l'électrode. Mais si les cellules pyramidales sont situées dans une portion du cortex perpendiculaire à la surface du cuir chevelu, par exemple dans le flanc d'une scissure, le dipôle équivalent est dit « tangentiel » : le pôle positif et le pôle négatif sont équidistants de l'électrode, et le potentiel enregistré est nul. Le cortex formant de nombreuses scissures et circonvolutions, toutes les orientations intermédiaires, entre les orientations radiales et tangentielles, sont possibles.

Le potentiel créé en surface par les cellules pyramidales dépend donc de leur situation anatomique (ce paramètre donnant l'orientation du dipôle par rapport au cuir chevelu), mais il dépend également de la position des synapses (haute ou basse c'est-à-dire éloignée ou proche des corps cellulaires des neurones), et de leur nature (excitatrice ou inhibitrice) (ces deux paramètres donnant le sens du dipôle par rapport au corps cellulaire) (figure 2.5).

En résumé, l'activité enregistrée en surface provient essentiellement du cortex, en particulier des neurones pyramidaux qui génèrent des champs ouverts (l'activité de la plupart des interneurons corticaux est invisible). Les *PA* contribuent peu au potentiel ; ce sont essentiellement les potentiels post-

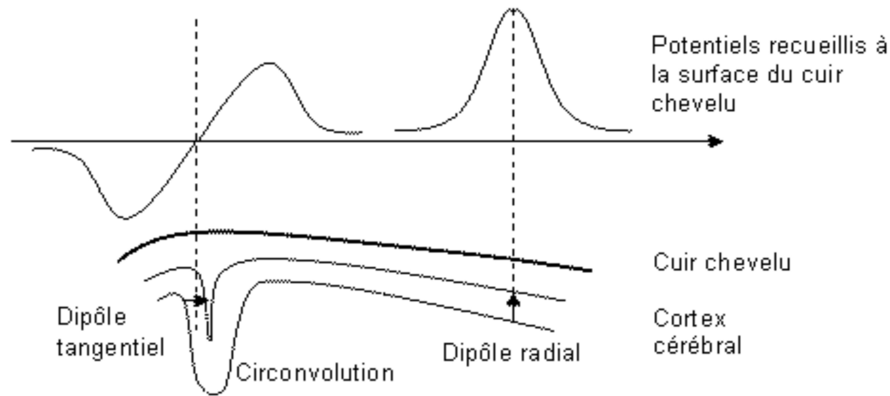


FIGURE 2.4 – Distribution spatiale des potentiels enregistrés à la surface du cuir chevelu en fonction de la position des dipôles [All05].

synaptiques (car ils se somment bien dans le temps) qui sont à l'origine du signal. On n'enregistre donc qu'une petite partie de l'activité électrique cérébrale, c'est pourquoi toute modification de l'activité cérébrale n'entraîne pas nécessairement de modification des tracés EEG. Enfin, la polarité d'une ddp ne nous renseigne pas a priori sur le type d'activité (inhibitrice ou activatrice) qu'elle reflète.

2.7 Le cortex

Le cerveau est formé de deux hémisphères cérébraux, d'aspect plissé dont la substance blanche, interne, est recouverte d'un cortex cérébral gris, d'épaisseur variable (figure 2.6).

Trois sillons plus accentués (scissure de Sylvius, sillon de Rolando, sillon perpendiculaire) divisent chaque hémisphère en quatre lobes (frontal, temporal, pariétal, occipital) comprenant chacun un certain nombre de circonvolutions. Le cortex représente la partie haute de l'encéphale qui traite les informations complexes et nous permet d'avoir un comportement cohérent et intelligent. Pour cela, certaines zones du cerveau sont spécialisées dans certaines fonctions. On individualise ainsi une aire motrice, une aire sensitive, une aire visuelle et une aire auditive. À proximité de ces aires s'étendent des régions moins bien délimitées : ce sont les centres d'association psychique qui vont

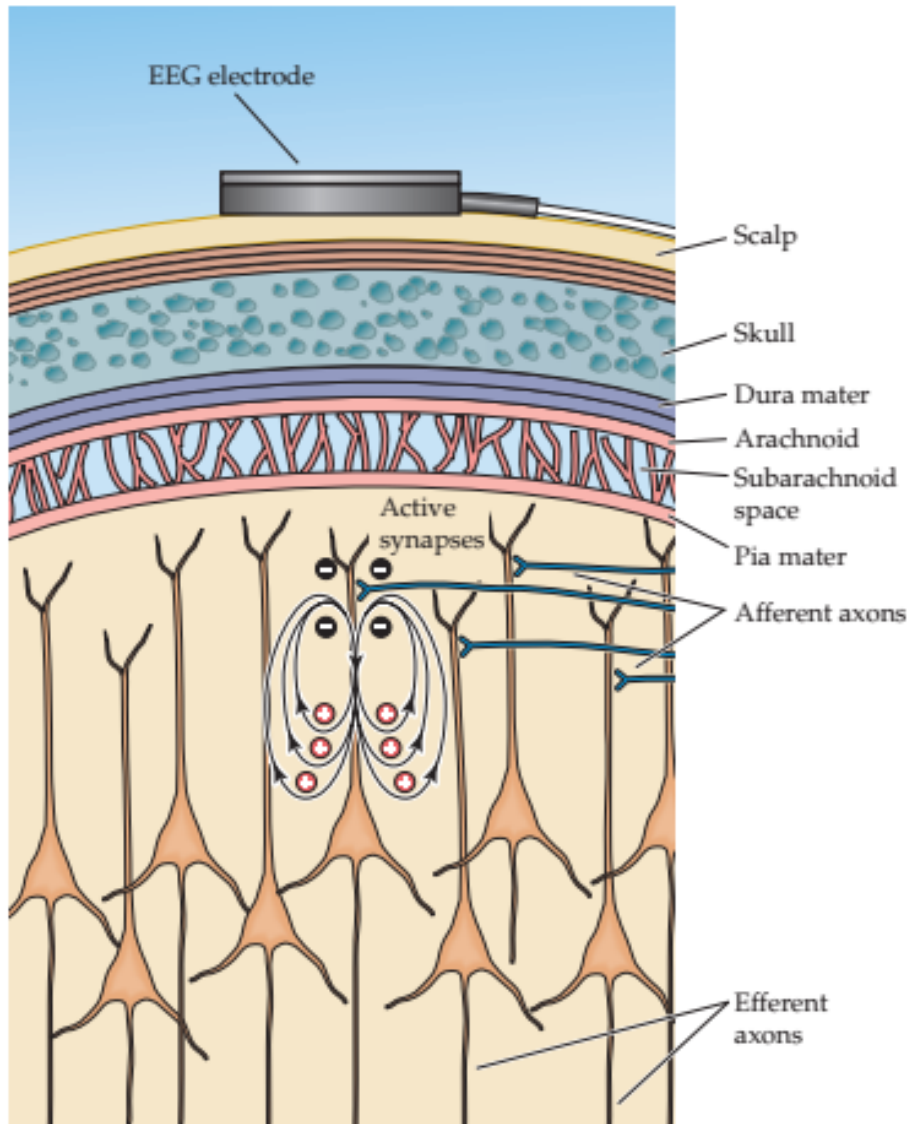


FIGURE 2.5 – Potentiel enregistré en surface. Exemple de synapses excitatrices proches du soma à gauche (activation thalamique) et loin du soma à droite (activation corticale). Imaginons maintenant que ces synapses sont inhibitrices : le sens du dipôle serait inversé et la ddp enregistrée en surface serait également inversée. Ainsi la polarité de la ddp enregistrée en surface ne permet pas de dire si l'activité corticale qu'elle reflète est une activation ou une inhibition (d'après Kandel et al. 2000) [KSJ00].

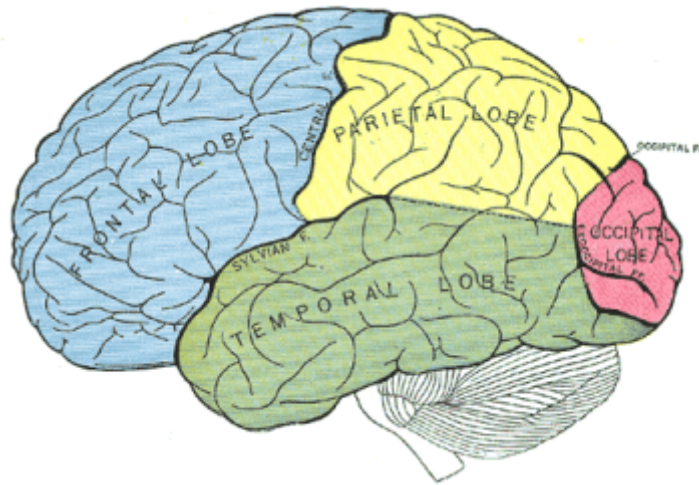


FIGURE 2.6 – Les lobes cérébraux. Chacun des deux hémisphères cérébraux est divisé en quatre lobes qui sont, d’avant en arrière le lobe frontal situé juste derrière le front au dessus des yeux (en bleu), le lobe temporal situé au dessus de l’oreille légèrement en arrière et en dessous du lobe frontal (en vert), le lobe pariétal situé en arrière du lobe frontal (en jaune) et le lobe occipital, qui comme son nom l’indique est situé au niveau de l’occiput, c’est-à-dire la partie la plus arrière du crâne(en rouge) [KSJ00].

intégrer la sensation élémentaire (perception) et l’identifier (gnosie). La majorité de ces voies nerveuses sont croisées c’est à dire que les voies de la sensibilité de la moitié du corps gauche sont ressenties par l’hémisphère cérébral droit et inversement. De même la commande de la moitié du corps gauche est sous la dépendance de l’hémisphère cérébral droit et inversement. Le « cerveau » gauche est le dominant chez un droitier, le droit chez un gaucher. Ainsi chez le droitier, c’est «le cerveau »gauche qui héberge le centre de la parole et les raisonnements de type mathématique et le droit sera plutôt celui du sens artistique et de l’intuition.

2.7.1 Aires visuelle et psycho-visuelle

Les voies de la sensibilité visuelle consciente, partiellement croisées dans le chiasma, aboutissent dans la région occipitale. La rétine se projette point par point sur l’aire visuelle, mais le territoire cortical correspondant à la fovea est relativement étendu. En avant de l’aire visuelle primaire s’étend

l'aire psycho-visuelle. La stimulation électrique d'un point de cette aire fait apparaître des hallucinations évoquant des objets ou même des scènes plus complexes.

2.7.2 Aires auditive et psycho-auditive

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

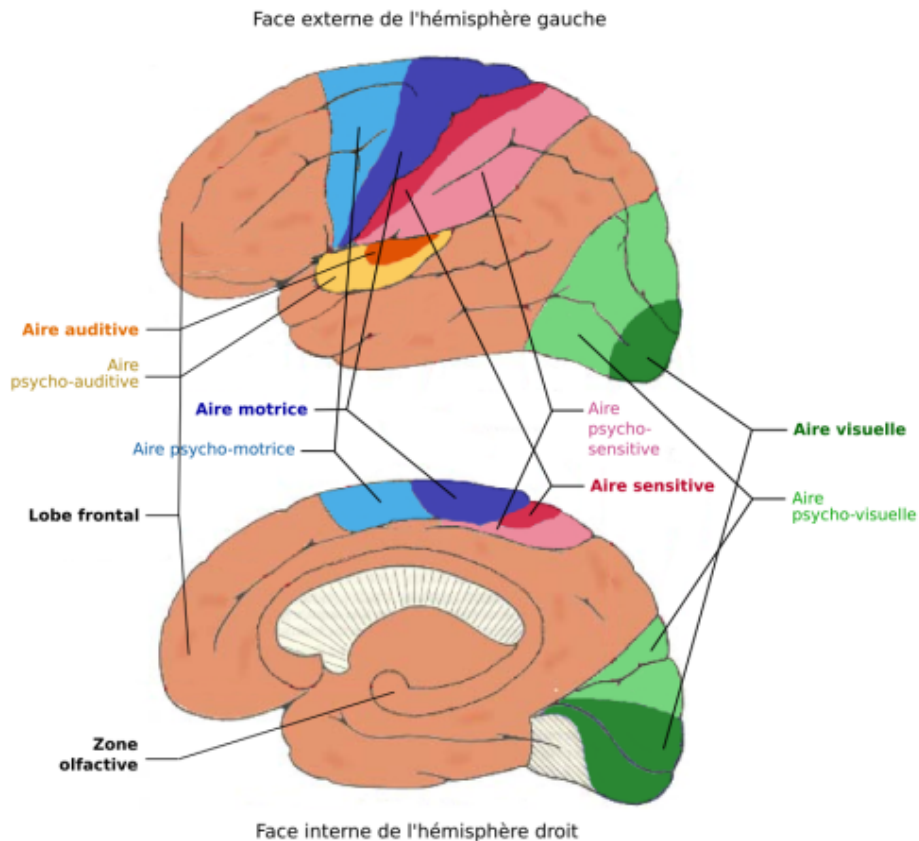


FIGURE 2.7 – Neuroanatomie fonctionnelle [KSJ00].

2.7.3 Aires sensitive et psycho-sensitive

Les voies de la sensibilité générale consciente (cutanée et profonde) atteignent le cortex après croisement dans la moelle et le bulbe, et après un relais dans les noyaux thalamiques. En arrière de l'aire sensitive primaire s'étend une aire secondaire (figure 2.7). Le malade qui présente une lésion de cette aire ressent normalement les sensations élémentaires et ne présente aucun symptôme d'anesthésie, mais il ne perçoit aucune impression d'ensemble (agnosie). Il est incapable d'identifier les objets qu'il touche et a perdu complètement le sens des attitudes. Dans cette aire sont enregistrées les images tactiles antérieurement acquises : donc outre un centre d'intégration des sensations présentes, c'est aussi un centre de mémoire des perceptions.

2.7.4 Aires motrice et psycho-motrice

Elle est située dans la circonvolution frontale ascendante, c'est un véritable clavier de commandes assurant la contraction élémentaire de tous les muscles. Le système musculaire tout entier se projette ainsi sur la circonvolution frontale, mais l'étendue de chaque centre moteur dépend, non de la masse des muscles qu'il représente, mais de la précision des mouvements dont ces muscles sont capables : ainsi, chez l'homme, la face et les mains occupent une fraction importante de l'aire motrice.

2.8 Activité spontanée du cerveau

Le cerveau maintient une activité de fond fluctuante même lorsqu'il n'est pas stimulé. Par exemple, même les yeux fermés, et donc en l'absence de stimulus visuel, les aires visuelles du cerveau présentent une activité et celle-ci fluctue. Cette activité est appelée l'électroencéphalogramme (EEG). L'EEG, est un examen permettant d'enregistrer l'activité électrique produite par les neurones du cerveau. C'est un examen totalement indolore, pratiqué couramment depuis les années 1950 aussi bien chez les adultes que les enfants y compris les nouveaux nés. L'EEG est utile dans le bilan des malaises, le diagnostic et le suivi de l'épilepsie mais également pour d'autres pathologies neurologiques : origine de certains comas, atteintes infectieuses (encéphalites), états confu-

sionnels, et chez le nouveau né dans tous les cas de souffrance cérébrale. Il permet aussi d'étudier le sommeil et ses troubles et dans ces cas sont réalisées des explorations polygraphiques et polysomnographiques.

L'enregistrement s'effectue à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu nettoyé avec une pâte conductrice. Les électrodes sont maintenues par un casque (ou collées dans le cas des enregistrements prolongés) et reliées par des câbles électriques à l'appareil EEG. Le patient est installé dans un fauteuil, dans une pièce calme. Après l'installation, l'examen standard dure en moyenne 20 minutes, les yeux fermés la plupart du temps avec des ouvertures de quelques secondes. Pour sensibiliser l'enregistrement il est proposé une hyperpnée (sauf en cas d'insuffisance respiratoire) au cours de laquelle il est demandé au patient de respirer plus profondément durant trois à cinq minutes, et une stimulation lumineuse intermittente (*SLI*) au cours de laquelle un stroboscope délivre des éclairs lumineux de fréquence variable. Il peut être réalisé en complément, un enregistrement plus prolongé de sieste, parfois après privation de sommeil la nuit précédente. Un enregistrement vidéo peut également y être couplé. Lors des examens polysomnographiques le plus souvent de nuit, l'EEG sera couplé à un enregistrement des mouvements respiratoires, des mouvements oculaires, de l'électrocardiogramme, de l'activité musculaire et du taux d'oxygénation du sang.

2.9 Les ondes cérébrales mesurées avec l'EEG

Comme le cerveau a une activité électrique, celle-ci peut, comme toute activité électrique, être mesurée par un oscilloscope ou un système d'acquisition numérique. Dans le cas de l'activité cérébrale, cet appareil est rebaptisé électroencéphalogramme. Il permet d'établir une carte du cerveau et fait partie de l'arsenal offrant des possibilités d'imagerie cérébrale, permettant la thérapie par le neurofeedback. Ces ondes se subdivisent selon leurs fluctuations, en ondes delta, thêta, alpha et bêta, que nous vous présentons ici. Les ondes cérébrales sont des fluctuations du potentiel électrique entre différentes parties du cerveau, une activité cérébrale pouvant être mesurée avec un enregistrement EEG.

L'intensité de l'activité cérébrale se manifeste par la fréquence de ces ondes. On les calcule en hertz (Hz) - un hertz égalant une ondulation par seconde. Le

Chapitre 2

cerveau émet un très faible courant électrique du fait de son activité, même en état de sommeil ou de coma. Pour suivre cette activité, des électrodes sont placées sur des emplacements spécifiques sur le cuir chevelu (zones occipitales, temporales, centrales et frontales) pour détecter et enregistrer les impulsions électriques de l'activité cérébrale. La variation de la différence de potentiel enregistrée entre deux électrodes (exprimé en μV ou millièmes de volt) est enregistrée et reproduite en courbe EEG (figure 2.8). La fréquence est le nombre d'ondes (ou de crêtes) d'une ondulation en une seconde. Elle peut être comparée aux fréquences radio. L'amplitude représente la puissance des impulsions électriques produites par le cerveau. Le volume ou l'intensité de l'activité d'onde cérébrale est mesuré en microvolts.

Si le graphique enregistré par l'EEG est plat, c'est qu'il n'y a pas d'activité cérébrale. Quant aux ondes générées par un cerveau actif, on les divise généralement en quatre ou cinq fourchettes, correspondant à des oscillations de fréquences et d'états physiologiques particuliers - les appellations viennent du grec ancien. Ainsi l'EEG décrypte les basses fréquences, bandes de fréquence : Delta (0,1-4Hz), Theta (4-8Hz), alpha (8-12Hz), Beta (12 - 40Hz), et Gamma (centrée autour de 40Hz).

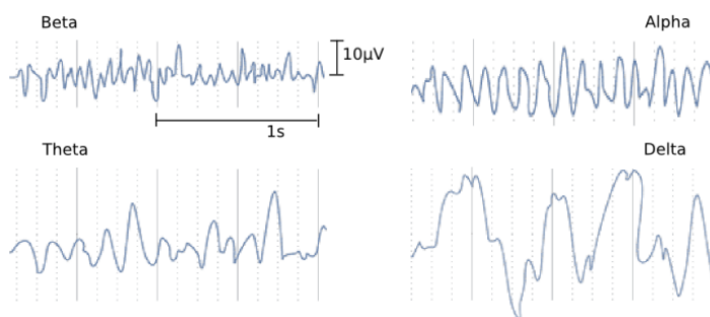


FIGURE 2.8 – les rythmes corticaux [Gue98].

2.10 Potentiels évoqués

2.10.1 Principe

En physiologie, un potentiel évoqué se définit comme la modification de l'activité électrique du système nerveux en réponse à une stimulation extérieure qu'elle soit visuelle, auditive, sensitive ou motrice. L'enregistrement des potentiels évoqués renseigne sur le fonctionnement de la voie stimulée. Il existe différents potentiels évoqués réalisés en routine dans les services d'exploration fonctionnelle du système nerveux. Ces examens ne sont ni douloureux, ni dangereux. Le sujet doit être calme et détendu, pour obtenir un enregistrement de bonne qualité et interprétable. Le sujet est confortablement installé assis ou couché selon les cas. Il peut lui être demandé de coopérer en particulier lors de l'enregistrement des potentiels évoqués visuels. La durée de l'examen varie d'une demi-heure à deux heures.

2.10.2 Technique d'enregistrement

Plusieurs électrodes sont placées en différents points du corps (sites variables en fonction de la modalité étudiée). La stimulation doit être répétée un grand nombre de fois pour extraire une réponse évoquée de l'activité électrique de base du système nerveux. Pour interpréter ces examens, le délai entre la stimulation et l'onde enregistrée ainsi que l'amplitude de celle-ci sont comparés aux valeurs obtenues chez des sujets sains.

2.10.3 Indications

Les indications de réalisation de ces potentiels évoqués sont très variées. Ils sont utiles dès que le médecin veut savoir si une voie du système nerveux fonctionne normalement ou non. En cas de dysfonctionnement, ils sont souvent capables d'en préciser le niveau. Chez les patients comateux, ils aident à formuler un pronostic de réveil. Les potentiels évoqués sont complémentaires de l'imagerie (scanner, IRM). L'IRM détecte d'éventuelles lésions ; les potentiels évoqués renseignent sur le retentissement fonctionnel de ces lésions. Ils permettent parfois d'objectiver un dysfonctionnement en l'absence de toute

anomalie radiologique.

Les différents types de potentiels évoqués utilisés en routine clinique sont :

2.10.4 Les potentiels évoqués visuels (PEV)

Ils sont obtenus en demandant au sujet de fixer un écran sur lequel apparaît un damier dont les carrés s'inversent périodiquement. La coopération du patient est donc nécessaire. Les électrodes de recueil sont placées en regard des aires visuelles du cortex occipital. Cet examen dure environ une demi-heure. Les PEV renseignent sur le fonctionnement des voies visuelles et particulièrement sur celui du nerf optique. Ils trouvent leurs meilleures indications dans l'expertise d'un trouble de l'acuité visuelle non expliqué par les données de l'examen ophtalmologique et dans le bilan d'une sclérose en plaques.

2.10.5 Les potentiels évoqués auditifs (PEA)

Ils sont obtenus à l'aide de sons envoyés dans un casque. L'examen dure environ une demi-heure. Ils permettent d'étudier le fonctionnement des voies auditives et de suivre de le cheminement de l'information auditive via l'oreille interne, le nerf auditif, le tronc cérébral jusqu'au cortex temporal auditif. Ils sont indiqués en cas de surdit , de troubles de l' quilibre, de l sion du tronc c r bral ou de bilan d' veil de coma.

2.10.6 Les potentiels  voqu s somesth siques (PES)

Ils sont obtenus en appliquant une stimulation  lectrique non douloureuse au niveau du poignet ou de la cheville. La dur e de l'examen varie de une   deux heures selon le nombre de nerfs stimul s. Gr ce au placement des  lectrodes   diff rents  tages, ils permettent d' tudier le fonctionnement des voies de la sensibilit  au niveau des nerfs p riph riques, des racines nerveuses, de la moelle  pini re, du tronc c r bral, du thalamus et du cortex pari tal. Ils sont le plus souvent demand s en cas de suspicion de souffrance de la moelle  pini re ou pour authentifier un trouble de la sensibilit .

2.10.7 Les potentiels évoqués laser (PEL)

Ils sont obtenus en appliquant une stimulation calorique sur la peau à l'aide d'un laser. La sensation ressentie est celle d'une pique chaude, elle est donc un peu désagréable mais très supportable, le nombre de stimulations étant limité. La durée de l'examen varie de une à deux heures selon le nombre de territoires cutanés stimulés. Ils étudient le fonctionnement des voies de la sensibilité thermique et de la douleur. Ces *PEL* ne sont réalisés que dans quelques centres. Ils permettent de mieux comprendre la cause de la douleur quand celle-ci est en rapport avec une souffrance du système nerveux. Ils n'ont pas d'indication dans les douleurs non neurologiques.

2.10.8 Les potentiels évoqués moteurs (PEM)

Ils sont obtenus en stimulant le cerveau (cortex moteur frontal) grâce à une bobine magnétique posée sur la tête. La réponse musculaire est enregistrée à l'aide d'électrodes positionnées sur la main ou la jambe. Cet examen dure une demi-heure environ, il n'est pas douloureux. Les *PEM* étudient le fonctionnement de la voie motrice. Les contrindications se rapprochent de celles de l'IRM : matériels ferromagnétiques dans le corps (en particulier les implants cochléaires), stimulateurs cardiaques. Les patients porteurs d'un tel matériel doivent le signaler au médecin avant la réalisation de l'examen. L'épilepsie et la migraine ne sont pas de vraies contrindications mais il est conseillé de le signaler. Les *PEM* sont principalement demandés en cas de suspicion de souffrance de la moelle épinière.

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

les gauchers.

2.10.9 Lobes frontaux

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

2.11 Conclusion

Nous avons présenté, dans ce chapitre, les bases de la neurophysiologie allant du fonctionnement du neurone à celui des différentes aires corticales. Les rythmes synchrones sont à la base du traitement de l'information par les populations neuronales. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les techniques d'acquisition électroencéphalographique. A partir de ces enregistrements, nous pourrions analyser les signaux électroencéphalographiques afin de chercher à mieux comprendre le fonctionnement cérébral.

Chapitre 3

Enregistrement des potentiels évoqués cognitifs

3.1 Historique

Les premiers enregistrements EEG remontent à la fin du 19^e siècle. En 1875, le médecin britannique Richard Caton documenta chez des animaux que l'activité électrique générée par le cerveau correspondait à l'activité mentale. Ses études démontrèrent que les patrons d'activité électrique varient en fonction de l'état de la conscience de l'animal (éveil, sommeil, anesthésie), mais également suite à une stimulation externe [Col93]. Ce n'est que quarante-neuf ans plus tard que le premier enregistrement EEG fut réalisé chez l'être humain. En 1924, le neuropsychiatre allemand Hans Berger enregistra l'activité électrique du cerveau d'un jeune patient ayant subi une trépanation pour exciser une tumeur cervicale. Il fut le premier à amplifier le signal obtenu et à documenter la relation entre l'activité mentale et les variations au niveau du signal électrique dans certaines bandes de fréquences chez l'être humain. En 1929, il publia les résultats de ses observations. Dans cette publication, Berger décrit deux rythmes cérébraux ; le rythme alpha et le rythme bêta. Les travaux de Berger marquèrent les débuts de l'utilisation de l'EEG en clinique et en recherche.

3.2 Electrodes et leurs placements

En EEG, les capteurs sont des électrodes de quelques millimètres de rayon qui enregistrent les variations de potentiels électriques. 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 (figure 3.2). 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 (figure 3.1). 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.

Chapitre 3

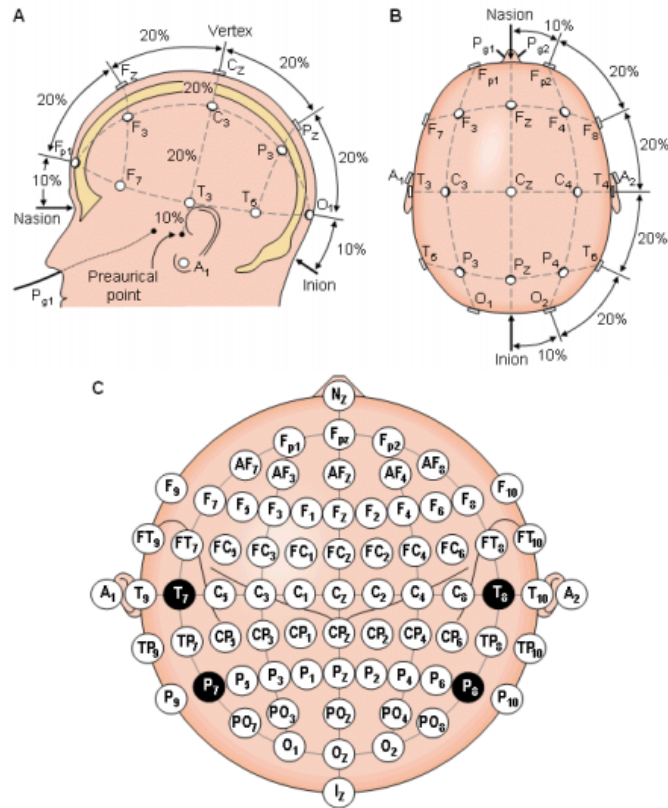


FIGURE 3.1 – Système standard international de placement des électrodes. A) vue de la gauche, B) vue de dessus. En C) localisation et nomenclature des électrodes selon la société américaine l'électroencéphalographie.

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. La lettre 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 (figure 3.3). 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 constituée d'au minimum 64 électrodes.

3.3 Montage et électrode de référence

Le montage est la combinaison qui fait correspondre à deux électrodes un amplificateur et une voie. Dans le cas d'un montage mono-polaire, chaque couple d'électrodes est constitué d'une électrode du scalp active et d'une référence. Afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles, le choix de l'électrode de référence est important. En effet, sur le plan théorique, la méthode monopolaire 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.



FIGURE 3.2 – Casque EEG.



FIGURE 3.3 – Electrodes EEG.

3.4 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

Chapitre 3

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 fixée 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 ;

L'ensemble de ces éléments est représenté sur la figure 3.4 et figure 3.5. La figure 3.4 montre comment les potentiels électriques issus du scalp sont enregistrées par des électrodes reliées à un ensemble composé d'une tête, d'un amplificateur, d'un filtre analogique coupe-bande de 50Hz et d'un système d'enregistrement sur disque dur pour la sauvegarde des signaux EEG.

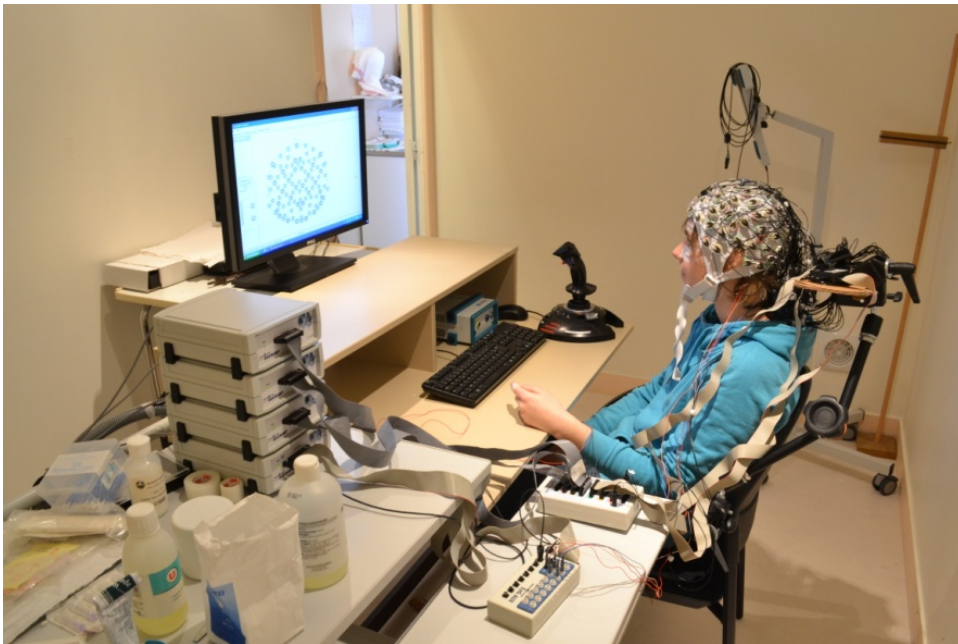


FIGURE 3.4 – Système d'acquisition EEG.

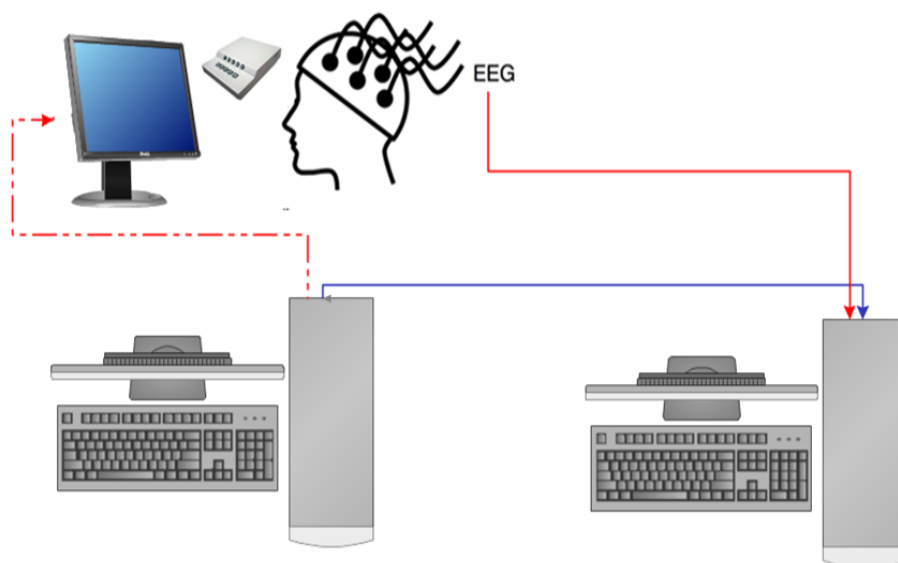


FIGURE 3.5 – Les connexions entre les différents composants du système d’acquisition. Un ordinateur pour la stimulation (ligne en pointillés rouge). Un ordinateur pour l’acquisition des signaux EEG (ligne rouge). Les deux ordinateurs sont synchronisés (ligne bleue).

3.5 Protocole de stimulation

Une caractéristique importante des processus de traitement de l’information chez l’Homme est leur aptitude à s’ajuster à un environnement changeant. Cette flexibilité semble être possible grâce à des mécanismes de contrôle qui organisent et ajustent les processus de traitement de l’information en fonction du contexte, c’est à dire que l’organisation du traitement ne dépend pas seulement de la nature des stimuli à traiter (ou des réponses à fournir) mais aussi de processus descendants (top-down) qui configurent de manière adaptées les opérations requises. Un tel contrôle cognitif a été mis en évidence dans une grande variété de tâches.

Dans les tâches de temps de réaction (tache de TR), on demande aux sujets d’identifier un stimulus et de répondre le plus vite possible en évitant de faire des erreurs. Dans les ’tâches de TR simple’, un seul stimulus est présenté, et une seule réponse est possible. Les sujets doivent appuyer sur un bouton réponse dès l’apparition du stimulus. Dans les ’tâches de TR de choix’. plusieurs réponses sont possibles ; le sujet doit choisir sa réponse en fonction de la nature du stimulus. Le sujet doit identifier le stimulus, trouver la réponse

qui est associée à ce stimulus en fonction de l'association stimulus-réponse apprise au préalable puis choisir et d'exécuter le programme moteur correspondant à cette réponse. La figure 3.6 ci-dessous illustre une tâche de TR de choix à deux éventualités dans laquelle on demande aux sujets de répondre en appuyant sur le bouton de droite lorsque le stimulus est vert, et sur le bouton de gauche lorsque le stimulus est rouge. Le TR correspond à l'intervalle de temps qui sépare la présentation du stimulus de l'enregistrement de la réponse mécanique.

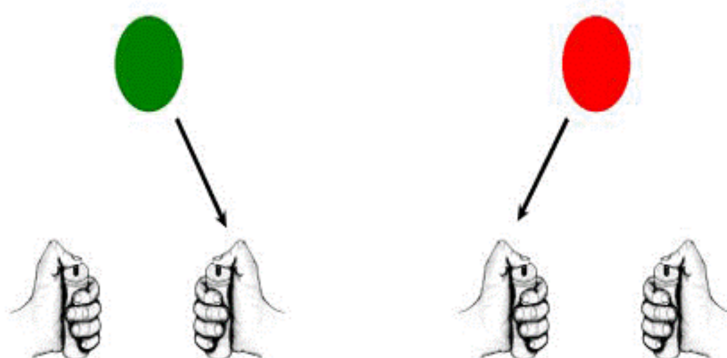


FIGURE 3.6 – Exemple d’une tâche de TR de choix à deux éventualités. La consigne est d’identifier la couleur du stimulus et de répondre en appuyant sur le bouton poussoir placé dans la main droite si le stimulus est vert, et sur le bouton poussoir placé dans la main gauche si le stimulus est rouge [Rog09].

Pour l’enregistrement des signaux, nous avons utilisé le protocole de stimulation de l’onde de l’erreur et plus précisément, la tâche d’Eriksen [Rog09].

3.5.1 Onde de l’erreur

Certains neurobiologistes estiment que le cerveau humain est capable de détecter inconsciemment les erreurs réalisées lors d’une action grâce à un processus cérébral spécifique. D’autres pensent que le traitement des erreurs fait partie, au même titre que celui des bonnes réponses, d’un unique processus cérébral de contrôle qui vérifie en permanence si l’information est traitée en adéquation avec l’environnement ou le contexte. En 1991, l’équipe de Michael

Falkenstein [Fal91], à Dortmund, avait montré que lorsque nous nous trompons en accomplissant une tâche cognitive – par exemple, reconnaître une lettre ou une couleur –, notre cerveau émet une onde électrique de polarité négative, détectable grâce à l'électroencéphalographie. Cette onde d'erreur commence juste avant la réponse motrice et son intensité est maximale 70 à 100 millisecondes après. Est-ce que cette onde négative est le même signal électrique produit par le cerveau lorsqu'il détecte une erreur. On aurait pu l'affirmer si le groupe de F. Vidal n'avait montré, en 2000 [Vid00], qu'une onde négative similaire, mais de moindre amplitude, est produite par les mêmes régions du cerveau lorsque la tâche est correctement réalisée. Comment une onde cérébrale associée à une bonne réponse peut-elle être aussi associée à la détection d'une erreur. Une possibilité est que les deux ondes négatives proviennent d'aires distinctes du cerveau, situées sous la même électrode, mais à des profondeurs différentes ; cela traduirait l'existence de deux mécanismes neurobiologiques séparés : un mécanisme de détection des erreurs et un mécanisme de détection des réponses adéquates.

L'expérience impliquait dix volontaires soumis à une tâche dite d'Eriksen [Rog09]. Sur un écran s'affichent trois lettres dont seule celle du milieu doit être identifiée, les lettres adjacentes servant à distraire l'attention du sujet. On demandait à chaque sujet d'identifier la lettre cible en pressant une manette soit de la main gauche, soit de la main droite (par exemple la main gauche si la cible est un B, la main droite s'il s'agit d'un G). On comptait ensuite les bonnes ou les mauvaises réponses. Simultanément, l'activité cérébrale et celle des muscles de chaque main étaient enregistrées. Une onde négative associée aux essais corrects et l'onde négative reliée aux erreurs ou aux ébauches d'erreur semblent être la manifestation du même processus neurobiologique de contrôle des fonctions cognitives.

3.5.2 Tâche d'Eriksen

Dans cette tâche, les stimuli sont composés de trois lettres, voir la figure 3.7. On demande aux sujets d'identifier la lettre centrale et d'ignorer les deux autres lettres. Lorsque les trois lettres sont identiques, comme sur l'illustration de gauche, l'essai est dit 'compatible'. La cible ainsi que les distracteurs 'appellent' la même réponse. Dans cet exemple, la consigne est

d'appuyer sur le bouton gauche lorsque la lettre centrale est un S et sur le bouton droit lorsque la lettre cible est un H. Sur l'illustration de droite, l'essai est dit 'incompatible'. Cela implique que la cible et les distracteurs appellent des réponses opposées.

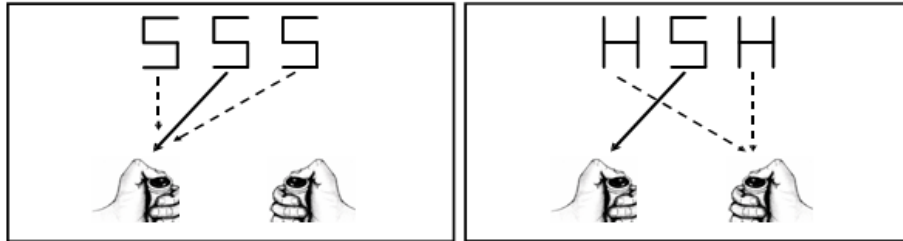


FIGURE 3.7 – Réalisation de la tâche d'Eriksen [Rog09].

3.6 Enregistrement des données

Les données comportementales recueillies sont le temps de réaction et le taux d'erreur. Les activités l'électroencéphalographiques et l'électromyographiques ont été enregistrées grâce à un système d'acquisition BIOSEMI utilisant des électrodes d'enregistrement pré-amplifiées (filtrage : DC à 268 Hz, 3dB/octave). L'activité électromyographique (EMG) des deux mains a été enregistrée grâce à deux électrodes (Ag/AgCl) collées sur la peau de l'éminence Thénar au-dessus du flexor policis brevis impliqué dans la flexion du pouce. L'électroencéphalogramme (EEG) a été enregistré grâce à 64 électrodes (Ag/AgCl) disposées sur le cuir chevelu (système 10-20). L'électrode de référence est placée sur la mastoïde gauche.

Chapitre **4**

Etat de l'art

4.1 Méthodes d'extraction et de détection du potentiel évoqué :

Après la description du système de la chaîne d'acquisition neurophysiologique, il est nécessaire d'établir une représentation mathématique du potentiel évoqué pour pouvoir appliquer les méthodes de traitement du signal aux données recueillies. Le modèle mathématique le plus généralement admis, consiste à dire que le signal $y(t)$ capté par les électrodes est la somme d'un signal déterministe (le potentiel évoqué) $s(t)$ et d'un bruit aléatoire $n(t)$.

D'un point de vue discret (pour le traitement des données sur ordinateur) on dispose de N échantillons tel que :

$$y(k) = s(k) + n(k) \quad (4.1)$$

$$k = 1, 2, \dots, N$$

Le bruit de fond $n(k)$ se compose principalement de l'activité spontanée du cerveau (l'EEG), mais également de l'activité électrique des aires biologiques (musculaire, mouvements oculaires) et du bruit électronique. Ce bruit est dû aux amplificateurs et aux parasitages ambiants.

Bien que le bruit de fond soit réduit par des conditions expérimentales sévères, le potentiel évoqué reste trop faible par rapport au bruit (rapport signal sur bruit faible) pour pouvoir être extrait. Il est alors nécessaire de répéter la stimulation.

$$y_i(k) = s(k) + n_i(k) \quad (4.2)$$

$$k = 1, 2, \dots, N, \quad i = 1, 2, \dots, M$$

On dispose de M enregistrements de N échantillons. La méthode d'extraction la plus ancienne est celle du moyennage utilisée par Dawson [Daw51]. Elle reste la plus couramment utilisée. Son principe consiste à sommer les enregistrements successifs.

4.2 Principe de la sommation :

La sommation suppose l'hypothèse suivante : d'une part l'expérimentation est suffisamment courte pour que des changements dans le signal $s(k)$ et dans les propriétés statistiques du bruit $n(k)$ soient considérés comme négligeables. D'autre part les données $n_i(k)$ sont des réalisations indépendantes de moyenne nulle et de variance σ_k^2 d'un processus aléatoire stationnaire du second ordre.

La moyenne des M signaux captés est :

$$\bar{y}(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_i(k) = s(k) + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_i(k) \quad (4.3)$$

Puisque $n(k)$ est centré :

$$E[\bar{y}(k)] = s(k) \quad (4.4)$$

La moyenne des enregistrements est donc un estimateur non biaisé du signal recherché. De plus :

$$Var[y\bar{y}(k)] = E[\bar{y}(k) - E[\bar{y}(k)]]^2 = E\left[\left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_i(k)\right)^2\right] \quad (4.5)$$

$$Var[\bar{y}(k)] = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M E[n_i(k)n_j(k)] = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M E[v_i(k)^2] = \frac{1}{M^2} \sigma_k^2 = \frac{\sigma_k^2}{M} \quad (4.6)$$

Ainsi, on voit que la variance est divisée par le nombre des sommations et le rapport signal/bruit avant moyennage :

$$\frac{|s_k|}{\sigma_k} \quad \text{devient} \quad \sqrt{M} \frac{|s_k|}{\sigma_k} \quad (4.7)$$

On retrouve le résultat classique qui a fait le succès de la méthode de sommation, c'est à dire la multiplication du rapport signal/bruit par \sqrt{M} .

4.3 Conditions d'application du moyennage

4.3.1 Bruit non stationnaire

Outre le bruit relatif à l'appareillage (équivalent à un bruit blanc), comprend l'EEG, les potentiels musculaires (EMG) et l'électro-oculogramme (EOG). Il est toujours considéré comme non corrélé au signal utile. Le nombre de réalisations utilisées pour les potentiels évoqués est de l'ordre de la centaine. Bien qu'on admette dans toutes les hypothèses que l'EEG est une activité stationnaire ou pseudo-stationnaire, tous les expérimentateurs estiment que cette hypothèse est rarement vérifiée. Ceci implique que durant les intervalles de temps entre les simulations, les caractéristiques statistiques du bruit puisse changer. C'est donc en terme de gain de temps que l'on doit comprendre les améliorations réalisées par les nouvelles techniques qui visent à réduire le nombre de tranches d'observations nécessaires à l'extraction du signal.

4.3.2 Signal non stationnaire

La technique du moyennage se base sur l'hypothèse selon laquelle un signal se répète de façon toujours identique (sans aucune variation). Mais cette hypothèse est difficile à vérifier étant donné que le rapport signal/bruit est dégradé. Néanmoins, si les paramètres du signal varient dans le temps, cas d'un signal non stationnaire, le moyennage ne fournit qu'une forme approchée du potentiel évoqué et, d'autant plus éloignée de la réalité physiologique que la durée de l'examen est élevée et que l'observation porte sur des cas pathologiques [Tri68].

4.3.3 Synchronisation du signal

La technique du moyennage n'est valable que pour des signaux présentant un temps de latence constant, c'est à dire, que le signal doit être lié de façon rigide au point de référence (stimulation) sur toute la durée de l'observation. Cette hypothèse n'est généralement pas vérifiée, cependant, si la distribution des temps de latence est étroite, son influence peut être considéré comme négligeable.

4.4 Le moyennage sélectif

Le moyennage sélectif consiste à ne garder pour la sommation que les meilleurs enregistrements. En effet, la présence d'artefacts d'ordre musculaire, oculaire ou électronique dans un enregistrement dégrade le signal moyenné obtenu. On peut par exemple, grâce à une analyse spectrale des signaux acquis rejeter les traces présentant un risque important d'artefacts. On peut aussi ne garder que les traces présentant une forte corrélation avec un signal référence représentant la signature à extraire [PC75]. C'est une méthode qui est difficile à appliquer et à mettre en œuvre en temps réel. En outre, elle demande un temps d'enregistrement plus long et qui peut donner de mauvais résultats si la totalité des signaux sont contaminés par des artefacts.

4.5 Le filtrage numérique

La fonction de filtrage est utilisée dans beaucoup de domaines du traitement du signal. Il existe deux catégories de filtres, les filtres analogiques à base de composants (résistances, condensateurs, bobines et composants semi-conducteur : transistor ou amplificateur opérationnel) et filtres numériques. L'inconvénient des filtres analogiques est la variabilité de leurs caractéristiques. En effet, les caractéristiques des composants semi-conducteurs varient en fonction de la température. Les filtres numériques sont plus stable et présente un autre avantage qui est la souplesse d'utilisation qui offre la possibilité de modifier facilement par programmation les caractéristiques du filtre. Deux catégories sont généralement utilisées en traitement numérique du signal : les filtres à structure récursive, appelés filtres RII (Réponse Impulsionnelle Infinie) dont le comportement fréquentiel est proche des filtres analogiques, et les filtres à structure transversale appelés filtres RIF (Réponse Impulsionnelle Finie). Un filtre numérique est un système linéaire caractérisé par une fonction de transfert en Z , notée $H(Z)$, dont la forme générale est

la suivante :

$$H(Z) = \frac{S(Z)}{E(Z)} = \frac{\sum_{i=l}^L a_i \cdot Z^{-i}}{1 + \sum_{k=1}^K b_k \cdot Z^{-k}} \quad (4.8)$$

où $E(z)$ est la transformée en Z du signal $e(n)$ à l'entrée du filtre, telle que $Z\{e[n-l]\} = E(z) \cdot z^{-l}$, $S(z)$ celle du signal de sortie $s(n)$, telle que $\{s[n-k]\} = S(z) \cdot z^{-k}$ et L et K définissent respectivement l'ordre du numérateur et du dénominateur de la fonction de transfert, la valeur la plus élevée imposant l'ordre ou le degré du filtre. On obtient alors la fonction de transfert $H(z)$ du filtre RIF définie par l'équation ci-dessous dans laquelle la borne supérieure de la sommation est limitée à $L - 1$ afin que le filtre comporte un nombre L fini de coefficients a_l . Il vient :

$$H(Z) = \frac{S(Z)}{E(Z)} = \sum_{i=l}^L a_i \cdot Z^{-i} \quad (4.9)$$

Cette forme générale, désigne la fonction de transfert du filtre RII ou à réponse infinie qui peut se réduire à une forme particulière où le numérateur est constante et qui caractérise alors le filtre RII purement récursif. Cette forme générale permet de définir également la fonction de transfert d'un filtre transversale RIF ou réponse finie lorsque les coefficients du dénominateur sont tous nuls.

Certains chercheurs [BA80], [FJB82] appliquent un filtre numérique à déphasage nul sur le signal moyenné pour augmenter le rapport signal sur bruit. La bande de fréquence est optimisée d'après une analyse spectrale d'une série de sous-ensembles de réponses moyennées.

4.6 Le filtre de Wiener

Walter [Wal69] a le premier formulé une méthode de filtrage linéaire optimal avec l'objectif d'obtenir une meilleure estimation des potentiels évoqués que celle fournie par moyennage. Les conditions d'application du filtrage de Wiener sont les mêmes : décorrélation entre l'activité spontanée et le potentiel évoqué, caractère additif et stationnaire de ces signaux (figure 4.1). L'équation du filtre proposé par Walter est la suivante :

$$H(f) = \frac{\phi_{ss}(f)}{\phi_{ss}(f) + \phi_{bb}(f)} \quad (4.10)$$

où $\phi_{ss}(f)$ et $\phi_{bb}(f)$ sont respectivement les spectres de puissance du signal utile et du bruit. Les coefficients du filtre sont calculés à partir de la moyenne des spectres de puissance des réalisations individuelles et de la puissance spectrale de la réalisation moyenne. Ce filtre a posteriori représente le filtre optimal d'une réalisation du potentiel évoqué moyen (obtenu à partir de m tranches d'observations). L'inefficacité du filtre de Wiener à postériori dans des potentiels évoqués provient du fait que les mêmes coefficients sont appliqués à chaque itération, malgré les variations du signal et du bruit [Tha87].

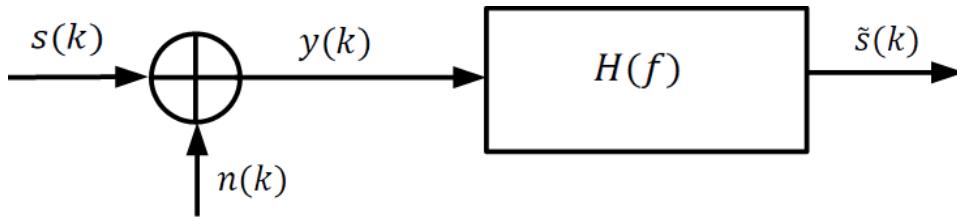


FIGURE 4.1 – Représentation symbolique de la structure de traitement pour l'estimation des potentiels évoqués basée sur le filtre de Wiener.

4.7 La méthode du banc de filtres

La méthode d'extraction des signaux individuels PEC par la méthode du banc de filtres combine les propriétés du signal dans le domaine temporel et fréquentiel pour construire la référence du signal PEC [Ben98]. L'auteur calcule d'abord la moyenne des enregistrements ensuite, ils divisent la moyenne obtenue en segments potentiellement utiles. Par la suite, ils calculent le spectre pour chaque segment, ce qui permet de construire le banc de filtres associé à la moyenne des signaux.

4.7.1 Algorithme

La référence est obtenue par moyennage des N signaux.

$$\bar{x}(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(k) \quad (4.11)$$

$$k = 1, 2, \dots, M - 1$$

Où $x_i(k)$ représente le signal individuel. Le signal de référence est défini par P segments consécutifs.

$$\bar{x}(k) = \sum_{p=1}^P \bar{x}_p(k) \quad (4.12)$$

où

$$\bar{x}_p(k) = \begin{cases} \bar{x}(k) & S_{p-1} \leq k \leq S_p \\ 0 & \text{Autre} \end{cases} \quad (4.13)$$

$$p = 1, 2, \dots, P$$

S_p représente le $p^{\text{ème}}$ segment.

Chapitre 4

La transformée de Fourier de chaque segment est calculée

$$X_p(f) = \sum_{n=S_{p-1}}^{S_p-1} \bar{x}_p(k) e^{-j(k-S_{p-1})f} \quad (4.14)$$

Un banc de P filtres est construit. La réponse fréquentielle de chaque segment est alors calculée. $H_p(f)$ représente la fonction de transfert du p^i me filtre :

$$H_p(f) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\bar{X}_p(f)| \geq p.C \\ \varepsilon & \text{si } |\bar{X}_p(f)| < p.C \end{cases} \quad (4.15)$$

Où p détermine le niveau d'amplitude au-dessus duquel le signal n'est pas atténué et ε correspond à l'atténuation du filtre. En notant $h_p(k)$ la réponse impulsionnelle du p^i me filtre, l'estimation du signal individuel est obtenue par filtrage du signal brut à travers le banc de filtres. Le signal de sortie est donné par l'expression :

$$\hat{y}(k) = \sum_{p=1}^P \sum_{m=0}^{M-1} x_p(m) \cdot h_p(k - m) \quad (4.16)$$

BENKHERRAT. [Ben98] à utiliser cette méthode pour extraire la P300 et les autres composantes du signal. Les auteurs ont divisé le signal PEC en trois intervalles principaux (figure 4.2) :

- le complexe P100-N100-P200-N200 ;
- la P300 ;
- la Late negativity.

$$\hat{y}(k) = \sum_{p=1}^P \sum_{m=0}^{M-1} x_p(m) h_p(k - m) \quad (4.17)$$

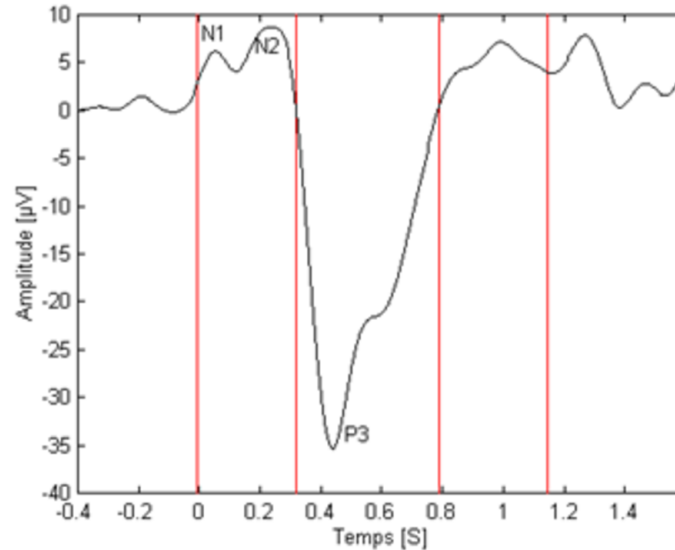


FIGURE 4.2 – Division de la moyenne d'un signal potentiel évoqué cognitif P300 en 5 intervalles. Chaque intervalle sera utilisé pour synthétiser un filtre [Ben98].

Cela nécessite donc cinq intervalles, l'intervalle avant la stimulation, les trois intervalles déjà cités et le dernier segment. Cette méthode présente l'inconvénient d'utiliser la moyenne comme référence. La moyenne n'est pas une bonne référence à cause de la variation au cours de l'enregistrement de la latence des différentes ondes du signal PEC et de sa morphologie.

4.8 Analyse par composantes principales

Cette section fait la présentation d'un des premiers outils de traitement de signal, autre que la moyenne, à avoir été utilisé dans le domaine de l'électrophysiologie : l'analyse par composantes principales (principal components analysis, PCA). Cette technique propose de décomposer le signal en composantes dont la redondance d'information entre elles est minimisée en se basant sur la corrélation entre les éléments des données. Cette mesure se fait par l'analyse des moments statistiques de deuxième ordre [SA06].

4.8.1 Définition et principes de base

On considère un vecteur aléatoire x , le vecteur de données à n dimensions. Le PCA consiste à faire une rotation du système de coordonnées original, afin d'obtenir un système de coordonnées orthogonal pour que les projections du vecteur x deviennent non corrélées et forment ainsi un nouveau vecteur y . Les variances des projections de x sur ce nouveau système de coordonnées sont aussi maximisées. Donc, le premier axe (la plus grande valeur propre) correspond à la variance maximale des données, le second à la variance maximale dans la direction orthogonale au premier axe et ainsi de suite [HKO01], [SA06].

Mathématiquement, le changement de coordonnées se fait selon une combinaison linéaire de la forme :

$$n_m = w_m^T x \tag{4.18}$$

où w_m est lui aussi un vecteur de n dimensions. Pour appeler y_m la m^i me composante principale, on doit maximiser la variance de y_m tout en respectant certaines contraintes : que la norme du vecteur w_m soit unitaire et que y_m soit non corrélé avec tous les y_m précédents.

$$\max(Ey_m^2) = \max(E(w_m^T x)^2) \tag{4.19}$$

Avec

$$\|w_m\| = 1 \tag{4.20}$$

$$E(y_m y_k) = E(w_m^T x)(w_k^T x) = w_m^T C_x w_k = 0, k < m \tag{4.21}$$

Chapitre 4

Où $E\{\cdot\}$ est l'espérance mathématique et C_x est la matrice de covariance de x . En pratique, le vecteur de données est centré en lui soustrayant sa moyenne. Ainsi, $Ex = 0$ et

$$R_x = C_x + Ex = C_x \quad (4.22)$$

Où R_x est la matrice de corrélation et peut être estimée directement à partir des données par

$$R_x = Exx^T \quad (4.23)$$

En assumant une matrice de corrélation (covariance) des données définie positive, la solution du problème de maximisation du PCA est donnée par la décomposition en valeurs propres de la matrice R_x et résulte :
où e_k est le vecteur propre associé à la $k^{\text{ième}}$ valeur propre. À k , la $m^{\text{ième}}$ composante principale, y_m , est donc définie par

$$w_x = e_x \quad (4.24)$$

où e_k est le vecteur propre associé à la $k^{\text{ième}}$ valeur propre. À k , la $m^{\text{ième}}$ composante principale, y_m , est donc définie par

$$y_m = e_m^T X \quad (4.25)$$

Pour pouvoir appliquer le PCA aux potentiels évoqués, on doit faire l'hypothèse qu'ils peuvent être représentés par le modèle linéaire décrit précédemment [SA06].

Considérons la matrice M par N des données $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]$. La matrice X représente M potentiels évoqués individuels provenant de N élec-

trodes. L'application de l'analyse par composantes principales repose sur la supposition d'un modèle additif $X_{ij} = S_{ij} + n_{ij}$ où S_{ij} et n_{ij} sont respectivement les composantes du signal et du bruit à moyenne nulle du $i^{\text{ème}}$ potentiel évoqué au temps j [DWR87]. On suppose que les M composantes du signal sont mutuellement corrélées et que les M composantes du bruit sont à la fois mutuellement non corrélés et également non corrélés avec les composantes du signal d'intérêt. On peut alors noter que la matrice de corrélation R est donnée par $R = S + D$ où S est la matrice de corrélation des composantes associées au signal D est la matrice de corrélation des composantes associées au bruit. L'analyse par composantes principales étant une opération linéaire, la base composant l'espace signal est donc donnée par les vecteurs propres de S . Autrement dit, si on suppose que l'énergie des composantes du signal est supérieure à l'énergie des composantes du bruit, la base de l'espace signal est donnée par les k vecteurs propres associés aux k plus grandes valeurs propres de la matrice totale R . L'espace bruit est formé par les autres vecteurs propres. La projection orthogonale des données X_j sur l'espace signal donne un estimé de la composante du signal S_j .

$$\hat{S}_j = \sum_{i=1}^k \langle X_j, q_i \rangle q_i \quad (4.26)$$

où \langle, \rangle correspond au produit scalaire et Q_i est le vecteur propre normalisé associé à la $i^{\text{ème}}$ valeur propre. On obtient ainsi une estimation du potentiel évoqué en essai individuel. Par contre, l'estimation du nombre de vecteurs/valeurs propres nécessaires pour bien représenter le signal est difficile à obtenir. Des méthodes ont été proposées, bien qu'ils' agisse plus de méthodes indicatives que formelles [Jol86]. D'autres auteurs se fient sur l'expérience et l'essai/erreur pour proposer une valeur de k autour de 10 [CM95] et souvent moins [KJKV99], [DWR87], [SA06]. Le principal avantage du PCA est sa capacité de représenter (séparer) des signaux qui se superposent dans le temps. Il permet aussi la visualisation en essai individuel puisque les composantes demeurent dans le domaine temporel. On peut alors visualiser la composante signal associé à un stimulus en particulier. Comme mentionné précédemment, le nombre de valeurs /vecteurs 'propres à utiliser n'est pas connu et ses répercussions sur les résultats sont généralement difficiles à analyser [DWR87]. Le fait que le PCA ne fait que décorrélérer les données peut soulever des ques-

tions quant à son application aux potentiels évoqués, puisque le concept d'indépendance est plus fort et plus général que celui de non-corrélation et donc serait en faisant certaines hypothèses, plus approprié si on suppose des sources indépendantes [VSJ+00].

4.9 Analyse par composantes indépendantes

L'analyse par composantes indépendantes (independent components analysis, ICA) est une transformation similaire à l'analyse par composantes principales, mais au lieu de chercher des composantes du signal maximale-ment non-corrélées l'ICA a pour but la recherche de composantes maximale-ment indépendantes [SAC16]. L'indépendance statistique ne se limite pas seulement à l'étude des moments statistiques du deuxième ordre, mais aussi à tous les moments d'ordre supérieur à 2. Cette analyse n'est utile que pour les cas non-gaussiens puisque, dans le cas gaussien, les moments d'ordre supérieur sont nuls et les PCA est alors optimal [SA06].

$$x = As = \sum_{i=1}^n a_i s_i \quad (4.27)$$

où les sources s_i sont supposées stationnaires et mutuellement indépendantes [HKO01]. Il est bon de noter que les sources peuvent aussi bien être des sources reliées au signal que des sources reliées au bruit (signal non-désiré). Le but de l'ICA est d'estimer les sources s_i ainsi que les coefficients de la matrice A en faisant les bonnes suppositions sur les propriétés statistiques des sources [VSJ+00],[DLMM10]. La solution pour déterminer l'indépendance et la stationnarité des sources est alors de forme :

$$x = Wx \quad (4.28)$$

où s est l'estimé de s et W est la matrice de séparation. Si, pour simplifier les calculs, on restreint la matrice A à être carrée et inversible (sinon, un in-

verse généralisé peut être envisagé), alors $W = A^{-1}$. Cette méthode présente des limitations, Premièrement, le nombre d'électrodes N ne correspond pas forcément au nombre de sources, puisque ce dernier est inconnu. La signification physiologique et psychophysologique de certaines sources est alors discutable. De plus, contrairement au PCA, l'ordre des composantes ne peut être établi puisque que chacune contribue de façon similaire au signal total, alors que le PCA cherche des composantes qui contribuent le plus aux données qui n'ont pas encore été transformées. La recherche des composantes d'intérêt particulier est donc plus ardue et ne peut se baser simplement sur la contribution énergétique. Une stratégie permettant de ne retenir que les composantes significatives doit alors être utilisée. Cependant, l'élaboration d'une telle méthode pour choisir les composantes est un problème toujours à l'étude et il n'existe pas de méthode généralement reconnue. Deuxièmement, la variance (et donc l'énergie) des composantes ne peut pas être déterminée puisque, dans le modèle, s et A sont inconnus [SA06].

4.10 Analyse par ondelettes

Il est généralement reconnu que le P300 origine d'un générateur oscillant entre 0.5 et 8Hz ,une analyse spectrale est de mise pour pouvoir tirer profit de cette information a priori. Cependant, la non-stationnarité des signaux EEG ne permet pas l'application de la transformée de Fourier rapide (fast Fourier transform, FFT) de façon directe .Pour utiliser la transformée de Fourier, il est plus approprié d'utiliser la STFT(short-time Fourier transform) qui divise le signal en fenêtres temporelles. Par contre, étant donné que la largeur des fenêtres est constante, la résolution temporelle diminue lorsque les fréquences augmentent (représentation temporelle des fenêtres trop larges par rapport à la portion de signal analysée). Réciproquement, la résolution fréquentielle diminue lorsque les fréquences diminuent (représentation fréquentielle des fenêtres trop larges par rapport à la portion de signal analysée). Evidemment, comme dans le cas du P300 les fréquences sont de l'ordre de 0-8Hz , cette limitation peut être majeure .La décomposition en ondelettes s'avère alors une meilleure alternative pour l'analyse spectrale des signaux EEG .La décomposition en ondelettes varie la largeur de la fenêtre d'analyse en fonction de la fréquence, ce qui permet une résolution temps-fréquence mieux adaptée

Chapitre 4

[DAS⁺99]. De plus ,les rythmes d'oscillations traditionnellement reconnus (delta 1.5-3Hz, theta 4-7Hz, alpha 8-13Hz, beta 14-26Hz , gamma 36-54Hz) peuvent être facilement obtenus par l'arbre de décomposition en ondelettes , puisqu'elle sont une fréquence centrale et une largeur de bande qui double successivement tel que montré à la figure 4.3 [SBR99].

Le filtrage d'un signal par la technique des ondelettes comporte trois étape :

1. décomposition du signal ;
2. seuillage des coefficients de la décomposition suivant un critère ;
3. reconstruction du signal après seuillage.

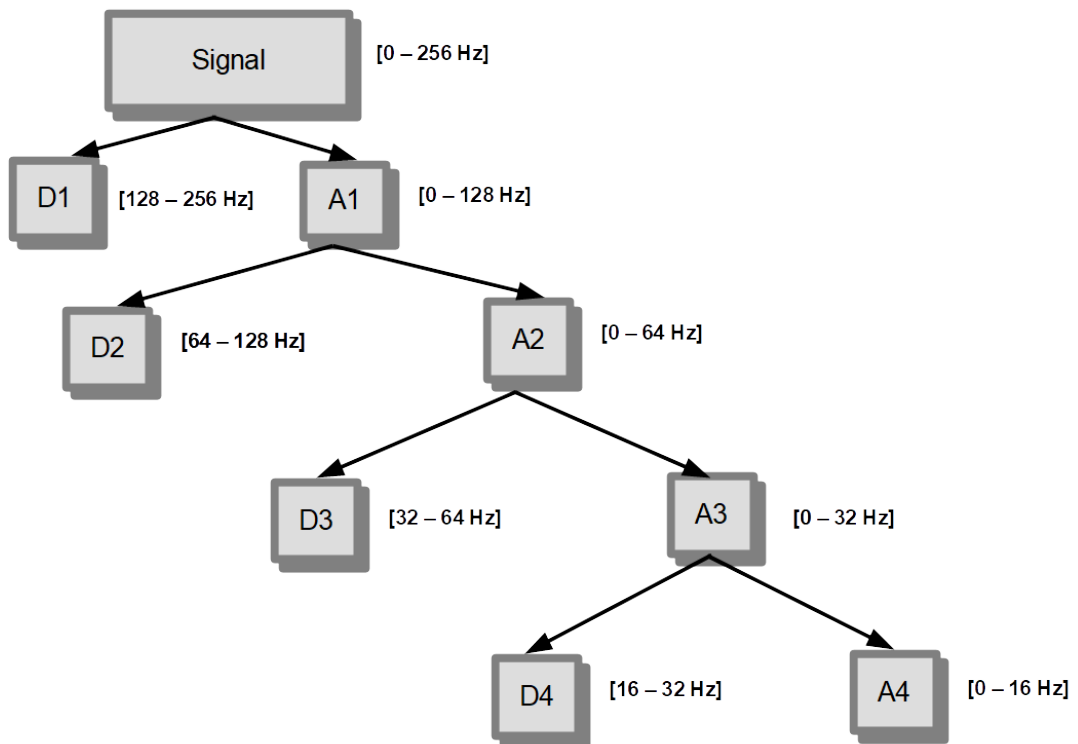


FIGURE 4.3 – Exemple d'un arbre de décomposition d'une transformée en ondelettes d'un potentiel évoqué échantillonné à 256Hz.

4.11 Le débruitage de Donoho

Dans le but de débruiter les données PE, nous considérerons l'EEG comme un bruit à supprimer et le PE comme signal d'intérêt à extraire. En utilisant les ondelettes, Donoho [DJS95] et ses collègues ont proposé une méthode de débruitage où, dans chaque niveau, les coefficients d'ondelettes sont sélectionnés par seuillage [80– 82]. Suivant cette approche, pour chaque niveau j un seuil T_j est défini comme suit :

$$T_j = \sigma_j \sqrt{2 \log_e N} \quad (4.29)$$

où N est le nombre de coefficients d'ondelettes et σ_j est une estimation de l'écart-type du bruit pour chaque niveau. Soit $X_{j,k}$ le coefficient k d'ondelettes au niveau j :

$$\sigma_j = \text{median}(|X_{j,1} - \hat{X}_j|, |X_{j,2} - \hat{X}_j|, \dots, |X_{j,k} - \hat{X}_j|) / 0.6745$$

Deux types de méthodes de seuillage sont populaires : seuil dur (hard) et seuil doux (soft). Le seuillage hard met tous les coefficients d'ondelettes avec les grandeurs inférieures au seuil à zéro et maintient les autres coefficients :

$$\hat{X}_{j,k} = \begin{cases} X_{j,k} & \text{is } |X_{j,k}| > T_j \\ 0 & \text{is } |X_{j,k}| < T_j \end{cases} \quad (4.30)$$

Le seuillage doux définit également les coefficients d'ondelettes avec les grandeurs inférieures au seuil à zéro, cependant, il ajuste les coefficients restants en grandeur par la valeur du seuil. Le seuillage doux est défini :

$$\hat{X}_{j,k} = \begin{cases} 0 & \text{is } |X_{j,k}| \leq T_j \\ X_{j,k} - T_j & \text{is } X_{j,k} > T_j \\ X_{j,k} + T_j & \text{is } X_{j,k} < -T_j \end{cases} \quad (4.31)$$

La transformation des ondelettes a été appliquée pour l'extraction des PE du bruit en choisissant uniquement les coefficients liés aux réponses évoquées pour reconstruire le signal. La méthode permet d'améliorer le SNR des réponses individuelles ainsi que l'estimation de la latence et de l'amplitude des différents composants des essais individuels PE. Un inconvénient de cette approche est qu'elle nécessite une sélection manuelle des coefficients liés au

PE en utilisant une connaissance préalable des caractéristiques de temps et de fréquence des signaux. Wang et al. a appliqué la transformée d'ondelettes pour extraire les essais individuels PE du bruit en appliquant la méthode de Donoho [DJS95] basée sur le seuillage doux. La méthode est automatique, mais elle souffre de certains inconvénients comme indiqués par Ahmadi et Quiroga [AQ13] : d'abord, le seuillage doux ne fait que lisser le signal PE reconstruit car il réduit l'amplitude des coefficients avec un risque de perte d'informations. Deuxièmement, l'amplitude des coefficients d'ondelettes corrélés avec les PE peut être de l'ordre ou plus faible que celle du bruit, ce qui rend le seuillage de Donoho [DJS95] non optimal pour estimer les signaux PE. Pour surmonter le problème avec le seuillage de Donoho [DJS95], la méthode NZT proposée par Ahmadi et Quiroga [AQ13] a donné une meilleure estimation en utilisant des informations sur les coefficients voisins dans le processus de seuillage. Le principal inconvénient de tous les algorithmes basés sur les ondelettes est le manque d'efficacité quand le SNR est faible ou négatif. Les auteurs de ces études ont appliqué leurs méthodes à des signaux dont le SNR est positif.

4.12 Le filtrage adaptatif

La technique du filtrage adaptatif a été largement utilisée pour extraire des signaux biomédicaux du bruit [VSG17]. Le traitement du signal adaptatif a été appliqué à l'analyse des PE parce que sa mise en œuvre ne nécessite pas de connaissances a priori sur les propriétés statistiques ou spectrales du signal et du bruit. Thakor a proposé une technique de filtrage adaptatif pour améliorer le SNR des potentiels évoqués en utilisant un essai comme entrée principale et le suivant entant qu'entrée de référence du filtre adaptatif. Comme le SNR des essais individuels est très faible, le SNR du signal de sortie est à peine amélioré et la distorsion est également importante. Dans une autre approche, Thakor et ses collègues [TGV93] ont proposé une méthode basée sur le développement en bases orthogonales des PE. Les séries de Fourier et les fonctions de Walsh ont été utilisées pour la modélisation où les coefficients de Fourier, de Walsh et les polynômes de l'Hermite [BBM17], [Bou17] ont été estimés et adaptés en utilisant l'algorithme du gradient stochastique (figure 4.4). Dans le même contexte, d'autres méthodes ont été exploitées tels le réseau à fonctions de

base radiales, et les réseaux d'ondelettes. Le schéma fonctionnel de l'unité de combinaison linéaire adaptative de Fourier est représenté sur la figure ci-dessous. Le signal d'entrée $s(k)$ est le signal désiré (ou le signal propre) $d(k)$ qui est corrompu par un bruit additif $n(k)$.

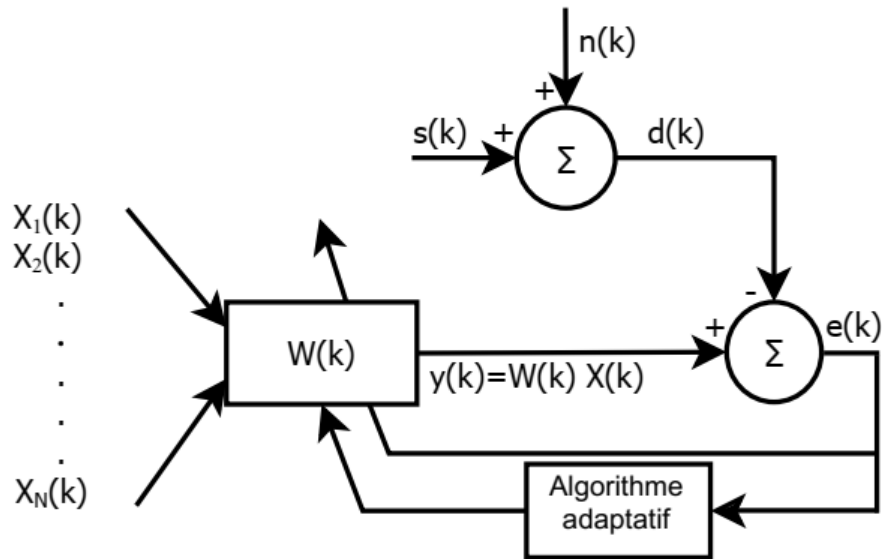


FIGURE 4.4 – Schéma du combinateur linéaire adaptatif [Bou17].

L'algorithme utilisé pour calculer les coefficients du filtre est l'algorithme du gradient (Widrow 1975), tel que :

$$W_n(k + 1, n) = W_n(k, n) + \mu \cdot e(k) \cdot X_n(k) \quad (4.32)$$

Où $0, 1 \dots N$, les W_n représentent les coefficients du filtre adaptatif, k étant le temps. L'équation (4.26) peut s'écrire aussi sous la forme :

$$W_n(k + 1, n) = W_n(k, n) + \mu \cdot e(k) \cdot X_n(k) \quad (4.33)$$

$x(k)$ est l'entrée du filtre, μ est le pas d'adaptation qui contrôle la vitesse de

Chapitre 4

convergence. L'erreur est donnée par

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (4.34)$$

C'est la différence entre le signal désiré $d(k)$ et la sortie du filtre $y(k)$. La sortie du filtre adaptatif est :

$$y(k) = \sum_{n=0}^N w(k, n)x(k - n) \quad (4.35)$$

A chaque instant k , les coefficients du filtre sont adaptés et remplacés par de nouveaux coefficients, comme décrit dans l'équation (3.8), sauf dans le cas où l'erreur $e(k)$ est nulle.

L'erreur $e(k)$ et les coefficients $w_n(k)$ (pour $n = 0 \dots N$, N étant l'ordre du filtre) sont adaptés à chaque instant k , le nouvel échantillon est acquis par le convertisseur analogique numérique et le processus recommence jusqu'au dernier échantillon. L'équation (3.11) peut s'écrire :

$$y(k) = W(k) X^T(k) = X(k) W^T(k) \quad (4.36)$$

où

$$W(k) = [w(0, k)w(1, k)\dots\dots\dots w(N, k)] \quad (4.37)$$

$$X(k) = [x(k)x(k - 1)\dots\dots\dots x(k - N)] \quad (4.38)$$

X^T et W^T sont respectivement les transposés de X et de W .

4.13 Filtrage de Kalman

Le filtre de Kalman est une méthode de traitement du signal récente. Le filtre de Kalman est une méthode qui estime les paramètres d'un système évoluant dans le temps à partir d'enregistrements ou mesures bruités [VLFC⁺10]. Ce filtre a été utilisé dans beaucoup de domaines techniques relatifs au traitement du signal, radar, traitement d'images et également le traitement des signaux biomédicaux comme les signaux électroencéphalographiques [Alw12], [OM11], [THRa⁺04], [WWL10], la détection des clignements [HSMJ12] et les pics épileptiques [OTF07]. Le fonctionnement du filtre de Kalman peut se diviser en deux étapes : Une première étape de prédiction de l'estimation selon le modèle du système. Pour ce faire, le filtre de Kalman reprend l'estimation précédente des paramètres et de l'erreur et prédit les nouveaux paramètres et la nouvelle erreur en fonction de la modélisation du système.

$$\widehat{X}_{k|k-1} = F_k \widehat{X}_{k-1|k-1} + B_k U_k \quad (4.39)$$

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k \quad (4.40)$$

F_k : matrice qui relie l'état précédent $k - 1$ à l'état actuel k

U_k : entrée de commande

B_k : matrice qui relie l'entrée de commande u à l'état x

$P_{k|k-1}$: matrice d'estimation a priori de la covariance de l'erreur

Q_k : matrice de covariance du bruit du processus

La seconde étape va faire la mise à jour de cette prédiction grâce aux nouvelles mesures. Ces mesures (par définition bruités) vont permettre d'obtenir une estimation des paramètres et de l'erreur à partir de la prédiction faite. Si jamais le modèle comporte des erreurs, cette étape de mise à jour permettra de les rectifier.

4.13.1 Modèle :

Le modèle est défini par deux équations : une équation caractérisant la dynamique du système appelée équation d'état (3.34) et une équation de mesure (3.35).

4.13.2 Les limites :

Le filtre de Kalman est donc une méthode d'estimation et de prédiction puissante prenant en compte les modélisations du système. Néanmoins, ce filtre n'est pas forcément l'outil à appliquer dans tous les cas. En effet, comme nous l'avons vu, le développeur a besoin de modéliser le système assez précisément afin de designer un filtre efficace. Le problème est que certains systèmes sont difficilement modélisables et, encore moins linéairement. Dans le cas où la modélisation est trop approximative, le filtre n'est pas assez performant et l'erreur des estimations ne convergera pas assez rapidement, elle restera grande.

4.14 Matching Pursuit :

Le Matching Pursuit [MZ93], [DMZ94] est une méthode de traitement du signal appelée décomposition parcimonieuse, qui permet de décrire un signal unidimensionnel par une combinaison linéaire de formes d'ondes selon une base de données de signaux préétablis appelée dictionnaire. Ces formes d'ondes sont sélectionnées de telle façon qu'elles représentent le mieux possible la forme du signal. La combinaison linéaire des formes d'ondes est qualifiée de parcimonieuse car elle n'a que peu de coefficients significatifs. Cela pourra être utilisé pour extraire le signal utile du bruit de fond. Le Matching Pursuit est un algorithme itératif qui décompose un signal en utilisant un dictionnaire de forme d'ondes appartenant à l'espace d'Hilbert du signal. A chaque itération, de l'algorithme, il devra choisir la forme d'onde qui correspond le mieux au signal à reconnaître. Pour cela, l'algorithme du Matching Pursuit utilise une fonction de corrélation pour mesurer la corrélation entre les différentes formes d'ondes et le signal. Pour débruiter un signal, l'algorithme de Matching Pursuit, conserve les premières formes d'ondes qui

Chapitre 4

correspondent à des formes cohérentes et de ne pas conserver les autres qui correspondent au bruit de fond. L'algorithme Matching Pursuit est une décomposition parcimonieuse, c'est-à-dire qu'elle ne conserve que peu de coefficients significatifs après la décomposition. Cela représente le principal avantage. Le Matching Pursuit est considéré comme une méthode qui trop lente. L'inconvénient, pour l'appliquer au débruitage des signaux potentiels évoqués nécessite des informations a priori pour construire ou choisir le dictionnaire des formes d'ondes.

Chapitre 5

Extraction des potentiels évoqués
individuels par la méthode du
coefficient de variance

5.1 Potentiel évoqué et son traitement :

Les potentiels évoqués étant discrets et noyés dans l'activité EEG spontanée leur "sortie" relève de l'itération. Pour être détectable par le capteur le phénomène à analyser doit donc déclencher l'analyse on recueille «un potentiel évoqué». Le potentiel évoqué se diffère de l'activité nerveuse spontanée (EEG) par le fait qu'elle est synchrone d'un "événement" déclenchant. Du point de vue pratique, le signal déclenchant l'événement est utilisé pour l'acquisition du signal nerveux évoqué. Le potentiel évoqué (PE) se définit comme une variation transitoire du potentiel électrique d'une région limitée du système nerveux par rapport à celui d'une autre région électriquement neutre. Il est capté par une électrode placée dans le champ électrique émis par la structure active et comparé au potentiel détecté par une électrode dite "de référence". Lorsque l'électrode de référence capte une activité nerveuse encéphalique, le système de dérivation est dit bipolaire. Par contre, lorsque le point de référence est situé à distance de l'électrode active (sur le lobe de l'oreille), le montage est dit monopolaire.

Dans le meilleur des cas le potentiel évoqué (PE) dont on vient de voir l'intérêt est capté très loin de sa source avec une amplitude tellement faible qu'elle n'excède pas une dizaine de microvolts. De plus il est noyé dans une activité cérébrale continue (l'EEG qui peut aller jusqu'à 100 microvolts) capté également par les électrodes. Le PE est parfois plus faible que le bruit de fond propre des amplificateurs (de l'ordre du microvolt).

Il est donc nécessaire de l'extraire d'un bruit de fond très important avant de pouvoir examiner ses caractéristiques. La méthode classique utilisée depuis 40 ans consiste à sommer les réponses successives synchrones. Le Potentiel évoqué est un signal qui évolue en fonction de l'attention du sujet, par conséquent, la moyenne est insuffisante pour l'étudier de manière satisfaisante. Elle n'est pas représentative du comportement du sujet lors de l'exécution de la tâche et de la difficulté à la réaliser. Afin d'estimer les variations individuelles des séquences enregistrées, il est alors indispensable de chercher d'autres méthodes plus pertinentes que le moyennage. A cet effet, un ensemble de méthodes a été proposé. Elles considèrent toutes que le potentiel évoqué est un signal stationnaire. Le principe adopté par ces méthodes est la modélisation paramétrique ([CCL+88], [CBDP87], [HGS96]). Certains chercheurs ([BA80], [FJB82]) appliquent un filtre numérique sur le signal pour

augmenter le rapport signal sur bruit. La bande de fréquence est optimisée d'après une analyse spectrale d'une série de sous-ensembles de réponses moyennées. Benkherraf ([Ben98]) applique un banc de filtres pour extraire les signaux individuels. Cette méthode combine les propriétés du signal dans le domaine temporel et fréquentiel pour construire la référence signal. Il calcule d'abord la moyenne des enregistrements, ensuite il la divise en segments potentiellement utiles. Par la suite, il calcule le spectre pour chaque segment, ce qui permet de construire le banc de filtre associé au segment étudié.

Les méthodes proposées dans ce travail utilisent la transformée en ondelettes. La première méthode tient compte de la non-stationnarité du potentiel évoqué, de sa morphologie et de ces variations. La deuxième méthode n'est basée sur aucun à priori concernant les caractéristiques (temporel, fréquentiel) du signal et n'utilise pas de gabarit comme les méthodes précédemment citées. Ces méthodes seront montrées avec les premiers résultats expérimentaux obtenus sur des signaux synthétiques et des signaux réels. Dans un premier temps, nous commençons par définir la transformée de Fourier, la transformée de Fourier à court terme et la transformée en ondelettes. Dans un deuxième temps nous présenterons les nouvelles méthodes basées sur le principe de la transformée en ondelettes.

5.2 La transformée de Fourier :

La transformée de Fourier d'un signal $s(t)$ déterministe et stationnaire est donnée par l'intégral :

$$S(f) = \int_0^t s(t) e^{-2j\pi ft} dt \quad (5.1)$$

grâce à la transformée de Fourier on accède à ses propriétés d'amplitude et de fréquence. Elle consiste à décomposer le signal sur des fonctions sinusoïdales qui oscillent indéfiniment dans le temps, sans amortissement. Lorsqu'on additionne ces sinusoïdes, leurs effets s'annulent dans les régions où le signal est nul sur l'axe des temps. Ces compensations mutuellement ne sont pas faciles à mettre en évidence. Pour toutes ces raisons, il est préférable dans certains cas de pouvoir marier les notions de temps et de fréquence dans une même analyse. Il existe plusieurs techniques d'analyse temps-fréquence.

Nous évoquerons simplement la transformée de Fourier à fenêtre glissante. La transformée de Fourier à fenêtre glissante, elle consiste à établir un lien entre les fréquences d'un signal et les instants auxquels elles interviennent. Pour ce faire, le signal est découpé arbitrairement en plages de longueur limitée. Chaque plage, est alors étudiée séparément des autres par l'analyse traditionnelle de Fourier. En d'autres termes, le signal est multiplié à chaque position temporelle par une fenêtre et la transformée de Fourier successivement calculée est donnée par la relation :

$$T_s(t, f) = \int_0^t W(\tau - t) s(\tau) e^{-2\pi f \tau} d\tau \quad (5.2)$$

Une autre méthode consiste à appliquer un ensemble de filtres centrés sur des bandes fréquentielles successives et à mesurer la réponse de ces filtres au cours du temps, selon la formule :

$$T_s(t, f) = \int_0^t F(\nu - f) s(\nu) e^{-2\pi f \nu} d\nu \quad (5.3)$$

Cette approche est employée depuis de nombreuses années. Toute la difficulté de son emploi réside, en fait, dans le choix de la fenêtre W ou du filtre F , qui sont fixés une fois pour toutes. Ils doivent permettre d'obtenir une finesse en temps et en fréquence la mieux adaptée au signal analysé. Plus la fenêtre est large en temps, plus elle est fine en fréquence, et vice versa. Selon le principe d'incertitude, le même raisonnement s'applique au filtre F . En fonction du signal analysé, il faut trouver le meilleur compromis. C'est parfois difficile lorsque l'on doit analyser des phénomènes dont les échelles de temps et de fréquence sont différentes par exemple les potentiels évoqués.

5.3 La transformée en ondelettes :

Le principe de la transformée en ondelettes ([MJR87], [RD91]) est de décrire, en fournissant des informations sur la régularité locale, l'évolution temporelle d'un signal à différentes échelles de temps. La transformée en ondelettes est basée sur un principe simple. On considère tout d'abord, une fonction dont

l'une des principales caractéristiques est d'être à durée limitée dans le temps. On appelle cette fonction de base l'ondelette analysante. La transformée en ondelette consiste, en une position temporelle donnée, à dilater ou compresser l'ondelette analysante par un facteur d'échelle, puis à calculer le produit entre l'ondelette et le signal à chaque facteur d'échelle. Le coefficient d'ondelette est élevé si un phénomène intervenant dans le signal est à la même échelle que l'ondelette. Ainsi, un phénomène de très courte durée sera détecté à un facteur d'échelle très faible et inversement, pour un phénomène de longue durée, la détection se fera à un grand facteur d'échelle.

La Transformée en ondelettes s'écrit de la façon suivante :

$$T_s(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) s(t) dt \quad (5.4)$$

où ψ est l'ondelette analysante, a l'échelle et b le temps. Les applications possibles sont multiples :

- l'analyse temps échelle, qui par choix judicieux de l'ondelette analysante (par exemple l'ondelette de Meyer ou ondelette de Morlet) permet d'effectuer un calcul de spectre équivalent au temps de fréquence (plus exactement une représentation à $\frac{\Delta f}{f}$ constant),
- L'analyse multi-échelle : par sa structure, l'analyse en ondelettes permet d'étudier un signal ou une image sur un grand nombre d'échelles, en accédant rapidement aux informations pertinentes.
- La détection de singularités dans un signal : les ondelettes détectent les singularités (changement brusques) dans des signaux quelle que soit leur rapidité.
- La détection de singularités dans un signal : les ondelettes détectent les singularités (changement brusques) dans des signaux quelle que soit leur rapidité.
- La compression, le codage.
- L'élimination du bruit.

C'est cette dernière application qui nous intéresse.

5.4 Algorithme de décomposition et de reconstruction :

On va utiliser l'algorithme de décomposition de Mallat ([Mal89]). Il permet d'effectuer une décomposition rapide du signal à différentes échelles (figure 5.1), ainsi qu'une reconstruction du signal original (figure 5.2).

La décomposition s'effectue par un algorithme en cascade procédant par filtres successifs.

On projette le signal à analyser f sur deux sous espaces orthogonaux.

$$f = T_{-1}(f) + D_{-1}(f) \quad (5.5)$$

Où $T_{-1}(f)$ est appelé la tendance de niveau -1 , et $D_{-1}(f)$ est appelé le détail de niveau -1 . La terminologie tendance est justifiée par le fait que la tendance est une approximation (basse fréquence) de, tandis que le détail correspond à une correction (haute fréquence) entre deux approximations successives.

En notant T_{-j} (respectivement D_{-j}) la suite des coefficients de la tendance (respectivement du détail) de niveau $-j$, on passe au niveau suivant par :

$$T_{-j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h(n - 2k) \quad \forall k \in \mathbb{Z} \quad (5.6)$$

$$D_{-j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} g(n - 2k) \quad \forall k \in \mathbb{Z} \quad (5.7)$$

Dans lesquelles h et g sont définies par :

$$h(x) = \sqrt{2} \int_{\mathbb{R}} \phi(2s - x) \phi(s) ds \quad \forall x \in \mathbb{R} \quad (5.8)$$

$$g(x) = \sqrt{2} \int_{\mathbb{R}} \phi(2s - x) \psi(s) ds \quad \forall x \in \mathbb{R} \quad (5.9)$$

On passe de la suite T_{-j} à la suite T_{-j-1} (respectivement D_{-j} à D_{-j-1}) par filtrage puis sous-échantillonnage (décimation) en ne conservant que les termes pairs de la suite obtenue. A partir de deux fonctions ϕ et ψ , on construit les

deux suites $H = (h(n), n \in \mathbb{Z})$ et $G = (g(n), n \in \mathbb{Z})$.

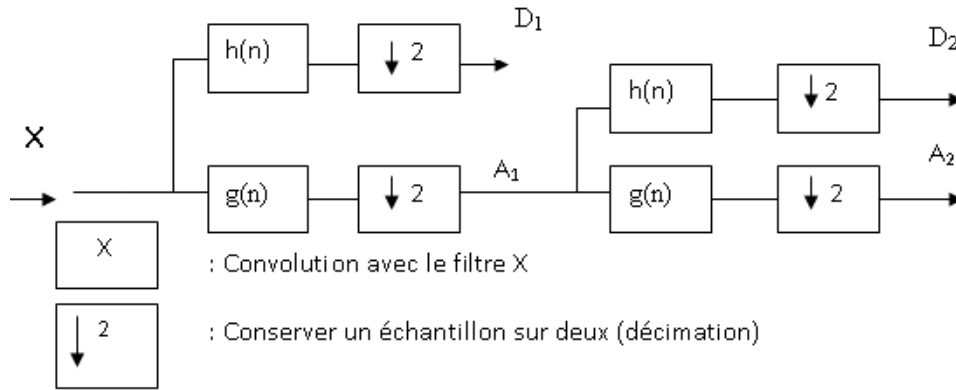


FIGURE 5.1 – Algorithme de décomposition en ondelettes.

ϕ et ψ sont appelées respectivement ondelette basse fréquence et haute fréquence. La transformée de Fourier de ϕ nous donne un filtre passe bas, celle de ψ un filtre passe bande. En variant j on obtient respectivement une succession de filtres passe bas (tendance) et une succession de filtres passe bande (détail).

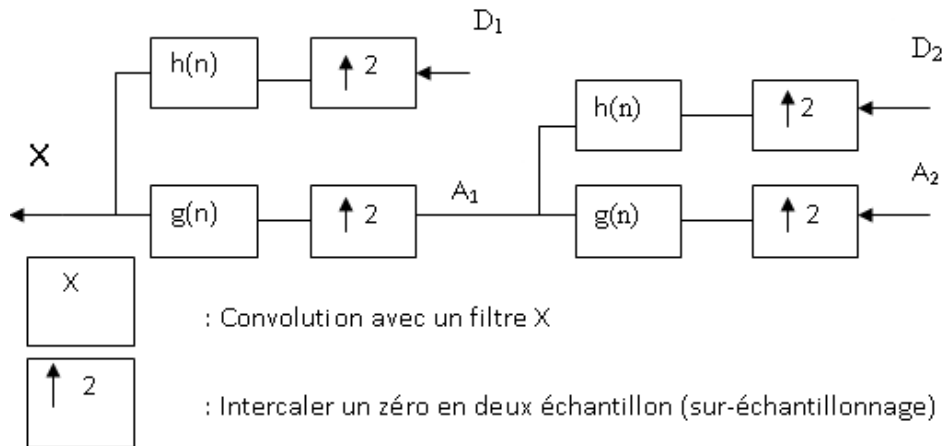


FIGURE 5.2 – Algorithme de reconstruction.

5.5 Amélioration du rapport signal sur bruit par transformée en ondelette

Les ondelettes sont idéales pour le débruitage ([Aka95]) ou l'analyse des signaux ([TXrYCH93]). Les ondelettes permettent de minimiser la perte d'information dans le signal tout en enlevant le bruit de façon efficace.

Le débruitage par ondelettes a des avantages importants par rapport d'autres techniques plus utilisées :

- aucun modèle du signal n'est nécessaire (débruitage non paramétrique) ;
- aucune destruction spectrale systématique par opposition aux filtres passe-bas ;
- perte d'information minimale.

Donoho ([DJS95]) a proposé une méthode basée sur la transformée en ondelette pour améliorer le rapport signal sur bruit du signal. Le principe consiste à appliquer la transformée en ondelette, on applique ensuite un seuillage sur les coefficients pour ne garder que les coefficients les plus significatifs. En effet, comme le bruit tend à se répartir sur tous les coefficients d'ondelettes, on sait que le rapport signal sur bruit sera plus grand sur les coefficients les plus importants en amplitude et en ne gardant que ceux là, on augmente généralement le rapport signal sur bruit du signal. Cette méthode est applicable dans le cas d'un rapport signal sur bruit favorable. Par contre elle est inexploitable dans le cas des potentiels évoqués, à cause de son faible rapport signal sur bruit.

5.5.1 Différents types de seuillage :

Il existe plusieurs types d'estimations par seuillage. Nous pouvons d'abord distinguer les seuillage dur et seuillage doux.

5.5.2 Seuillage dur ou « hard thresholding » :

Le seuillage dur (figure 5.3) est celui qui est le plus « intuitif ». On se fixe un seuil $T > 0$. On se conserve que les coefficients d'ondelettes supérieurs à T et on met à zéro les autres :

$$\theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } |x| < T \\ x & \text{si } |x| > T \end{cases} \quad (5.10)$$

Nous aurons le seuillage suivant :

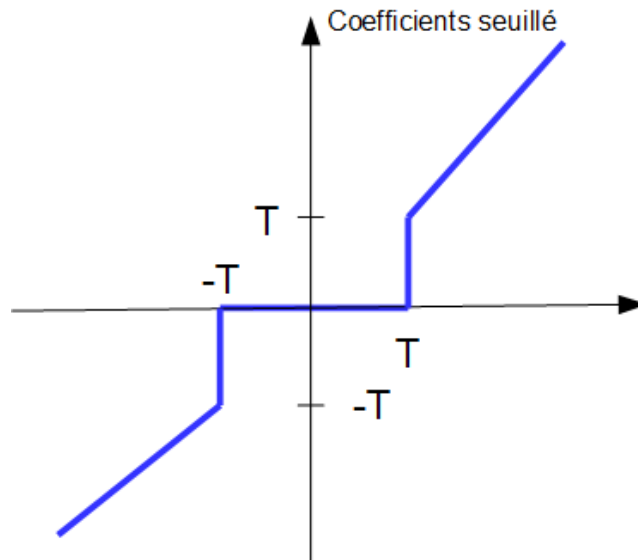


FIGURE 5.3 – Seuillage dur des coefficients d'ondelettes.

5.5.3 Seuillage doux ou « soft thresholding »

Dans le cas du seuillage doux, on met toujours à zéro les coefficients inférieurs à un seuil T . Par contre, pour ceux supérieurs à T , on atténue l'amplitude des coefficients par la valeur du seuil afin de s'assurer d'avoir enlevé l'effet du bruit même pour les forts coefficients (figure 5.4).

$$\theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } |x| < T \\ x - \text{sign}(x)T & \text{si } |x| > T \end{cases} \quad (5.11)$$

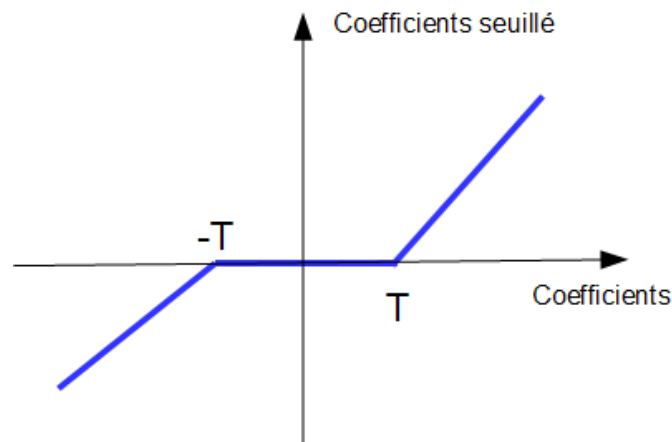


FIGURE 5.4 – Seuillage doux des coefficients d’ondelettes.

Le coefficient seuillé sera donc plus petit que le coefficient du signal. Ce type de seuillage garantit que le signal obtenu sera toujours plus régulier que le signal de départ.

5.5.4 Méthodes proposées pour l’estimation des signaux individuels :

5.5.4.1 Première méthode : localisation temporelle et fréquentielle :

La première méthode proposée s’inspire du travail de Benkherraf ([BBA05]). Elle est basée sur une localisation temporelle et fréquentielle des ondes utiles du potentiel évoqué (PE). On décompose le PE en détails et en approximations sur plusieurs cinq niveaux ($J = 5$). On conserve les coefficients corrélés aux ondes utiles du signal et on annule le reste des coefficients, en utilisant le seuillage doux. On reconstruit le PE avec les coefficients restant. La figure 5.1 nous donne l’exemple de la décomposition d’un signal potentiel évoqué cognitif. On constate que le complexe P100-N200 est corrélé avec les coefficients des niveaux de détails $D4 - D5$ dans l’intervalle temporel 50ms – 300 ms. L’onde P300 est corrélée avec les coefficients du niveau d’approximation A5 dans l’intervalle temporel 350 ms – 500 ms (figure 5.5). On reconstruit le signal, en conservant les coefficients des trois niveaux A5, D5, D4 dans les

Chapitre 5

intervalles indiqués ci-dessus et en annulant le reste des coefficients (figure 5.6, figure 5.7). On constate une amélioration du rapport signal sur bruit du signal après reconstruction (figure 5.8).

L'utilisation de cette méthode nécessite deux choses : En premier, le choix du nombre de niveaux de décomposition. Plus le nombre de niveaux de décomposition est important (large fenêtre fréquentielle), plus la reconstruction du signal sera meilleure. D'après les observations faites sur de nombreuses expériences, cinq niveaux de décomposition suffisent. Le signal est numérisé avec une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz, les cinq niveaux D_j ($i = 1 : 5$) se situent respectivement dans les bandes suivantes : 64 – 128 Hz, 32 – 64 Hz, 16 – 32 Hz et 8 – 16 Hz, 4 – 8 Hz. Le niveau A5 se situe dans la bande 0 – 4 Hz.

Ensuite le choix de la fenêtre temporelle. Cette fenêtre temporelle, regroupe les coefficients qui seront utilisés pour reconstruction du signal PE. Le choix d'une large fenêtre temporelle, nous permet de prendre en compte la variation de latence entre les différents signaux. Enfin le choix d'une ondelette mère ayant une forme proche du signal PE ; nous avons choisi l'ondelette B-Spline. Pour le choix de la fenêtre temporelle, on s'est basé sur les observations de la moyenne de l'ensemble des enregistrements. Une fois le choix effectué, on l'applique à l'ensemble des signaux individuels.

Pour appliquer cette méthode, il faut connaître les différentes composantes du signal PE (ondes) en temps et en fréquence.

5.5.4.2 Deuxième méthode : seuillage par coefficient de variance :

Le problème consiste à distinguer les coefficients bruités des coefficients représentant le signal. Le principe de cette méthode est basé sur deux idées. La première idée est que l'écart type des coefficients du bruit est plus grand que l'écart type des coefficients du signal utile. La deuxième, la transformée en ondelettes orthogonales comprime l'énergie du signal en un nombre assez restreint de gros coefficients ; elle range le signal, pour ainsi dire, dans quelques compartiments. L'énergie du bruit est dispersée sur toute la transformée, et donne des coefficients petits ; dans l'espace ondelettes, signal et bruit se dissocient ([Hub95]). En moyennant les coefficients de la décomposition en ondelettes, on peut calculer le coefficient de variation (CV). Le coefficient de variation ([Spi93]) c'est le rapport entre l'écart type des coefficients de la décomposition en ondelettes et la moyenne de ces coefficients (écart type/moyenne). On peut appliquer un seuillage en fonction de la valeur du coefficient de variation pour séparer le signal du bruit. Un coefficient bruité donne un grand CV et inversement pour un coefficient moins bruité (figure 5.9). Si on note les signaux enregistrés $y_{1,N}, y_{2,N}, y_{3,N} \dots y_{M,N}$, avec M le nombre total de signaux et N le nombre de points par signal. On décompose chaque signal suivant cinq niveaux de détails $D_j (j = 1 : 5)$ et l'approximation A_5 . On note $C_i(n)$ les coefficients de la décomposition en ondelettes pour le niveau i et n représente le numéro du coefficient. Soit CM_i^n la moyenne des coefficients porte le numéro n pour le niveau i sur les M signaux (figure 5.8).

$$CM_i^n = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} C_i(n) \quad (5.12)$$

avec N_i le nombre de coefficients du niveau i .

On peut estimer l'écart type $\sigma_{i,n}$ pour chaque niveau i et pour tous les coefficients du numéro n sur les M traces. Si l'écart type est élevé les coefficients du numéro n sont bruités et inversement pour un coefficient moins bruités et contenant du signal (figure 5.8). On suppose que la distribution des coefficients pour chaque numéro n suit une loi normale, d'où la condition de seuillage suivante ([Sch93]) :

$$C_i(n) = \begin{cases} C_i(n) & \text{si } |CM_i^n| \geq \frac{1.96\sigma_i}{\sqrt{M}} \\ 0 & \text{si ailleurs} \end{cases} \quad (5.13)$$

Après l'application de la condition de seuillage sur les coefficients des niveaux de détails $Dj(j = 1 : 5)$. On calcul la transformée en ondelettes inverse. On obtient le signal débruité.

5.5.4.2.1 Simulation Pour la simulation nous avons construit 60 signaux synthétiques composés chacun de 512 points. Chaque signal est composé d'une suite d'ondes. On fait varier la latence et l'amplitude de ces ondes pour simuler la variation de latence et d'amplitude des ondes des potentiels évoqués.

Pour générer le bruit on a utilisé le générateur aléatoire à distribution uniforme du micro-ordinateur. Nous avons réalisé 60 séquences différentes du bruit. Ce bruit est additionné au signal synthétique avec différent rapport signal sur bruit. Le rapport signal sur bruit varie entre 0 et -10 dB.

Pour évaluer les performances de la méthode décrite précédemment ; nous l'avons comparé au filtrage numérique passe bas. Nous avons utilisé un filtre

Chapitre 5

numérique passe bas type Butterworth dont la fréquence de coupure est égale à $16Hz$ et l'ordre égale à 50. Le module de la fonction de transfert de ce filtre est représenté sur la figure 5.10.

Pour comparer les deux méthodes : seuillage par écart type (ondelette) et filtrage numérique passe bas. Nous avons utilisé deux paramètres. Le premier paramètre est l'amélioration du rapport signal sur bruit donnée par l'expression suivante :

$$SNR_{dB} = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=0}^N (S(i))^2}{\sum_{i=0}^N (S(i) - d(i))^2} \right) \quad (5.14)$$

(N le nombre de points du signal, S le signal sans bruit et d le signal obtenu après traitement). Le deuxième paramètre est l'erreur quadratique moyenne (MSE). Elle est calculée entre les signaux sans bruits et les signaux traités. Le MSE est donnée par l'expression suivante :

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (S(i) - d(i))^2 \quad (5.15)$$

avec S le signal synthétique sans bruit et d le signal débruité.

Un exemple de signal synthétique bruité (figure 5.11 haut) traité par ondelettes (figure 5.11 milieu) et par filtrage numérique passe bas (figure 5.11 bas). Le signal synthétique sans bruit (bleu) est superposé aux signaux traités par les deux méthodes (rouge). On peut remarquer que la forme du signal estimé par la méthode des ondelettes est plus proche de la forme du signal original sans bruit que le signal estimé par le filtrage numérique passe bas.

Chapitre 5

La figure 5.12 montre une amélioration du MSE plus importante dans le cas du traitement par ondelettes (courbe rouge) que par filtrage numérique (courbe bleu). La différence entre les deux courbes est de +4 dB.

L'amélioration du SNR est de +6 dB au maximum pour la méthode des ondelettes alors qu'elle est inférieure à 0 dB pour la méthode du filtrage numérique passe bas. Ces résultats montrent la supériorité de la méthode des ondelettes (seuillage par écart type) par rapport au filtrage numérique. La figure 5.13 compare le MSE du filtrage numérique passe bas (courbe bleu) et la méthode des ondelettes (courbe rouge). Le MSE est plus faible dans le cas des ondelettes (seuillage par écart type) que dans du filtrage numérique passe bas. Ce résultat confirme les résultats précédents et montre la supériorité de la méthode des ondelettes.

La forme de la moyenne des 60 signaux traités par ondelettes (figure 5.14 courbe rouge) est plus proche de la forme de la moyenne des 60 signaux sans bruit (figure 5.14 courbe bleu) que la moyenne des signaux traités par le filtre numérique passe bas (figure 5.14 courbe verte).

Le MSE calculé entre la moyenne des signaux sans bruit et les signaux traités par la transformée ondelettes (figure 5.15 courbe rouge) est plus faible que le MSE calculé entre les signaux traités par le filtrage numérique passe bas (figure 5.15 courbe bleu) et la moyenne des signaux sans bruit. Le MSE calculé dans le cas de la transformée en ondelettes est plus stable que le MSE calculé dans le cas du filtrage numérique passe bas. Cela montre que la méthode des ondelettes (seuillage par écart type) est moins sensible au bruit que la méthode du filtrage numérique passe bas.

5.5.4.2.2 Traitement des signaux réels Nous avons testé la méthode des ondelettes (seuillage par écart type) et du filtrage numérique passe bas sur des signaux réels. Ces signaux ont été enregistrés, en utilisant un protocole de stimulation visuel. Les signaux sont numérisés avec une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz. Sur la figure 5.16, on a représenté un exemple de tracé sans traitement (figure 5.16 courbe noir), le même tracé traité par les ondelettes (figure 5.16 courbe bleu) et le filtrage numérique passe bas (figure 5.16 rouge). On constate que la partie de pré-enregistrement ($-0,5$ s jusqu'à $-0,2$ s) qui contient le bruit a été annulé. La partie post-enregistrement ($0,4$ s jusqu'à $0,5$ s) a été également annulé. Ceci prouve que l'application de la méthode des ondelettes (seuillage par écart type) ne conserve que le signal utile. Le signal traité par le filtre numérique passe bas est moins lisse.

D'autres exemples de signaux traités par les deux méthodes cités ci-dessus sont représentés sur la figure 5.17.

Les signaux représentés sur la figure 5.17 confirme le résultat précédent (figure 5.15) et prouve la supériorité de la méthode des ondelettes par rapport à la méthode classique du filtrage numérique.

La figure 5.18 représente la moyenne des signaux traités par ondelettes (courbe bleu), par filtrage numérique passe bas (courbe rouge) et non traité (courbe noir). Le nombre de signaux moyenné est 103.

On remarque que la moyenne traité par ondelette suit l'évolution de la moyenne des signaux non traités. On peut remarquer que dans les intervalles $-0,5$ s : $-0,4$ s et $0,4$: $0,5$ s, la moyenne des signaux traités par ondelettes est nulle. Ces deux intervalles correspondant probablement à des intervalles où le signal utile est absent. Ceci prouve la robustesse de la méthode.

La figure 5.19 compare le résultat de traitement de 60 signaux réels (figure 5.19 a,b) par ondelettes (figure 5.19 c,d) au résultat de traitement de ces signaux par filtrage numérique passe bas (figure 5.19 e,f). Le traitement par ondelettes améliore plus le rapport signal sur bruit que le traitement par filtrage numérique et fait ressortir les ondes utiles (voir flèche figure 5.19 c,d).

5.6 Conclusions

L'estimation des signaux individuels est un problème difficile à cause du manque d'information sur les caractéristiques du signal et le faible rapport signal sur bruit. Nous avons proposé une méthode qui peut être appliquée sans à priori. Cette méthode est basée sur le coefficient de variation.

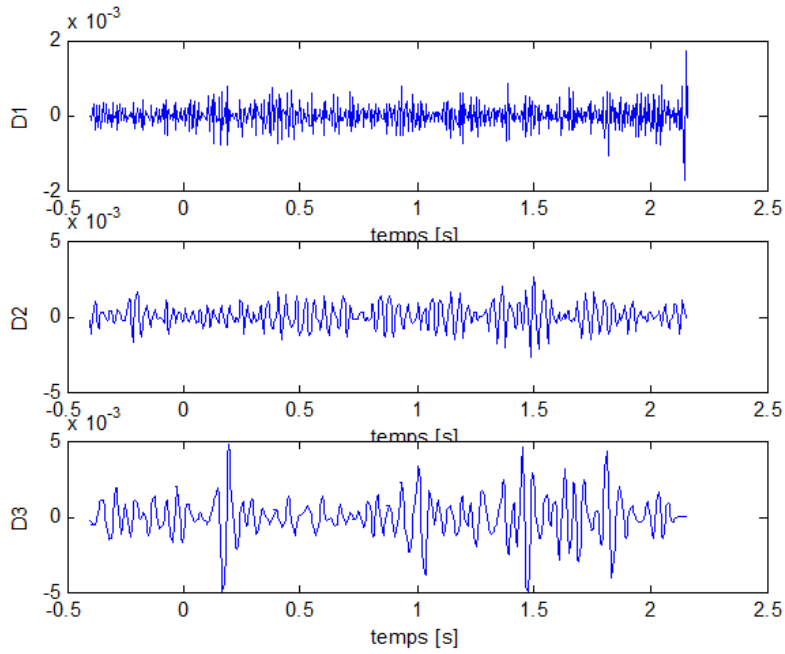
Dans cette étude, nous montrons que, la méthode des ondelettes (seuillage par écart type) est plus robuste que la méthode du filtrage numérique passe bas dans l'estimation des signaux individuels. On utilisant les deux paramètres de comparaison (l'erreur quadratique moyenne, l'amélioration du rapport signal sur bruit), on a démontré la supériorité de l'application de la méthode des ondelettes (seuillage par écart type) par rapport à la méthode de filtrage numérique.

La méthode du filtrage numérique passe bas n'est pas adaptée au traitement des PE à cause du chevauchement du spectre du signal PE et du bruit (EEG). L'amélioration du rapport signal sur bruit des signaux individuels dans le cas de la méthode de seuillage par écart type (ondelette), nous permettra d'estimer la moyenne avec un nombre de signaux moins important.

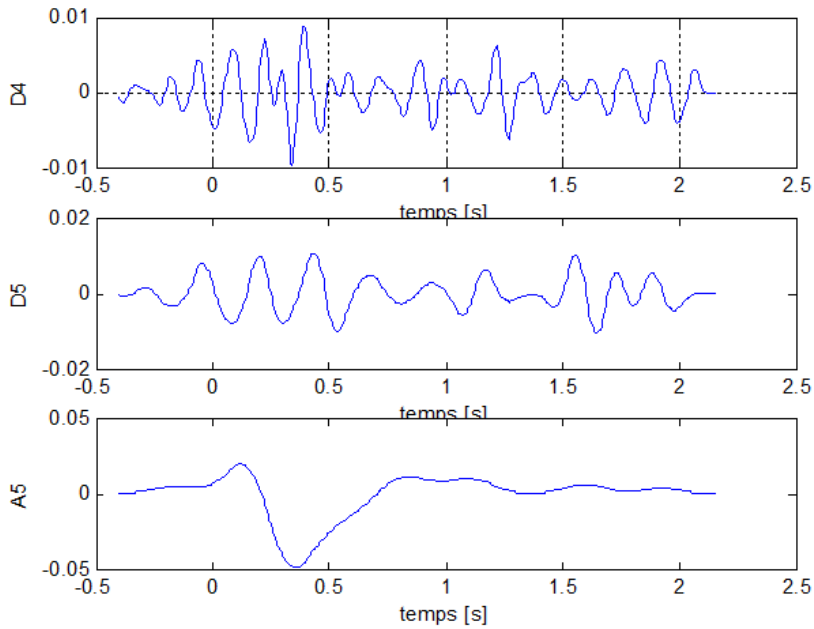
Chapitre 5

La méthode de seuillage par localisation temporelle et fréquentielle peut être appliquée dans le cas d'un signal dont les caractéristiques temporelles (temps d'apparition des ondes) et fréquentiels sont stables le long d'un enregistrement et parfaitement connues.

La méthode du seuillage par écart type, est simple à mettre en œuvre et elle peut être étendue à d'autres applications du traitement du signal.



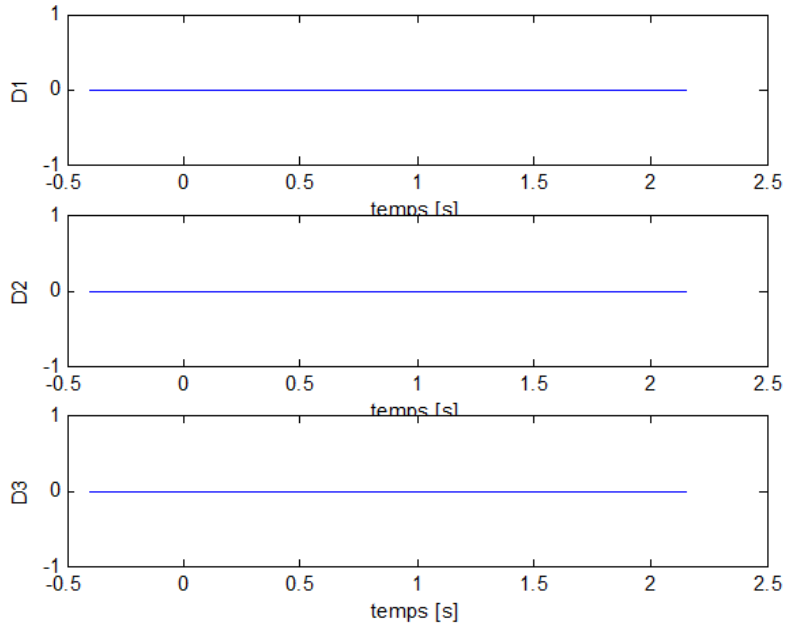
(a)



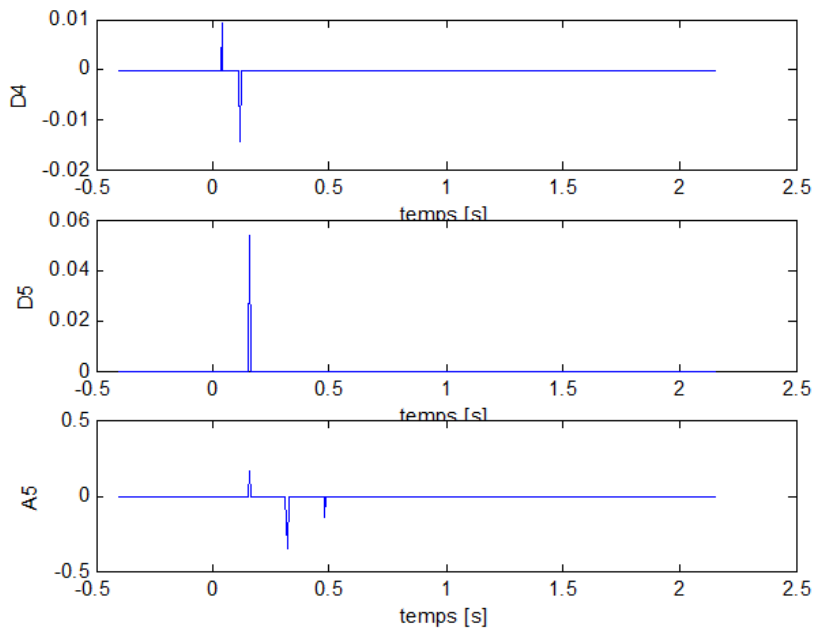
(b)

FIGURE 5.5 – Les niveaux de décomposition en ondelettes du potentiel évoqué avant seuillage.

Chapitre 5



(a)



(b)

FIGURE 5.6 – Les coefficients d’ondelettes du potentiel évoqué après seuillage.

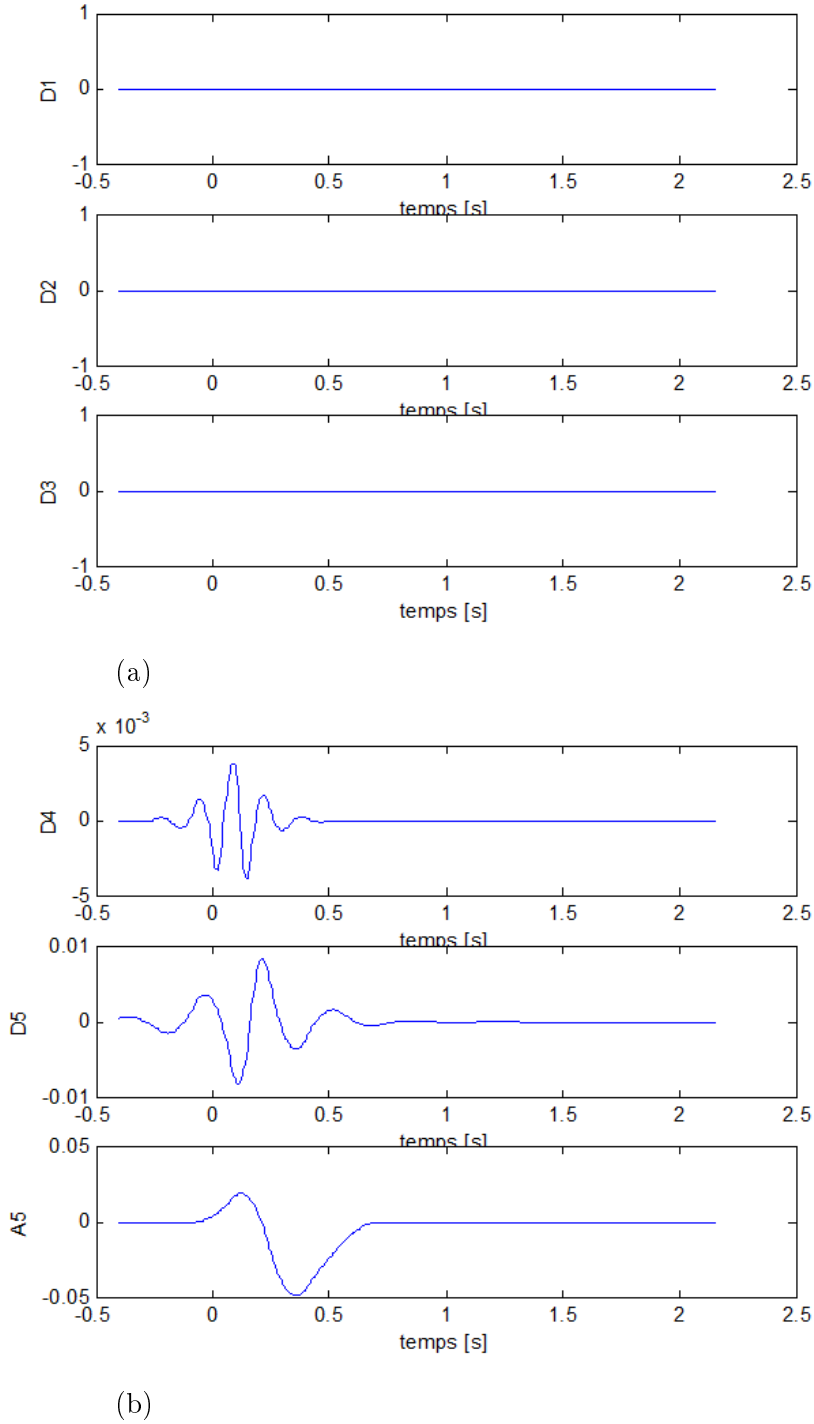


FIGURE 5.7 – Les niveaux de la décomposition en ondelettes du potentiel évoqué après application du seuillage doux.

Chapitre 5

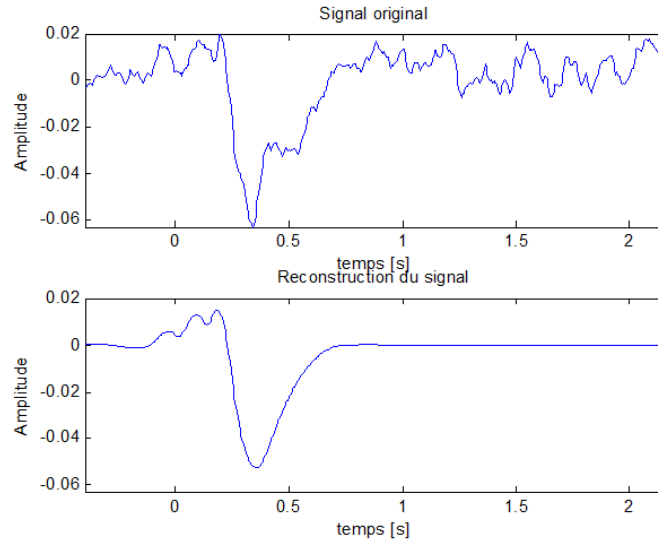


FIGURE 5.8 – Signal avant traitement et le signal obtenu après application du seuillage doux.

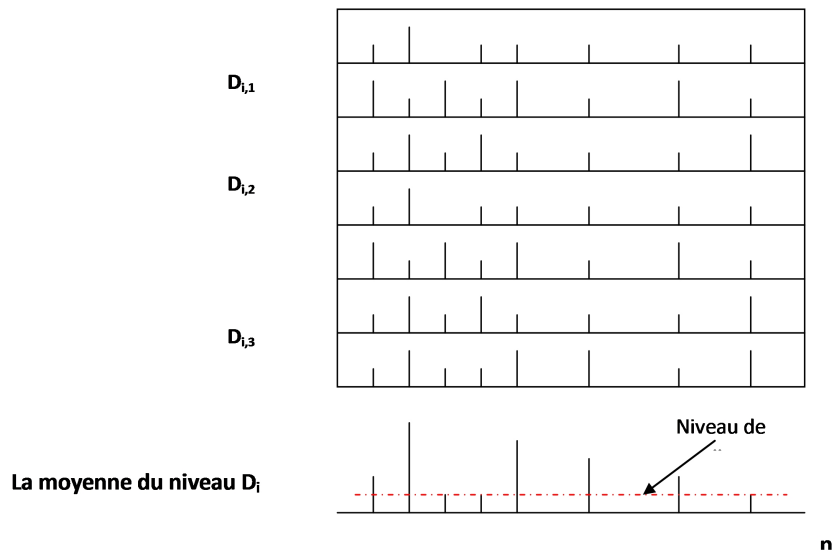


FIGURE 5.9 – Schéma de principe de la méthode de débruitage par décomposition en ondelettes avec seuillage par coefficient de variance avec i l'indice du niveau de la décomposition ($D_1 : D_5$).

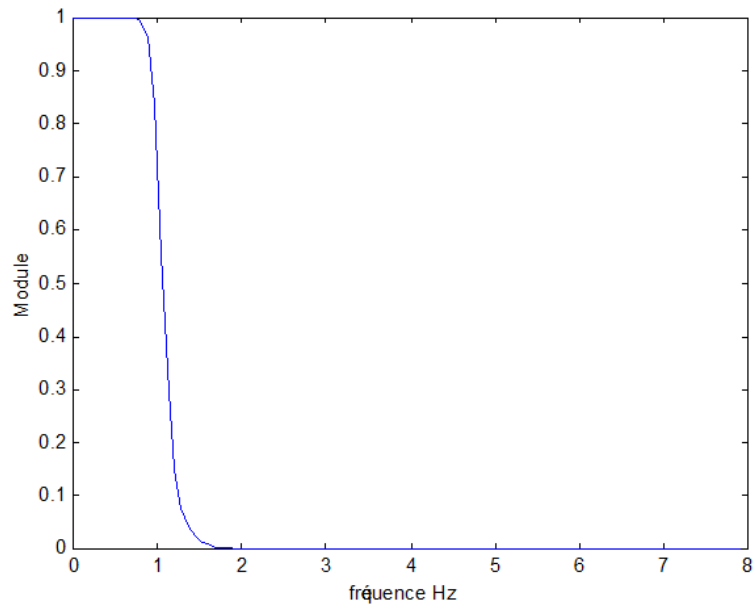


FIGURE 5.10 – La réponse fréquentielle normalisée du filtre passe bas de Butterworth.

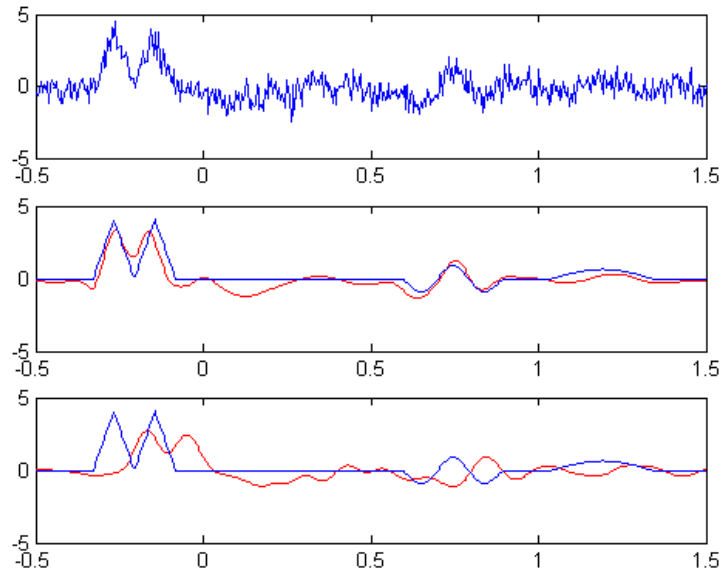


FIGURE 5.11 – Signal bruité (haut), le signal sans bruit en bleu et le signal estimé par la décomposition en ondelettes avec seuillage par coefficient de variance en rouge (milieu), le signal sans bruit en bleu et le signal obtenu par le filtrage numérique passe bas (bas).

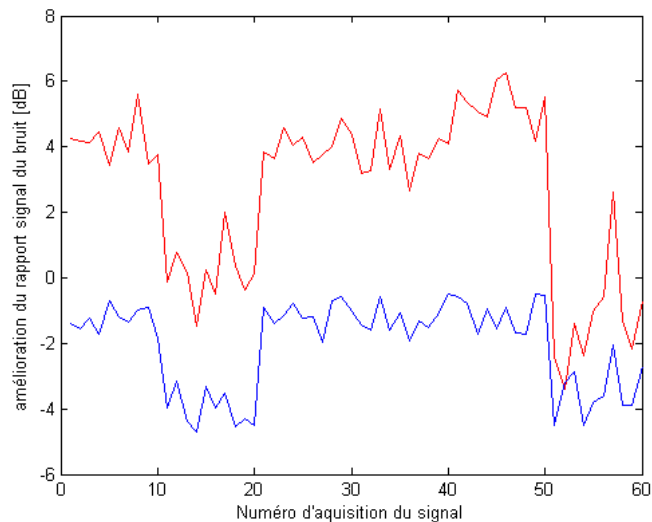


FIGURE 5.12 – Comparaison de l'amélioration du SNR entre la méthode de la transformée en ondelettes avec seuillage des coefficients par coefficient variance (courbe rouge) et le filtrage numérique (courbe bleu).

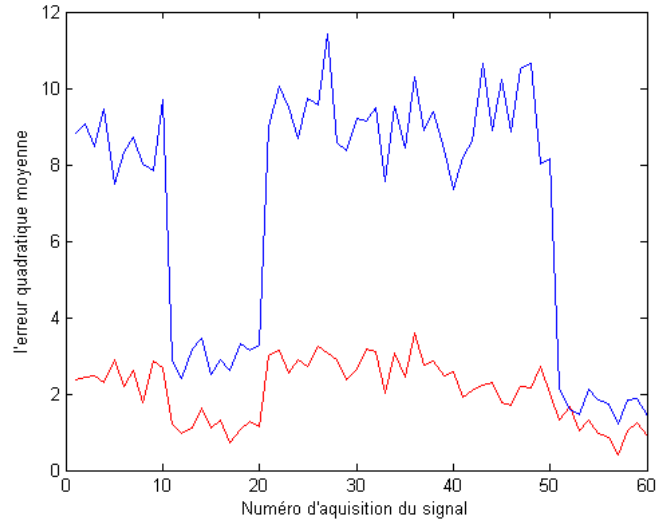


FIGURE 5.13 – Comparaison du MSE obtenu par la méthode de la transformée en ondelettes avec seuilage des coefficients par coefficient variance (courbe rouge) et le filtrage numérique (courbe bleu).

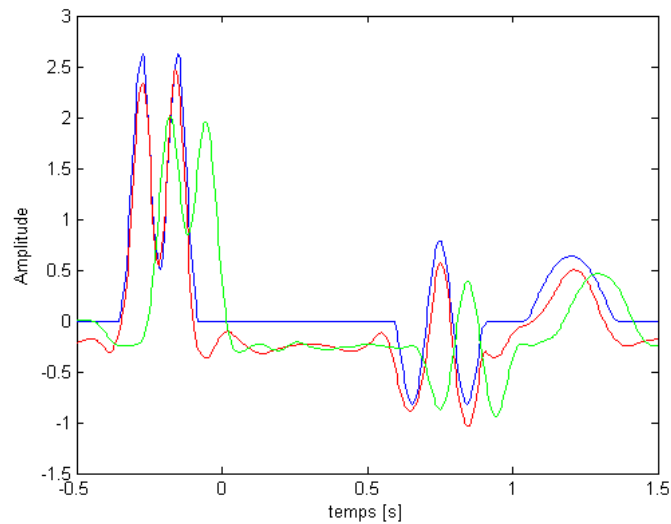


FIGURE 5.14 – La moyenne des 60 signaux de simulation sans bruit (courbe bleu), la moyenne des 60 signaux traités par transformée en ondelettes par seuilage avec coefficient de variance (courbe rouge) et la moyenne traités par filtrage numérique passe bas.

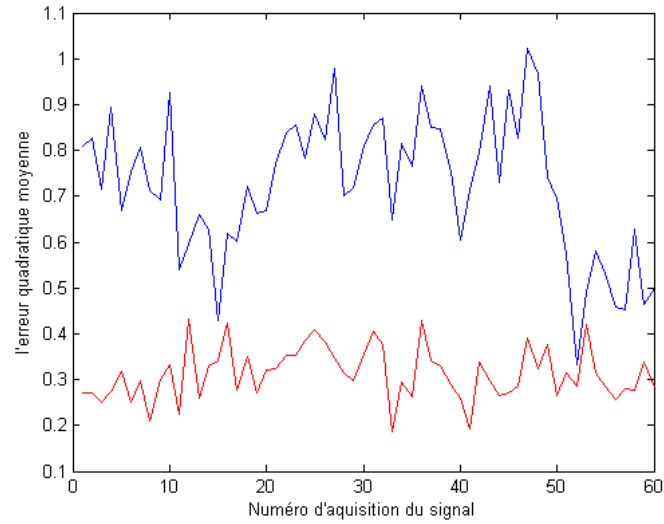


FIGURE 5.15 – L'erreur quadratique moyenne calculée entre la moyenne des signaux non bruités et les signaux successifs estimés par la méthode de la transformée en ondelettes (courbe rouge) et le filtrage numérique passe bas (courbe bleu).

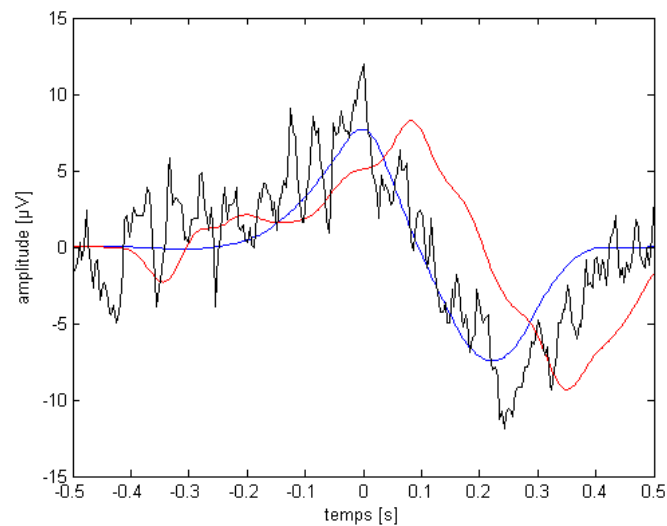


FIGURE 5.16 – Exemple de traitement par les deux méthodes d'un enregistrement de potentiel évoqué. Signal avant traitement (noir), signal traité avec seuillage par coefficient de variance (bleu) et le signal traité par filtrage numérique passe bas (rouge).

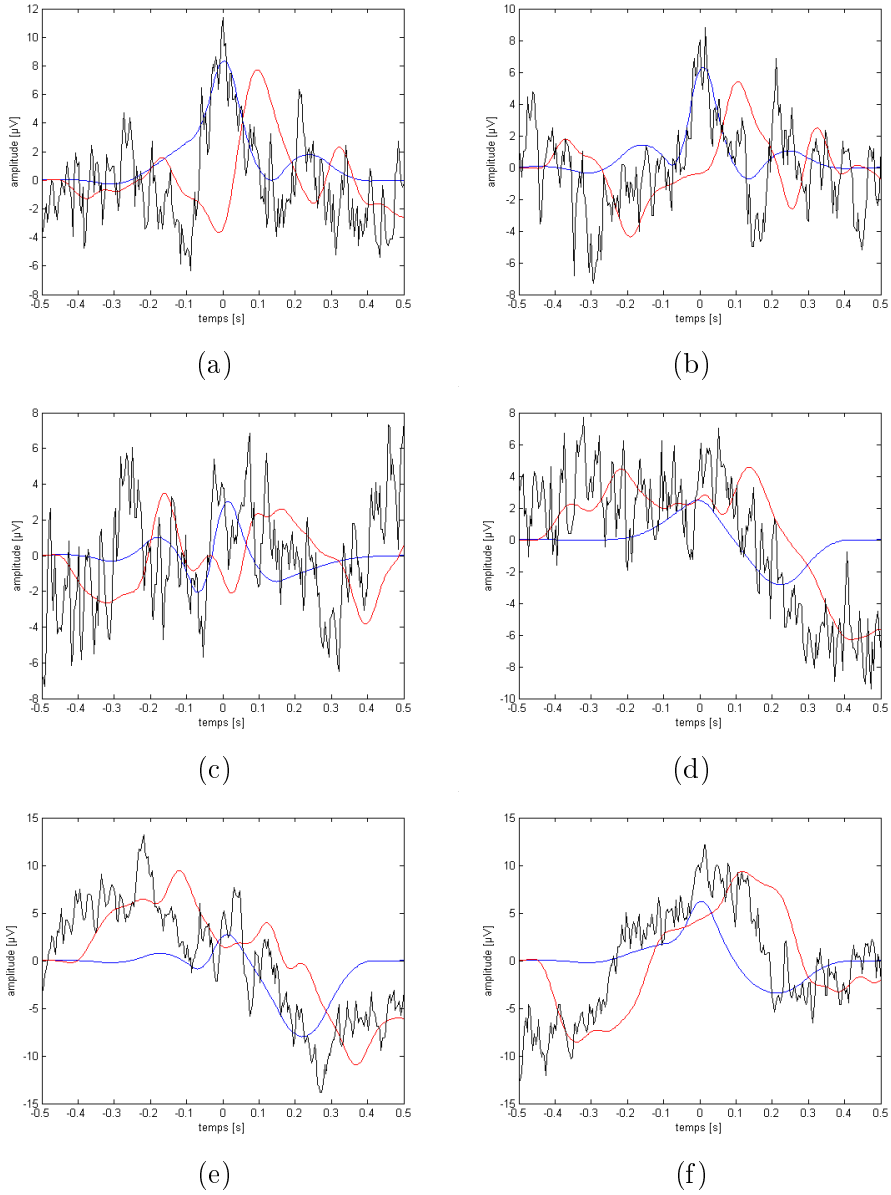


FIGURE 5.17 – Des exemples de signaux traités, signal avant traitement (noir), signal traité par ondelettes avec seuillage par coefficient de variance (bleu) et le signal traité par filtrage numérique passe bas.

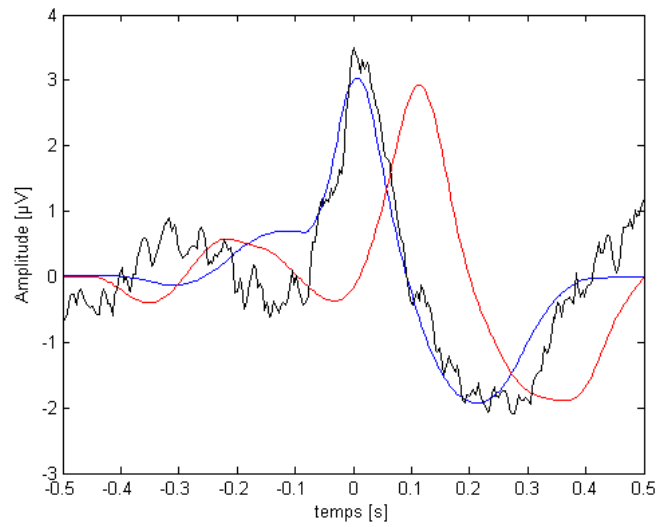


FIGURE 5.18 – La moyenne des signaux avant traitement (noir), la moyenne traités par ondelettes par seuillage par coefficient de variance(bleu) et la moyenne traité par filtrage numérique (rouge).

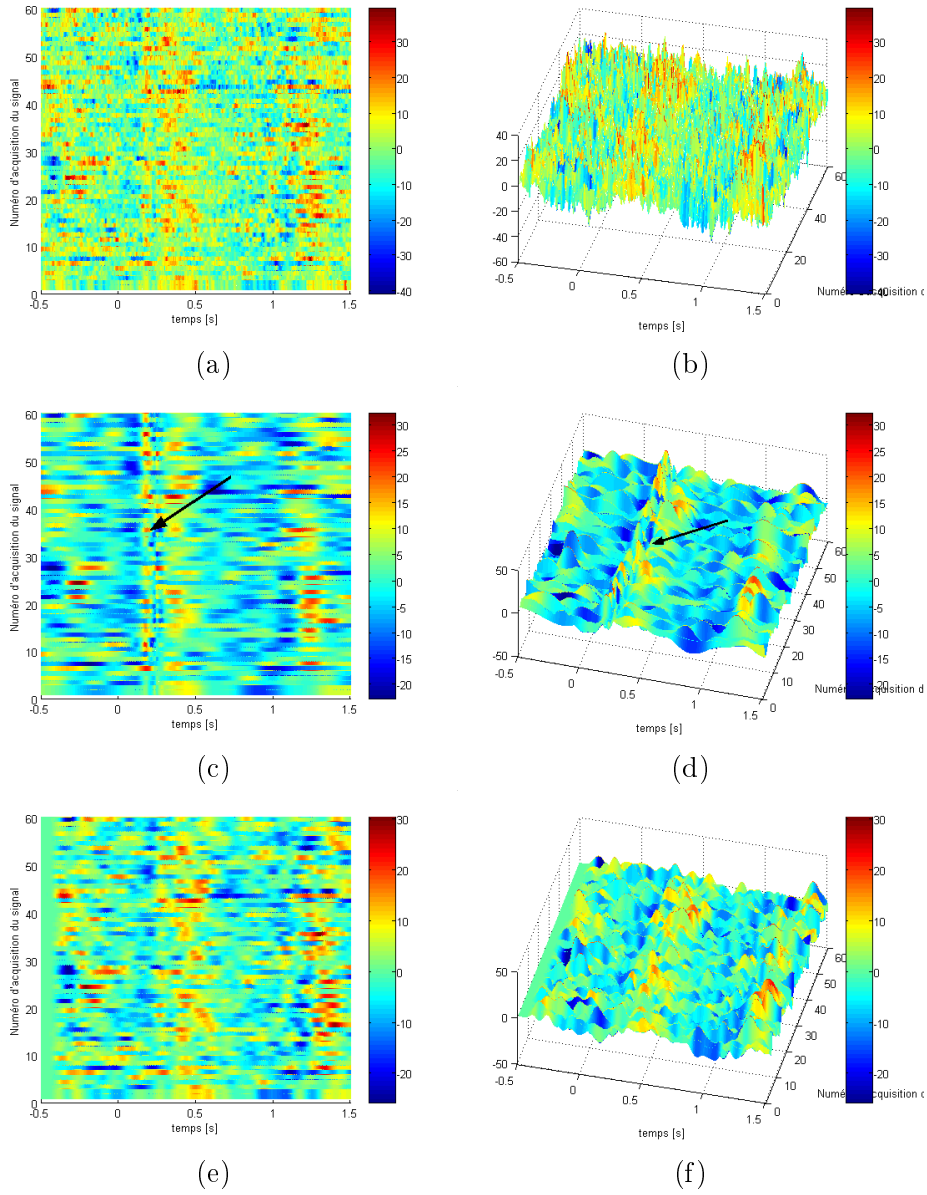


FIGURE 5.19 – Représentation des 60 signaux avant traitement (a) , représentation de la figure (a) avec un angle différent (b). Traitement par ondelettes (c), représentation de la figure (c) avec un angle différent (d). Traitement par filtrage numérique passe bas (e), représentation de la figure (e) avec un angle différent (f).

Chapitre 6

Traitement des signaux potentiels
évoqués cognitifs par la méthode
WaSDe

6.1 Introduction :

Dans le présent chapitre, nous proposons une amélioration de la méthode présentée dans le chapitre précédent. L'amélioration consiste à estimer de manière empirique la distribution des coefficients d'ondelettes en utilisant la méthode statistique du bootstrap. L'objectif de cette nouvelle méthode est d'extraire les signaux individuels potentiels évoqués cognitifs et d'améliorer leurs rapports signal sur bruit sans a priori concernant la distribution des coefficients d'ondelettes. Les signaux ont été enregistrés en utilisant le protocole de stimulation d'Eriksen[Rog09]. Contrairement aux méthodes précédentes, aucune hypothèse a priori concernant les caractéristiques du signal et du bruit n'est nécessaire. La méthode est basée sur la décomposition en ondelettes associé à la méthode statistique du bootstrap. Dans la suite du chapitre nous présenterons la nouvelle méthode. Nous appliquerons notre méthode aux données simulées et réelles et nous montrerons ses performances en la comparant à d'autres méthodes publiés dans la littérature scientifique.

6.2 Méthode :

Chaque signal de mesure représentant l'activité électrique du cerveau est exprimé comme la somme des potentiels liés à l'événement (signal utile) et de l'EEG activité de fond (bruit) comme :

$$x_i(k) = s_i(k) + b_i(k) \tag{6.1}$$

$$i = 1, 2, \dots, M, 0 < k < N - 1$$

où $s(k)$ est le signal original sans bruit à l'instant discret k et $b(k)$ est le bruit à l'instant discret k . M et N sont respectivement le nombre d'essais et le nombre d'échantillons par essai. L'indice i est le numéro d'essai ou du signal.

La méthode proposée dans ce chapitre repose sur l'association de deux techniques, la première est la décomposition en ondelettes discrète et la deuxième est la méthode du bootstrap. La première étape consiste à décomposer chaque enregistrement suivant 5 niveaux de décomposition : $D1, D, D3, D4, D5$ et

A5. Après la décomposition de l'ensemble des enregistrements, on obtient pour chaque niveau de détails $Dn(1, \dots, 5)$ et A5, une matrice dont les lignes représentent les enregistrements et les colonnes le temps. La décomposition du bruit produit des coefficients de faible amplitude répartis sur l'ensemble de la bande de fréquence et celle du signal utile produit des coefficients de forte amplitude moins dispersés que ceux du bruit. Pour séparer les coefficients dus au bruit de ceux dus au signal utile, on applique la méthode du bootstrap associé à un test d'hypothèse avec un niveau de confiance de 95%. La méthode du bootstrap estime la distribution empirique des coefficients d'ondelettes pour chaque niveau de décomposition Dn et applique le test d'hypothèse pour séparer les coefficients d'ondelette du bruit de ceux du signal. Les coefficients de faible amplitude appartenant à l'intervalle de confiance seront annulés et mis à zéro et ceux de grande amplitude en dehors de l'intervalle de confiance seront conservés. Le niveau de confiance est fixé à 95%. Après avoir annulé les coefficients liés au bruit, le signal est reconstruit en calculant la transformée en ondelettes inverse. Dans la suite du chapitre, nous appellerons notre méthode WaSDe (Wavelet Statistical Denoising). La transformée en ondelettes, la méthode bootstrap et l'algorithme WaSDe sont décrites ci-dessous.

6.3 Choix de l'ondelette :

La plupart des applications à base d'ondelettes exploitent leur capacité à compresser le signal dans quelques coefficients non nuls [MMO13]. Cette propriété des ondelettes est exploitée pour la compression des données mais elle est également exploitée pour le débruitage des signaux. L'ondelette doit être choisie de telles manières à produire un maximum de coefficients d'ondelettes qui sont proches de zéro [MMO13] et [Chu92]. Cela dépend principalement de la régularité du signal, du nombre de moments non nuls et de la taille de son support. Nous avons choisi l'ondelette B-Splines quadratiques (Bior 3.15), pour sa ressemblance avec les formes générales des potentiels évoqués. Les ondelettes B-Spline sont des fonctions simples avec de petits supports. Elles permettent une meilleure reconstruction du signal [QG03], [AQ13] et [DZ07]. Pour justifier notre choix de l'ondelette, nous avons comparé la capacité de trois ondelettes : Haar, Coiflet 3 et Bior Spline 3.15 à compresser l'énergie du

signal dans des coefficients d'ondelettes limités mais de forte amplitude. Afin de comparer les trois ondelettes, nous avons appliqué la méthode WaSDe pour débruiter des signaux réels. La comparaison est basée sur le pourcentage de coefficients de l'ondelette conservé après le seuillage et débruitage. La figure 6.1 montre que l'ondelette Bior Spline 3.15 est celle qui a conservé le moins de coefficients d'ondelettes. Ce résultat confirme notre choix.

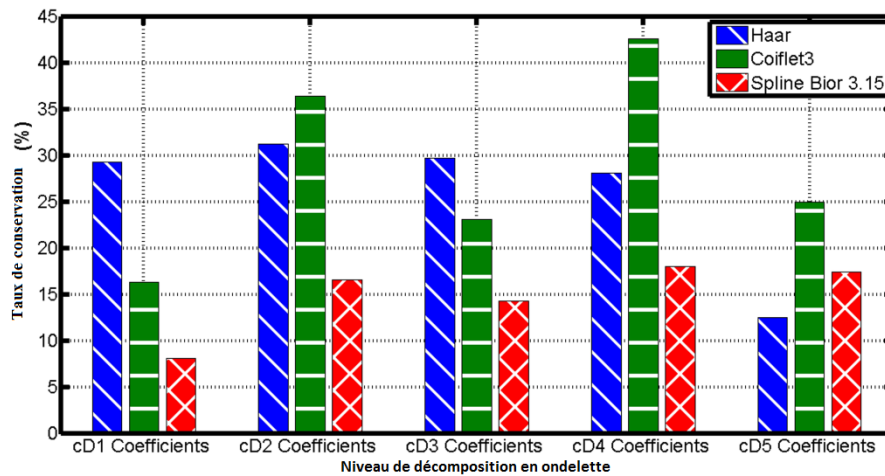


FIGURE 6.1 – Taux de conservation des coefficients d'ondelettes après seuillage pour différentes ondelettes mères.

6.4 Bootstrap :

Le bootstrap est une technique informatique de calcul intensive proposée et introduite par Efron en 1979 [Efr79a], [Efr79b]. Cette technique est appliquée lorsque la taille de l'ensemble des données est faible et lorsque la répétition de l'expérience est difficile à réaliser. Le but du bootstrap est de remplacer la distribution inconnue des données d'origine avec distribution empirique. Le bootstrap est une technique d'inférence statistique basée sur les distributions d'échantillonnage. La méthode consiste à réutiliser les données d'origine définie plusieurs fois par rééchantillonnage pour générer de nouveaux échantillons. Le nouvel échantillon bootstrap a la même taille que les données d'origine. La procédure consiste à générer des centaines de nouveaux

ensembles de données par rééchantillonnage avec un remplacement de notre ensemble de données d'origine. Chaque échantillon de données peut être tiré une fois, deux fois ou plus, voire pas du tout. La deuxième étape consiste à calculer la distribution statistique du bootstrap et les paramètres statistiques tels que la moyenne, l'écart type, la variance et l'intervalle de confiance. Dans cette étude, nous proposons une nouvelle méthode d'application du bootstrap pour déterminer la distribution empirique sans modifier l'ensemble des données d'origine. Nous décrivons ci-dessous la nouvelle procédure de bootstrap et l'algorithme WaSDe que nous avons utilisé pour débruiter les signaux ERP.

6.5 L'algorithme WaSDe :

Le débruitage est l'une des applications majeures de l'algorithme de l'analyse multirésolution d'ondelette discrète. Elle est appliquée à la fois en temps et en fréquence. La résolution de la transformée d'ondelette discrète est supérieure à celles des méthodes classiques. L'algorithme de base pour le débruitage à l'aide de l'analyse multirésolution d'ondelette discrète est simple et se déroule en trois étapes :

1. décomposition en ondelettes du signal,
2. seuillage des coefficients d'ondelettes selon un critère,
3. reconstruction du signal en utilisant le détail restant coefficients et les coefficients grossiers.

La deuxième étape est la plus importante. La principale difficulté est de déterminer le seuil afin de dissocier les coefficients liés à l'activité de fond (bruit ou EEG) des coefficients liés à évènement ou aux potentiels évoqués. La méthode proposée est basée sur la propriété de l'ondelette orthogonale qui comprime l'énergie du signal dans un nombre relativement faible de grands coefficients et l'énergie du bruit est répartie sur un grand nombre de petits coefficients. Ainsi, dans le domaine des ondelettes, le signal utile et le bruit peuvent être dissociés. Compte tenu du faible SNR des potentiels évoqués ou potentiels évoqués cognitifs, plusieurs essais ou enregistrements sont nécessaires pour les débruiter. Ces enregistrements sont réalisés dans les mêmes conditions. Chaque essai ou signal est décomposé en ondelettes en L niveaux

de détails ($D1, \dots, DL$) et approximation AL . Pour chaque niveau de décomposition et pour chaque essai, les coefficients d'ondelettes sont stockés dans une matrice dont les lignes horizontales sont les essais et les colonnes représentent le temps ou les points temporels successifs. Avec $L = 5$, on obtient six matrices ($D1, D2, D3, D4, D5, A5$). Afin de séparer les coefficients liés au signal utile de ceux liés au bruit, pour chaque matrice détail, nous estimons la distribution empirique des coefficients, par permutation aléatoire des coefficients de chaque matrice de niveau de détail plusieurs fois. A chaque permutation aléatoire des coefficients de chaque matrice, on obtient une nouvelle matrice. Nous calculons la valeur moyenne marginale de chaque colonne et obtient un vecteur moyen. Le vecteur moyen sera stocké dans une matrice appelée matrice moyenne. La procédure est répétée plusieurs fois. A la fin de la procédure, on obtient une matrice moyenne dont le nombre de lignes est égal au nombre de permutations aléatoires et les colonnes correspondent aux points temporels successifs. A partir de la matrice moyenne, on calcul la distribution empirique des coefficients d'ondelettes. On détermine à partir de cette distribution, le seuil inférieur $q1$ et le seuil supérieur $q2$ correspondant à un niveau de confiance de 95%. Les coefficients dont niveau de signification est en dehors de cet intervalle de confiance $[q1, q2]$ sont conservés tandis que les autres coefficients sont mis à zéro. Les coefficients d'ondelettes en dehors de l'intervalle de confiance $[q1, q2]$ correspondent aux coefficients de forte amplitude donc à ceux du signal utile. Pour chaque niveau de détail, on obtient une distribution empirique et les seuils $[q1, q2]$. Après avoir appliqué le seuillage pour éliminer les coefficients dus aux bruit, on peut alors calculer la transformée en ondelettes inverse pour obtenir le signal débruité. Nous avons choisi d'utiliser le seuil doux, car en plus de supprimer les coefficients dont la valeur absolue est inférieure au seuil, il réduit les coefficients d'ondelette dont amplitude est supérieure au seuil par la valeur du seuil. En effet, le SNR des enregistrements est faible ; le bruit peut également contaminer les grands coefficients qui sont liés aux potentiels évoqués. Une étude récente confirme notre choix [BC17]. Nous appliquons le seuillage doux uniquement sur les coefficients des niveaux de détail ($Dj, j = 1 : 5$).

Chapitre 6

Le seuillage doux est défini comme suit :

$$\begin{cases} 0 & q1 \leq d_{j,n} \leq q2 \\ d_{j,n} - q2 & d_{j,n} > q2 \\ d_{j,n} + q1 & d_{j,n} < q1 \end{cases}$$

Nous décrivons l'algorithme WaSDe comme suit : Les M signaux sont décomposés en cinq niveaux d'échelle à l'aide de la décomposition en ondelettes. Les coefficients obtenus sont stockés dans la matrice correspondante dont le nombre de lignes est M . La matrice détails sont notés D_j , où $j = 1 : 5$ et l'approximation grossière est notée $A5$. On notera dans l'algorithme, la transformée en ondelettes MWT et la transformée inverse $IMWT$.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes : Pour chaque matrice de niveau de détail, répétez les étapes 1, 2 et 3 ci-dessous B fois :

1. Permutez les coefficients de la matrice en utilisant la méthode bootstrap.
2. Calculez la moyenne de la matrice des coefficients.
3. Stocker la moyenne dans la matrice moyenne, dont le nombre de lignes est B .
4. Construisez la distribution empirique de la matrice moyenne.
5. Recherchez l'intervalle de confiance bootstrap de 95% $[q1; q2]$.
6. Mettez à zéro les coefficients à l'intérieur de l'intervalle de confiance du matrice d'origine D_n .
7. Calculez la transformation inverse pour obtenir le débruité ERP unique.
La valeur du nombre de répétitions B est fixée à 1000 [Efr79b].

Nous présentons également l'organigramme (figure 6.2), les étapes qui montrent les différentes étapes de l'algorithme (figure 6.3) et l'algorithme détaillé de la méthode WaSDe.

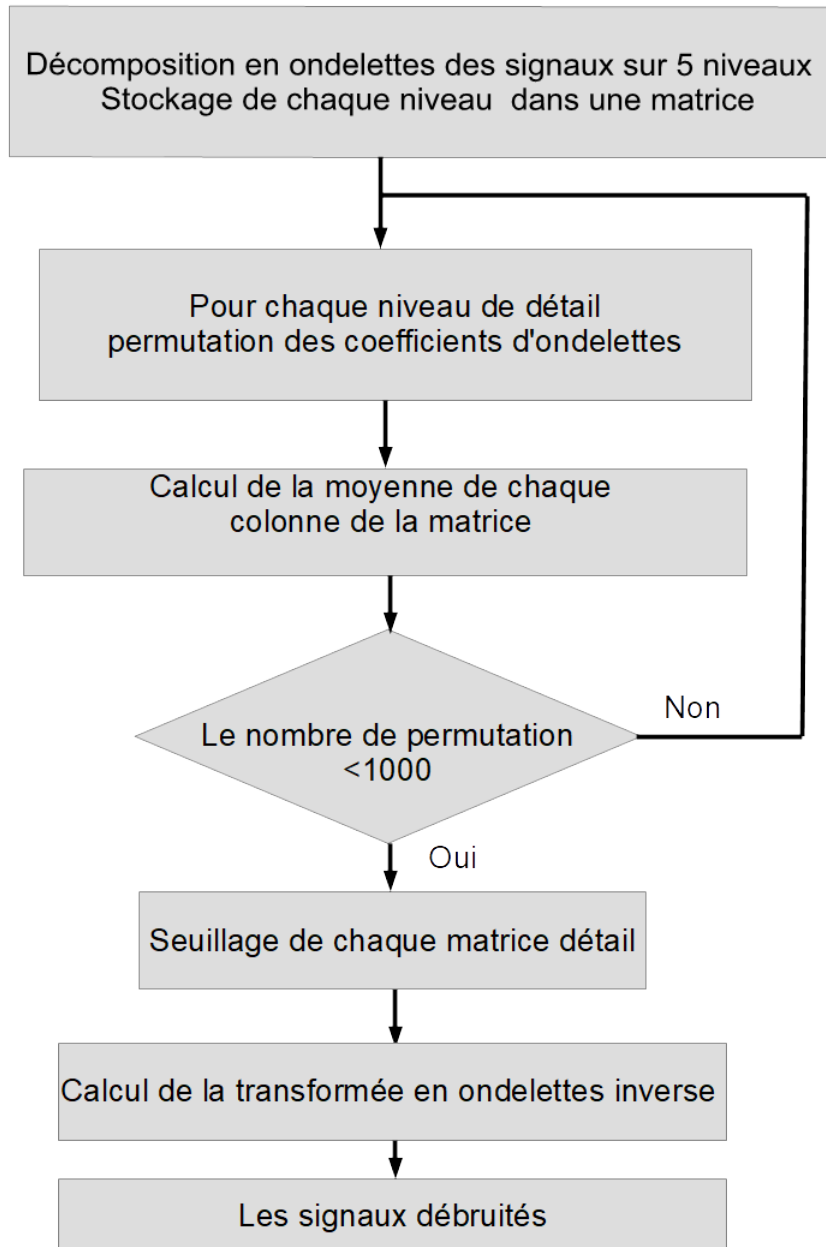


FIGURE 6.2 – Organigramme de la méthode WaSDe.

Chapitre 6

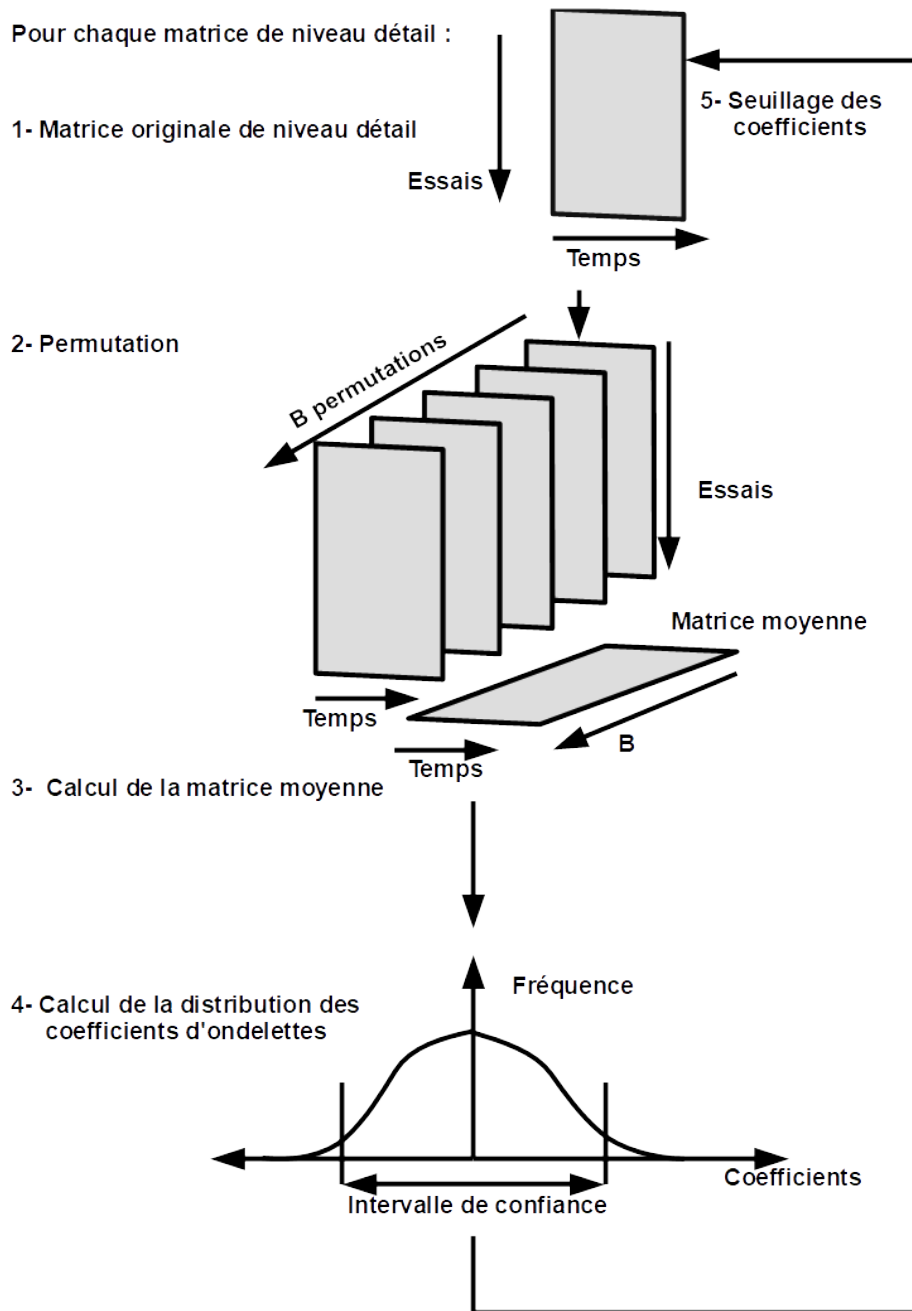


FIGURE 6.3 – Les étapes de la méthode WaSDe.

Chapitre 6

Algorithm 1 WaSDe

Variabes :

$B, S(M, N), \text{Moy-D1}(B, :), \text{Moy-D2}(B, :), \text{Moy-D3}(B, :), \text{Moy-D4}(B, :), \text{Moy-D5}(B, :)$
 $S(M, N)$ matrice des signaux
 $D_n(M, N)$ matrice niveau détail n
 M est le nombre de signaux
 N est le nombre de points par signal
 B est le nombre de permutation
 Moy-D_n les matrices pour la sauvegarde des moyennes

Initialisation :

$B=1000$

Début du traitement :

Transformée en ondelettes discrète de $S(M, N)$

$D1(M, :) \leftarrow \text{MWT}(S(M, N), 1)$

$D2(M, :) \leftarrow \text{MWT}(S(M, N), 2)$

$D3(M, :) \leftarrow \text{MWT}(S(M, N), 3)$

$D4(M, :) \leftarrow \text{MWT}(S(M, N), 4)$

$D5(M, :) \leftarrow \text{MWT}(S(M, N), 5)$

$A5(M, :) \leftarrow \text{MWT}(S(M, N), 5)$

Sauvegarde des matrices

$DS_1(M, :) \leftarrow D1(M, :)$

$DS_2(M, :) \leftarrow D2(M, :)$

$DS_3(M, :) \leftarrow D3(M, :)$

$DS_4(M, :) \leftarrow D4(M, :)$

$DS_5(M, :) \leftarrow D5(M, :)$

$i = 1$

while $i \leq B$ **do**

Permutation des coefficients de chaque matrice détail

$DS_1(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D1(:, :))$

$DS_2(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D2(:, :))$

$DS_3(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D3(:, :))$

$DS_4(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D4(:, :))$

$DS_5(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D5(:, :))$

Calcul de la moyenne

$\text{Moy}_D1(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_1)$

$\text{Moy}_D2(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_2)$

$\text{Moy}_D3(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_3)$

$\text{Moy}_D4(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_4)$

$\text{Moy}_D5(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_5)$

$i \leftarrow i + 1$

end while

Calcul de la distribution et les seuils de l'intervalle de confiance à 95 pourcent

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D1)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D2)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D3)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D4)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D5)$

Seuillage des coefficients des matrices de niveau détail D_n avec les seuils $-t5$ et $+t5$

$D1(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D1(-5t, +5t))$

$D2(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D2(-5t, +5t))$

$D3(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D3(-5t, +5t))$

$D4(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D4(-5t, +5t))$

$D5(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D5(-5t, +5t))$

Débruitage et calcul de la transformée en ondelettes inverse

$S(M, N) \leftarrow \text{IMWT}(D1, D2, D3, D4, D5, A5)$

Fin du traitement

6.6 Traitement des données :

6.6.1 Simulation :

Pour simuler la méthode WaSDe, on a construit des signaux synthétiques dont la forme est similaire aux signaux ERP. Le signal synthétique est composé de 4 gaussiennes. Soixante différentes séquences ont été générées. Chaque signal est composé de 512 échantillons. Nous introduisons ensuite, en utilisant une distribution gaussienne (variance = 5), une fluctuation aléatoire de la position des pics afin d'imiter la variabilité en latence observée dans les données réelles. L'activité de fond EEG est simulée et ajoutée au signal. Le signal EEG a été généré par un programme Matlab proposé par Rafal Bogacz et Nick Yeung (Université de Princeton, décembre 2002). Le bruit EEG a été ajusté pour atteindre la valeur moyenne du rapport signal sur bruit (SNR) des signaux ERP égale à -10 dB.

6.6.2 Paramètres de simulation :

Afin d'évaluer les performances de notre méthode en simulation, nous avons utilisé trois paramètres. Le premier est l'erreur quadratique moyenne ou en anglais, Mean Square Error (MSE). Le MSE est calculé pour chaque signal en comparant chaque signal original sans bruit au signal débruité après application de la méthode WaSDe. L'erreur quadratique moyenne (MSE) est définie comme suit :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (s(k) - y(k))^2 \quad (6.2)$$

Chapitre 6

Le deuxième paramètre est le rapport signal sur bruit :

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{k=1}^N s^2(k)}{\sum_{k=1}^N (s(k) - y(k))^2} \right) \quad (6.3)$$

Le troisième paramètre est le pourcentage de l'erreur quadratique moyenne (PRD). Le PRD est défini comme suit :

$$PRD = \sqrt{\left(\frac{\sum_{k=1}^N (s(k) - y(k))^2}{\sum_{k=1}^N s^2(k)} \right)} \times 100\% \quad (6.4)$$

où $S(k)$ est le signal sans bruit et $y(k)$ le signal débruité. Le WaSDe a été comparé à l'ensemble progressif moyenne (PEA). Le PEA est défini comme :

$$y_{PEA}(k) = \frac{1}{i} \sum_{j=1}^M x_j(k) \quad (6.5)$$

avec $j = 1, \dots, M$.

où i est le numéro d'index des stimuli et M le nombre total de stimuli ou des essais. La méthode PEA consiste, à chaque nouveau enregistrement noté i à calculer la moyenne des enregistrements précédents avec le nouveau enregistrement i .

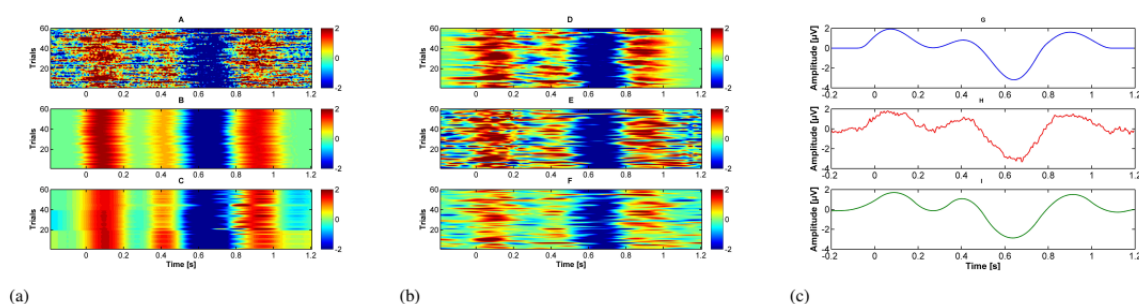


FIGURE 6.4 – Tracé du contour des signaux de simulation bruités (A), des signaux sans bruit (B), des signaux débruités par la méthode WaSDe (C), méthode de l’Hemite (D), la méthode NZT (E) et l’approche de Wang (F) et la moyenne des signaux sans bruit (G), la moyenne des signaux bruités(H) et la moyenne des signaux débruités par la méthode WaSDe (I).

6.6.3 Résultats et analyses :

La figure 6.4 montre les courbes de contour des signaux bruités, des signaux originaux sans bruit et les signaux débruités par la méthode WaSDe, Hermite [BBM17], [AQ13] et Wang [WML07]. Nous observons que les signaux débruités en utilisant la méthode WaSDe sont similaires aux signaux sans bruit et clairement reconnaissables dans les tracés de contour, contrairement aux autres méthodes. Plus spécifiquement, les deux pics de grande amplitude compris entre 100 et 200 ms, le pic à 400 ms et les pics compris entre 500 ms et 650 ms sont mieux extraits du bruit avec la méthode WaSDe. Ces pics ne sont pas facilement identifiables dans les essais originaux avec bruit en raison de leur similitude avec l’activité de l’EEG de fond. Nous pouvons également constaté que la variabilité en amplitude et en latence des signaux individuels au cours de l’enregistrement est préservée. La variabilité entre les essais est un facteur important utilisée pour étudier certaines maladies neurologique tel que la dépression [RW03]. Avant 0 ms et après 900 ms, le tracé est composé que du bruit. Après débruitage par la méthode WaSDe, nous observons sur le tracé des contours que le bruit avant 0 ms et après 900 ms est supprimé. Ce résultat prouve l’efficacité de l’algorithme WaSDe à mieux séparer les coefficients d’ondelettes liés au signal ERP de ceux liés au bruit

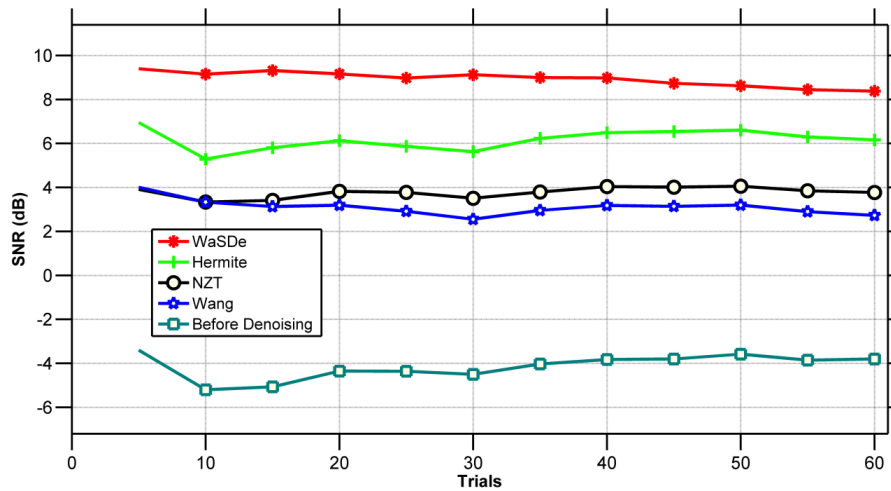


FIGURE 6.5 – Comparaison du SNR obtenu par les quatre méthodes.

que les autres méthodes. La figure 6.4 montre également que la moyenne de tous les signaux bruités, la moyenne des signaux originaux sans bruit et la moyenne des signaux débruités par la méthode WaSDe. Nous pouvons observer que la moyenne des signaux débruités en utilisant la méthode WaSDe à un SNR élevé et sa forme est similaire à la moyenne des signaux originaux. La figure 6.5 compare le SNR des signaux individuels simulés avant et après le débruitage en utilisant les méthodes WaSDe, Hermite, NZT et Wang. Le premier point de la courbe est la moyenne des cinq premières valeurs du SNR des cinq premiers signaux et le deuxième point représenté est la moyenne des cinq valeurs du SNR des cinq signaux suivants et ainsi de suite pour les autres points. La figure 6.6, montre une amélioration significative du SNR des signaux individuels après traitement par la méthode WaSDe. La valeur moyenne du SNR des signaux avant traitement est $-4,2$ dB et la valeur moyenne SNR après débruitage par la méthode WaSDe est $+8,2$ dB. Le niveau du SNR reste stable malgré la réduction du nombre de signaux. Ce résultat met en évidence un avantage important de la méthode WaSDe qui est la réduction du nombre de signaux nécessaires pour calculer la moyenne avec un SNR élevé. Réduire le nombre de signaux ou enregistrements évite la fatigue mentale chez le sujet [KEK09]. Cet avantage est dû à l'utilisation de la technique du bootstrap. La figure 6.7 compare le SNR de chaque signal individuel utilisant la méthode WaSDe (courbe rouge) et la méthode PEA

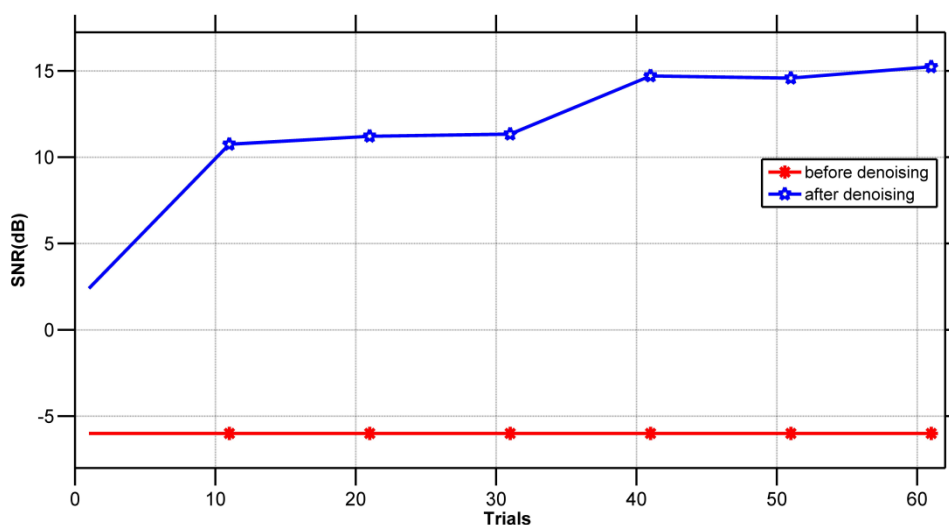


FIGURE 6.6 – Évolution du SNR en fonction du nombre d'essais.

(courbe verte). Nous pouvons observer que le SNR des signaux débruités par la méthode WaSDe atteint la valeur positive beaucoup plus rapidement que le SNR de la moyenne PEA. La méthode PEA atteint une valeur de SNR positif dix essais après. Pour la méthode PEA, le SNR continue de s'améliorer avec l'augmentation du nombre d'essais. Ceci est un résultat prévisible, comme indiqué dans la section d'introduction de ce document. La valeur moyenne de l'amélioration du SNR obtenu en utilisant la méthode WaSDe par rapport à la méthode PEA est +12,5 dB. Étant donné le SNR obtenu sur les données débruitées, il devient très facile d'estimer les paramètres pertinents pour l'analyse des potentiels évoqués, qui sont l'amplitude et la latence. Nous évaluons la qualité du signal en calculant le MSE. La figure 6.8, montrent la comparaison du MSE produit par la méthode WaSDe et les autres méthodes. La méthode WaSDe produit systématiquement un MSE inférieure aux autres méthodes. Nous pouvons observer que le MSE produit par la méthode WaSDe converge beaucoup plus rapidement vers un minimum que les autres méthodes. Après que le MSE a atteint le minimum, le MSE ne s'améliore avec des essais supplémentaires. La figure 6.9 compare le PRD produit par la méthode WaSDe et les autres méthodes pour différents niveaux de SNR. Nous pouvons observer que la méthode WaSDe produit un PRD inférieur aux autres méthodes lorsque le SNR est inférieur à zéro et produit un

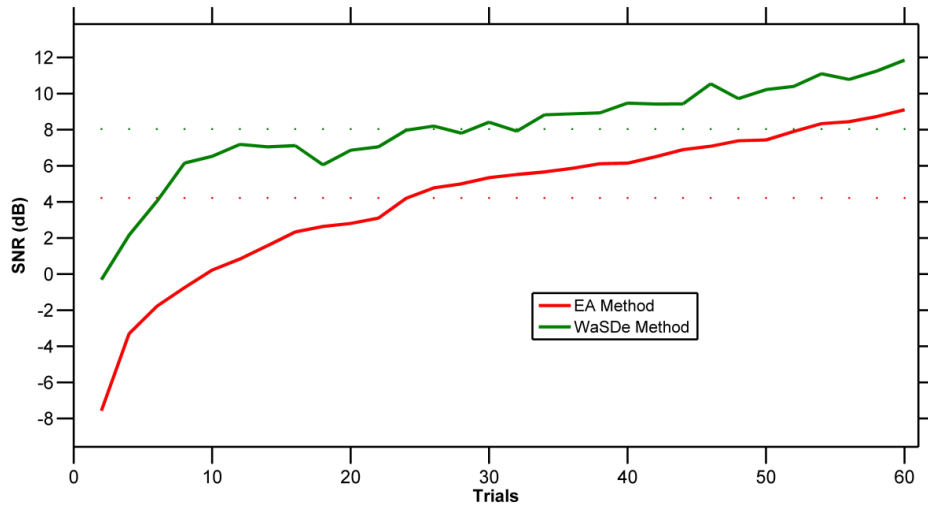


FIGURE 6.7 – Comparaison du SNR obtenu par la méthode du moyennage et par la méthode WaSDe.

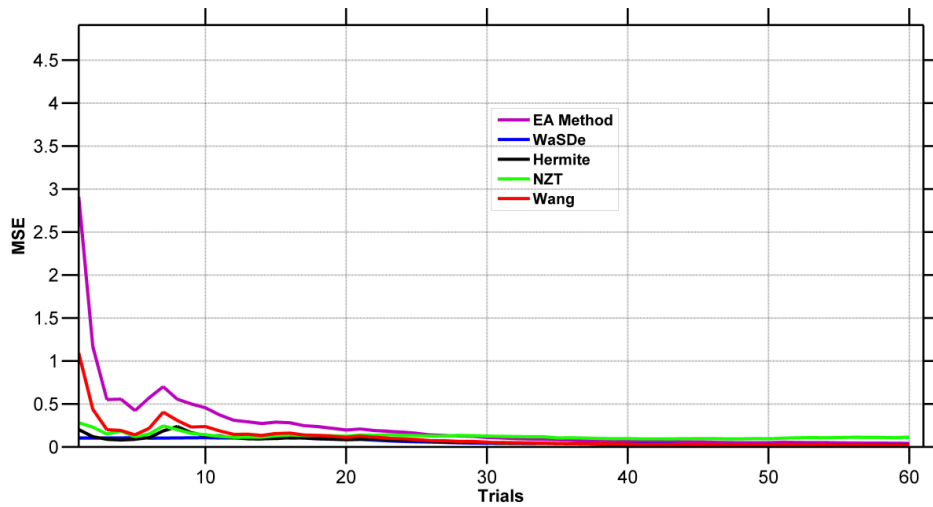


FIGURE 6.8 – Comparaison du MSE obtenu après débruitage par la méthode WaSDe, la méthode Hermite, la méthode NZT et la méthode de Wang.

résultat comparable aux autres méthodes lorsque le SNR est supérieur à zéro. On sait que le SNR des potentiels évoqués est faible ; on peut en conclure que la méthode WaSDe est plus adaptée pour débruiter et extraire les signaux

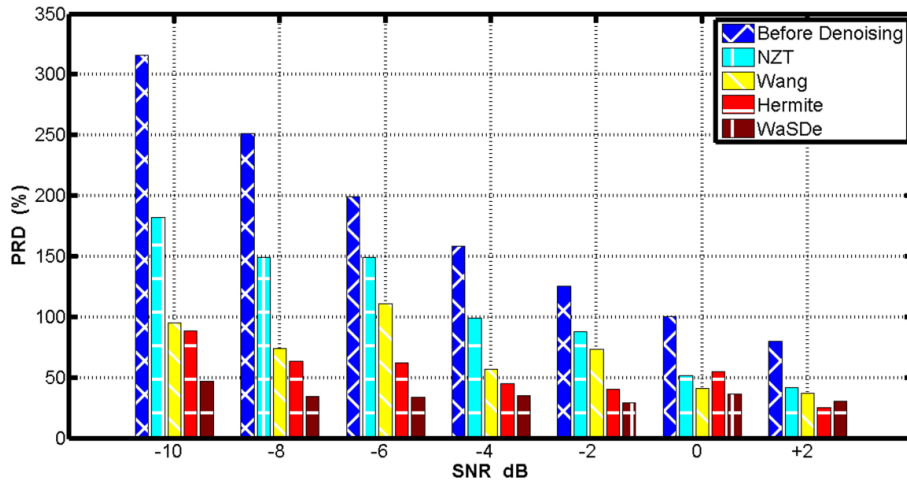


FIGURE 6.9 – Comparaison du PRD obtenu par les méthodes WaSDe, NZT, Hermite et Wang.

potentiels évoqués individuels du bruit.

6.7 Traitement des données réelles :

Nous avons appliqué la méthode WaSDe à des données réelles ou enregistrements EEG. Ces enregistrements ont été réalisés en utilisant le protocole de l'onde d'erreur ou de négativité (Ne).

Onde de l'erreur :

L'aptitude d'un sujet à détecter ses erreurs est nécessaire pour réguler son comportement. Lorsque les sujets commettent une erreur dans la réalisation de tâches de choix de temps de réaction, une onde négative est observée dans le signal EEG [RBV10]. Cette onde s'appelle erreur de négativité (Ne). Le signal est composé d'une onde négative (Ne) suivie d'une onde positive (Pe).

6.7.1 Traitement des données réelles :

Dix sujets âgés de 20 à 31 ans (moyenne : 25 ans) se sont portés volontaires pour l'expérience. Tous étaient droitiers et avaient une vision normale ou corrigée. Selon la déclaration d'Helsinki, chaque sujet a signé un consentement éclairé écrit avant de commencer l'expérience [RBV10]. Tous les sujets étaient des volontaires et ont donné leur consentement écrit à la réalisation de l'enregistrement.

6.7.2 Onde de l'erreur :

L'aptitude d'un sujet à détecter ses erreurs est nécessaire pour réguler son comportement. Lorsque les sujets commettent une erreur dans la réalisation de tâches de choix de temps de réaction, une onde négative est observée dans le signal EEG [RBV10]. Cette onde s'appelle erreur de négativité (Ne). Le signal est composé d'une onde négative (Ne) suivie d'une onde positive (Pe).

6.7.3 Sujets :

Dix sujets âgés de 20 à 31 ans (moyenne : 25 ans) se sont portés volontaires pour l'expérience. Tous étaient droitiers et avaient une vision normale ou corrigée. Selon la déclaration d'Helsinki, chaque sujet a signé un consentement éclairé écrit avant de commencer l'expérience [RBV10]. Tous les sujets étaient des volontaires et ont donné leur consentement écrit à la réalisation de l'enregistrement.

6.7.4 Protocole d'enregistrement :

Les sujets accomplissaient la tâche d'Eriksen [RBV10]. Lors de chaque essai, trois lettres sont présentées aux sujets qui devaient répondre à la question centrale (cible) tout en ignorant les autres (distracteurs). Ils ont mené 20 séances d'enregistrement de 128 essais chacune.

6.7.5 Enregistrement et prétraitement :

Une activité électroencéphalographique (EEG) a été enregistrée avec 64 électrodes de cuir chevelu Ag / AgCl (10 à 20 positions système, électrodes BIOSEMI Active two, Amsterdam) et une activité électromyographique (EMG) de chaque main a été enregistrée par deux paires d'électrodes Ag / AgCl de surface. La fréquence d'échantillonnage était de 1024 Hz. Le système d'enregistrement est équipé d'une chaîne de conditionnement constitué de filtre dont la bande passante est 0.1 Hz à 268 Hz à 3 dB/octave. Les données ont été référencées par rapport à la mastoïde gauche. L'EOG vertical et horizontal a été enregistré afin de supprimer les artefacts de mouvement oculaire par la méthode statistique de Gratton et al [GD83]. Les difficultés pour éliminer les artefacts oculaires du signal EEG sont les chevauchements spectraux entre le signal EOG et le signal EEG et leur similarité de forme. Gratton et al [GD83] a proposé une méthode de soustraction pour supprimer les signaux EOG de l'EEG. Ils ont utilisé la technique de régression linéaire dans le temps pour estimer le facteur de propagation entre l'électrode EOG et chaque électrode EEG. Le facteur de propagation diminue des électrodes frontales aux électrodes pariétales. Pour chaque électrode EEG, la somme des signaux EOG verticaux et horizontaux pondérés par leur facteur de propagation correspondant est soustraite du signal EEG.

6.7.6 Paramètres de quantification :

Afin d'évaluer les performances de la méthode WaSDe pour extraire les signaux potentiels évoqués individuels du bruit, nous avons estimés le SNR des signaux individuels avant et après débruitage en utilisant la méthode proposée par Bezerianos et al. [BLF95]. La méthode repose sur le calcul de la corrélation entre les essais individuels successifs.

Soit deux signaux bruités :

$$x_1(k) = s_1(k) + b_1(k) \quad (6.6)$$

$$x_2(k) = s_2(k) + b_2(k) \quad (6.7)$$

Et le coefficient de corrélation est défini comme suit :

$$r = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_1(k).x_2(k)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_1(k) \cdot \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_2(k)}} \quad (6.8)$$

où N est le nombre d'échantillons par essai. La corrélation entre les bruits est faible. La corrélation entre le signal et le bruit est également faible. Lorsque le bruit est réduit, le dénominateur devient plus petit et le numérateur reste inchangé [PGPW17]. L'estimateur SNR appelé SNRr est donné par [BLF95]

$$SNRr = A \frac{r}{1-r} + B \quad (6.9)$$

où A et B sont choisis pour faire l'estimateur non biaisé SNRr [BLF95] et citeDavila, avec :

$$A = \exp\left(\frac{-2}{N-3}\right) \quad (6.10)$$

et :

$$B = \frac{1}{2} \left(1 - \exp \left(\frac{-2}{N-3} \right) \right) \quad (6.11)$$

6.7.7 Analyse des Résultats :

Le contour de la figure 6.10 montre les signaux individuels réels. Les signaux sont représentés dans une image à 2 dimensions. Pour construire des images de contour, les essais sont représentés sous forme de lignes colorées parallèles, l'axe des abscisses représentant le temps, l'axe des ordonnées représentant les essais. Un code de couleur indiquant la polarité et l'intensité du signal pour chaque essai. Le temps zéro indique le début du stimulus (figure 6.10). Les contours de la figure 6.10, montre les données réelles avant et après débruitage des essais en utilisant les méthodes WaSDe, Wang, PEA, NZT et Hermite. Contrairement aux autres méthodes, dans le tracé des contours des signaux débruités par la méthode WaSDe, nous pouvons observer clairement l'onde Ne à environ 300 ms et les pics de l'onde Pe à environ 600 ms après le stimulus. La figure 8a montre la moyenne des données brutes et la moyenne des signaux débruités en utilisant la méthode WaSDe. Le Ne et le Pe sont clairement reconnaissables à respectivement 300 ms et 600 ms. La figure 6.11 montre l'histogramme de tous les essais avant et après le débruitage en utilisant la méthode WaSDe. Les distributions indiquées ont des écarts-types avant et après le débruitage, avec les valeurs respectives 12,02 et 7,47. Cela montre l'efficacité de la méthode WaSDe à l'amélioration du SNR des essais individuels. Le tableau 1 résume et compare les résultats de l'estimateur du SNRr pour les quatre méthodes. Le SNRr est calculé en utilisant la méthode proposée par Bezerianos et al. [BLF95]. Chaque valeur du SNRr du tableau 1 correspond à la moyenne de quatorze valeurs de SNRr. La méthode du WaSDe montre une amélioration importante du SNRr suivi de l'Hermite, tandis que les deux approches NZT et celle de Wang ont donné des résultats décevants. Les résultats obtenus après débruitage des données réelles confirment les résultats obtenus par les différentes simulations.

Chapitre 6

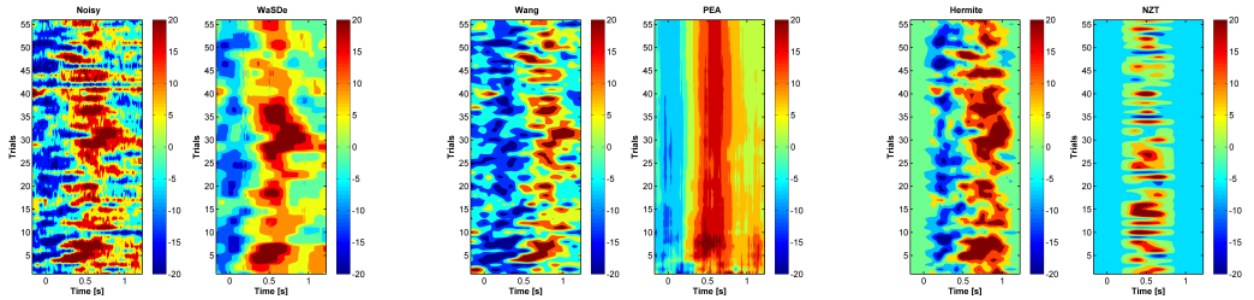


FIGURE 6.10 – Comparaison des cinq méthodes, WaSDe, Wang, PEA, Hermite et NZT en utilisant les données réelles issues de l'électrode Fz.

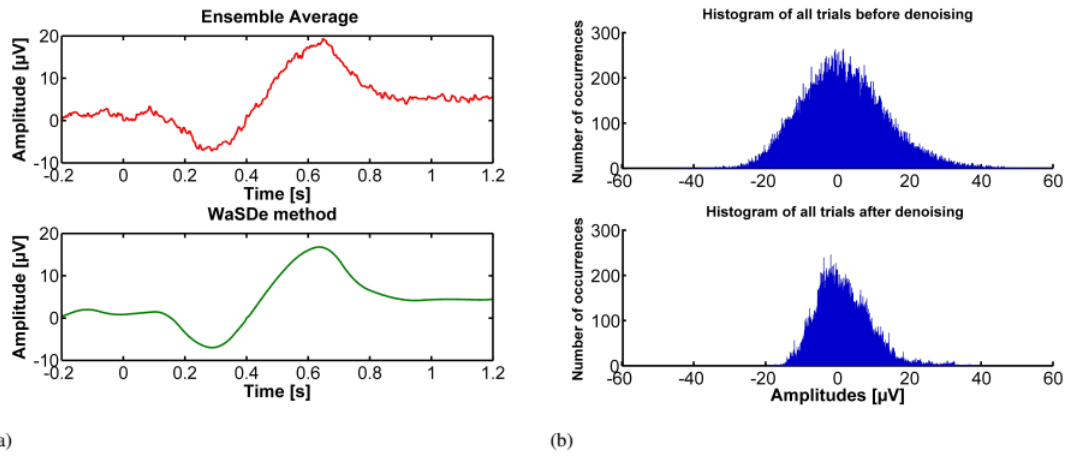


FIGURE 6.11 – La moyenne (a) et l'histogramme (b) des essais avant et après débruitage par la méthode WaSDe.

	SNRr	Improvement	SNRr	Improvement	SNRr	Improvement	SNRr	Improvement
Original	-6.739	-	-3.043	-	-2.314	-	0.854	-
NZT	-6.764	-0.025	-1.301	1.741	-1.626	0.687	1.514	0.660
Wang	0	6.739	-8.187	-5.144	3.321	5.635	0	-0.854
Hermite	11.175	17.914	0.950	3.993	10.014	12.328	12.687	11.832
WaSDe	25.238	31.977	7.487	10.531	22.691	25.006	26.809	25.954

TABLE 6.1 – Comparaison du SNR après débruitage des signaux par les méthodes NZT, Wang, Hermite et WaSDe.

6.8 Débruitage par Paquets d'ondelettes :

Les paquets d'ondelettes sont une généralisation des ondelettes orthogonales. Ils permettent une meilleure résolution fréquentielle et une analyse beaucoup plus fine en décomposant les niveaux ou les espaces de détails qui ne sont pas décomposés dans le cas des ondelettes orthogonales ou multirésolution. Les paquets d'ondelettes ont été introduit par Coifman, Meyer et Wickerhauser au début des années 1990 afin de résoudre ou pallier la faible résolution fréquentielle de la transformée en ondelettes discrète. Le principe consiste à diviser en tranches fréquentielles les niveaux de détail. Le signal original est décomposé en deux vecteurs : Approximation Aa_n et Détails DA_n dans un premier niveau, puis ces vecteurs à leur tour sont de nouveau décomposés en deux sous vecteurs détails et approximations et ainsi de suite (figure 6.12). Cette décomposition permet une analyse spectrale uniforme et fine dont la précision dépend de la profondeur de l'arbre de décomposition ou le nombre de niveaux de décomposition. Nous proposons dans cette partie d'améliorer la résolution fréquentielle de notre méthode de débruitage WaSDe en utilisant les paquets d'ondelettes à la place de la transformée en ondelettes discrète. Nous l'appellerons PWaSDe (Packet Wavelet Statistical Denoising).

6.8.1 Paquets d'ondelettes :

Les paquets d'ondelettes sont générées par récurrence. On dispose de deux filtre de longueur N , g_n et h_n , associés à l'ondelette orthogonale à support compact ψ et φ issues d'une analyse multirésolution dans l'espace L^2 . Les paquets d'ondelettes sont obtenus à partir des équations ci-dessous de tel façon que leur norme soit égale à 1.

$$\frac{1}{2}\varphi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_k \varphi(t - k) \quad (6.12)$$

$$\frac{1}{2}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} b_k \varphi(t - k) \quad (6.13)$$

Les paquets d'ondelettes sont obtenus par les équations suivantes :

$$w_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k w_n(2t - k) \quad (6.14)$$

$$w_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} g_k w_n(2t - k) \quad (6.15)$$

Avec $w_{2n}(t)$ les coefficients d'ondelettes.

ψ_0 représente la fonction d'échelle mère et ψ_1 la fonction d'ondelette associée. Les filtres h_k et g_k sont des filtres miroirs en quadrature. h_k est un filtre passe-bas et g_k est un filtre passe-haut. La relation qui lie h_k et g_k est la relation $g_k = (-1)^k h_{1-k}$.

Une base de paquet d'ondelettes de $L^2(\mathbb{R})$ est toute base orthonormée sélectionnée parmi les fonctions :

$$\psi_{l,n}^k(t) = 2^{\frac{l}{2}} \psi^k(2^l t - n) \quad (6.16)$$

avec $(l, n) \in \mathbb{Z}, \mathbb{Z}$ et $k \in \mathbb{R}$

Ainsi tout signal $s(t)$ de L^2 peut être décomposé sur la base des fonction $\psi_{l,n}^k(t)$ avec $(l, n) \in \mathbb{Z}, \mathbb{Z}$.

$$s(t) = \sum_{k,n} x_n^k(n) \psi_{l,n}^k(t) \quad (6.17)$$

Les coefficients $x_k^l(n)$ a une échelle donnée l s'expriment comme un produit scalaire :

$$x_k^l(n) = \langle s, \psi_{l,n}^k \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi_{l,n}^k(t) dt \quad (6.18)$$

L'ensemble des coefficients $x_n^k(n)$ constitue l'analyse en paquets d'ondelettes discrètes (DWPT : Discrete Wavelet Packet Transform) de $s(t)$ et sa décomposition inverse est notée IDWPT (Inverse DWPT). L'algorithme détaillé dans la suite du chapitre.

6.8.2 Algorithme PWaSDe :

L'utilisation du Packet d'ondelettes qui a améliorer la résolution fréquentielle de l'algorithme et la deuxième amélioration est l'application du seuillage proposé par Peng [PGPW17]. Le seuillage proposé par Peng résous les inconvénients du seuillage dur et doux qui sont respectivement le biais et la discontinuité. Le seuillage de Peng [PGPW17] s'exprime comme suit :

$$\begin{cases} \operatorname{sgn}(w_{j,k}) \left(|w_{j,k}| - \frac{T_j}{N \frac{w_{j,k} - T_j}{T}} \right) & |w_{j,k}| > T_j \\ 0 & |w_{j,k}| < T_j \end{cases} \quad (6.19)$$

l'algorithme détaillé ci-dessous.

6.8.3 Simulation :

Nous avons construit soixante signaux synthétiques de 512 points chacun. Pour ressembler aux signaux réels, chaque signal synthétique est composé d'une suite d'ondes (figure 6.13). La fenêtre temporelle du signal est d'environ 800 ms. Cette fenêtre temporelle est étendue avec une ligne plate fixée à

Chapitre 6

zéro, 600 ms à droite et 600 ms à gauche de la fenêtre précédente. La fenêtre temporelle de chaque signal varie de -600ms à 1400ms. Le segment négative (-600ms à 0s), correspond à la phase de pré-stimulation. Le but d'ajouter le segment négatif permet à l'expérimentateur de fixer la ligne de base du signal et d'évaluer le niveau du bruit. La nouvelle fenêtre temporelle du signal est centrée sur environ 400ms. Cette latence correspond à la latence de l'onde P300. La latence du signal est modifiée pour correspondre à la variabilité en termes de latence des signaux ERP. L'EEG est ajouté au signal. Le bruit EEG est généré de sorte que le spectre de puissance correspond au spectre de puissance d'un EEG humain. Pour générer le bruit EEG, nous avons utilisé un programme MATLAB mis en place par Rafal Bogacz et Nick Yeung [YBHC04], [YBHN07]. La figure 6.14 compare l'évolution du SNR des signaux individuels avant et après débruitage par la méthode PWaSDe.

Le SNR est défini comme suit :

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{k=1}^N s^2(k)}{\sum_{k=1}^N (s(k) - y(k))^2} \right) \quad (6.20)$$

où $s(k)$ et $y(k)$ sont respectivement le signal avant et après débruitage. La figure 6.14 montre une amélioration significative du SNR après débruitage. La valeur moyenne de l'amélioration du SNR est de +13 dB. La figure 6.14 compare la qualité des signaux avant et après débruitage. Le SNR des signaux bruités avant le débruitage est de -10 dB. La figure 6.15 montre une similitude entre les les signaux sans bruit et les signaux individuels après débruitage par la méthode WaSDe. On voit sur cette figure que le bruit est supprimé avant $t = 0s$ et après 800ms. En effet, les signaux utiles sont situés entre 0 ms et 800 ms. Ce résultat confirme le résultat de la figure précédente et confirme l'efficacité de la méthode PWaSDe à débruiter les signaux individuels.

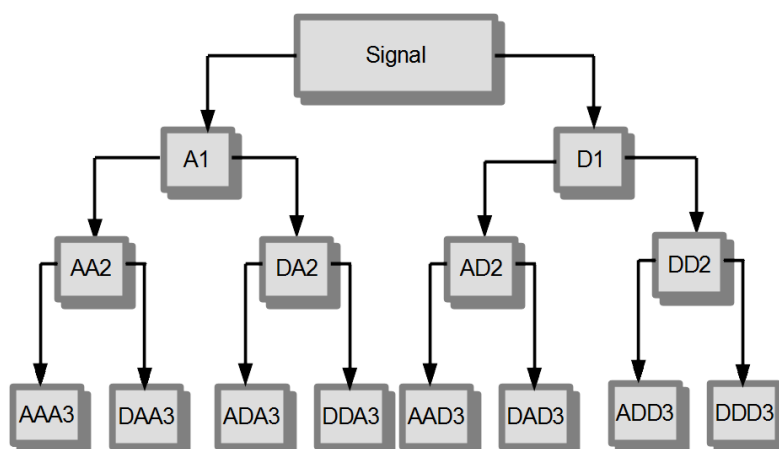


FIGURE 6.12 – Arbre de niveau 3 obtenu par décomposition en paquets d’ondelettes.

6.8.4 Traitement des données réelles :

Nous avons appliqué la méthode PWaSDe aux données réelles. Les signaux utilisés dans cette étude proviennent d’un ensemble de données relatives à la étude de la forme d’onde de la négativité des erreurs (Ne) [Rog09]. Dix sujets âgés de 20 à 31 ans se sont portés volontaires pour expérimenter [20]. Les signaux EEG ont été enregistrés par le système BioSemi ActiveTwo à l’aide de 64 électrodes placées sur le cuir chevelu selon le système international 10-20. Les signaux étaient filtré entre 0,1 Hz et 268 Hz et échantillonné à 1024 Hz. Les sujets ont effectué une tâche de flanker d’Eriksens [RBV10]. Lorsque le sujet commet une erreur dans le choix du temps de réaction tâches, une onde négative est observée dans le signal EEG. est composé d’une onde négative (Ne) suivie d’une positive onde (Pe). Nous avons appliqué la méthode PWaSDe aux signaux ERP issus de l’électrode Fcz. Afin d’évaluer les performances de la méthode PWaSDe pour extraire un ERP unique du bruit, nous estimons le SNR le SNR des signaux ERP uniques en utilisant la méthode proposée par [BLF95]. Cette méthode est basée sur calcul de la fonction de corrélation entre successifs signaux uniques. étude de la forme d’onde de la négativité des erreurs (Ne) [20]. Dix sujets âgés de 20 à 31 ans se sont portés volontaires pour expérimenter [20]. Les signaux EEG ont été enregistrés par le système BioSemi ActiveTwo à l’aide de 64 électrodes placées sur le cuir

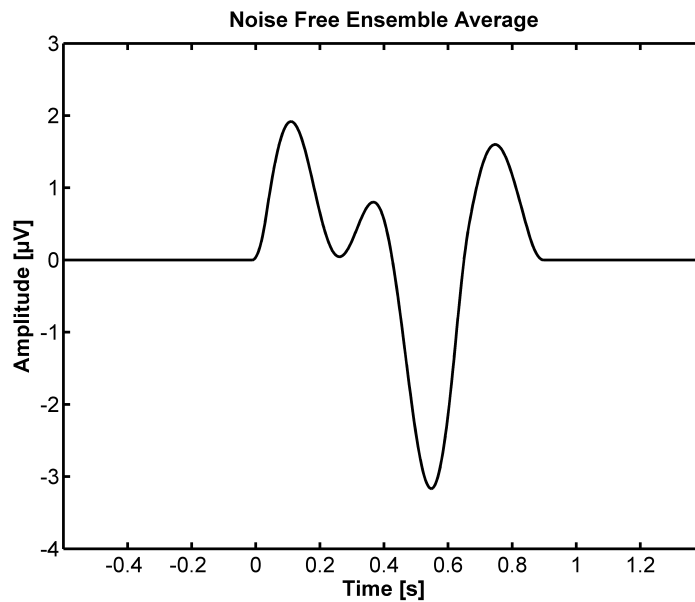


FIGURE 6.13 – Signal ERP synthétique.

chevelu selon le système international 10-20. Les signaux étaient filtré entre 0,1 Hz et 268 Hz et échantillonné à 1024. La figure 6.16, compare l'évolution du SNR du single Signaux ERP avant et après débruitage par la méthode PWaSDe. Nous pouvons voir dans cette figure, une amélioration clairement significative de SNR après débruitage. La valeur moyenne de l'amélioration du SNR est de +19 dB. Sur la figure 6.17, les signaux sont ensuite tracés sous forme de lignes colorées parallèles, l'axe des x représentant le temps et l'axe des y représentant les essais. Un code couleur indique l'amplitude de chaque essai à chaque point dans le temps (figure 6.17). le temps 0 ms, correspond au début du stimulus. Tout d'abord, le bruit est en grande partie supprimé avant l'apparition du stimulus. Deuxièmement, la méthode PWaSDe permet d'extraire les caractéristiques de l'ERP des enregistrements. On voit clairement l'onde Ne à environ 100 ms et l'onde Pe atteint un pic environ 220 ms après le stimulus. Ces résultats prouvent l'efficacité de notre méthode PWaSDe à débruiter les signaux individuels et à améliorer le SNR des signaux individuels. L'utilisation de la transformée en paquets d'ondelettes à améliorer les résultats de notre méthode.

Chapitre 6

Algorithm 2 PWaSDe

Variables :

$B, S(M, N), \text{Moy-D1}(B, :), \text{Moy-D2}(B, :), \text{Moy-D3}(B, :), \text{Moy-D4}(B, :), \text{Moy-D5}(B, :)$

$S(M, N)$ matrice des signaux

$D_n(M, N)$ matrice niveau détail n

M est le nombre de signaux

N est le nombre de points par signal

B est le nombre de permutation

Moy-D_n les matrices pour la sauvegarde des moyennes

Initialisation : $B=1000$

Transformée en Packet en ondelettes discrète de $S(M, N)$

$D1(M, :) \leftarrow \text{DWPT}(S(M, N), 1)$

$D2(M, :) \leftarrow \text{DWPT}(S(M, N), 2)$

$D3(M, :) \leftarrow \text{DWPT}(S(M, N), 3)$

$D4(M, :) \leftarrow \text{DWPT}(S(M, N), 4)$

$D5(M, :) \leftarrow \text{DWPT}(S(M, N), 5)$

$A5(M, :) \leftarrow \text{DWPT}(S(M, N), 5)$

Sauvegarde des matrices

$DS_1(M, :) \leftarrow D1(M, :)$

$DS_2(M, :) \leftarrow D2(M, :)$

$DS_3(M, :) \leftarrow D3(M, :)$

$DS_4(M, :) \leftarrow D4(M, :)$

$DS_5(M, :) \leftarrow D5(M, :)$

$i = 1$

while $i \leq B$ **do**

Permutation des coefficients de chaque matrice détail

$DS_1(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D1(:, :))$

$DS_2(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D2(:, :))$

$DS_3(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D3(:, :))$

$DS_4(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D4(:, :))$

$DS_5(:, :) \leftarrow \text{Bootstrap}(D5(:, :))$

Calcul de la moyenne

$\text{Moy}_D1(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_1)$

$\text{Moy}_D2(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_2)$

$\text{Moy}_D3(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_3)$

$\text{Moy}_D4(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_4)$

$\text{Moy}_D5(i, :) \leftarrow \text{Moyenne}(DS_5)$

$i \leftarrow i + 1$

end while

Calcul de la distribution et les seuils de l'intervalle de confiance à 95 pourcent

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D1)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D2)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D3)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D4)$

$[-t5, +t5] = \text{distribution}(\text{Moy}_D5)$

Seuillage des coefficients des matrices de niveau détail D_n avec les seuils $-t5$ et $+t5$

$D1(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D1(-5t, +5t))$

$D2(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D2(-5t, +5t))$

$D3(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D3(-5t, +5t))$

$D4(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D4(-5t, +5t))$

$D5(:, :) \leftarrow \text{Seuillage}(D5(-5t, +5t))$

Débruitage et calcul de la transformée en ondelettes inverse

$S(M, N) \leftarrow \text{IDWPT}(D1, D2, D3, D4, D5, A5)$

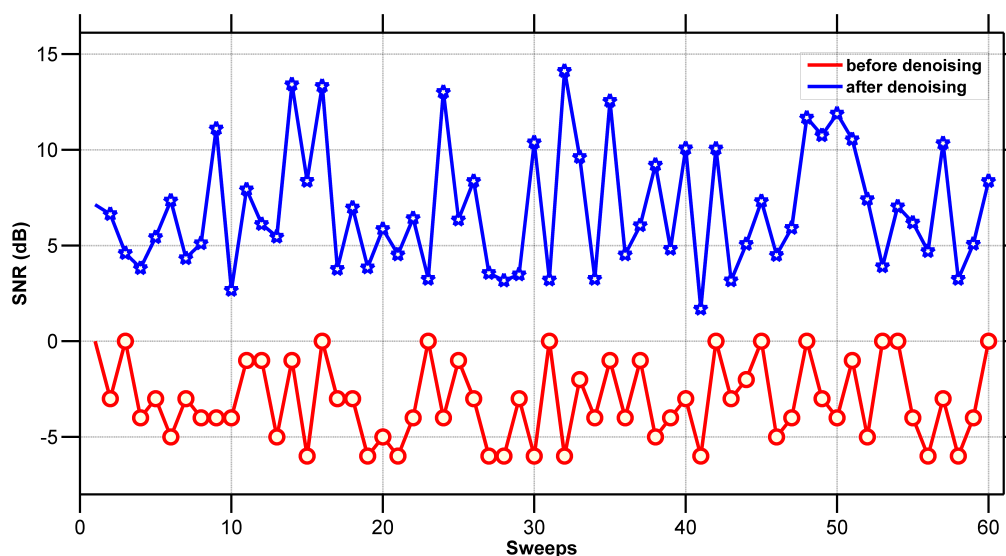


FIGURE 6.14 – Comparaison du SNR des signaux de simulation avant et après débruitage par la méthode PWaSDe.

6.9 Discussion :

Utiliser la moyenne des réponses ERP pour analyser le comportement d'un sujet lors de l'exécution d'une tâche cognitive n'est pas suffisant. Une analyse des essais uniques est essentielle. En plus d'avoir un SNR faible, l'extraction d'essais uniques présente d'autres difficultés. Premièrement, le nombre enregistrements est relativement faible, il varie entre 30 et 60. Cette limitation est due à la complexité de certaines tâches cognitives pouvant entraîner la fatigue des sujets, en particulier ceux qui sont malades ou âgés. La deuxième difficulté provient de la nature non stationnaire des signaux ERP. En fait, des changements dans le degré de fatigue, d'habitude ou de niveau d'attention du sujet peuvent affecter l'amplitude et la latence des signaux potentiels évoqués cognitifs. Pour surmonter ces difficultés, nous introduisons une nouvelle méthode basée sur la décomposition dyadique en ondelettes associée à la méthode bootstrap afin d'améliorer le SNR d'essais uniques. Nous avons utilisé la décomposition dyadique en ondelettes car la base en ondelettes est plus adaptée aux signaux transitoires tels que les ERP que la base de Fourier. Nous avons utilisé le bootstrap pour estimer empiriquement la distribution des co-

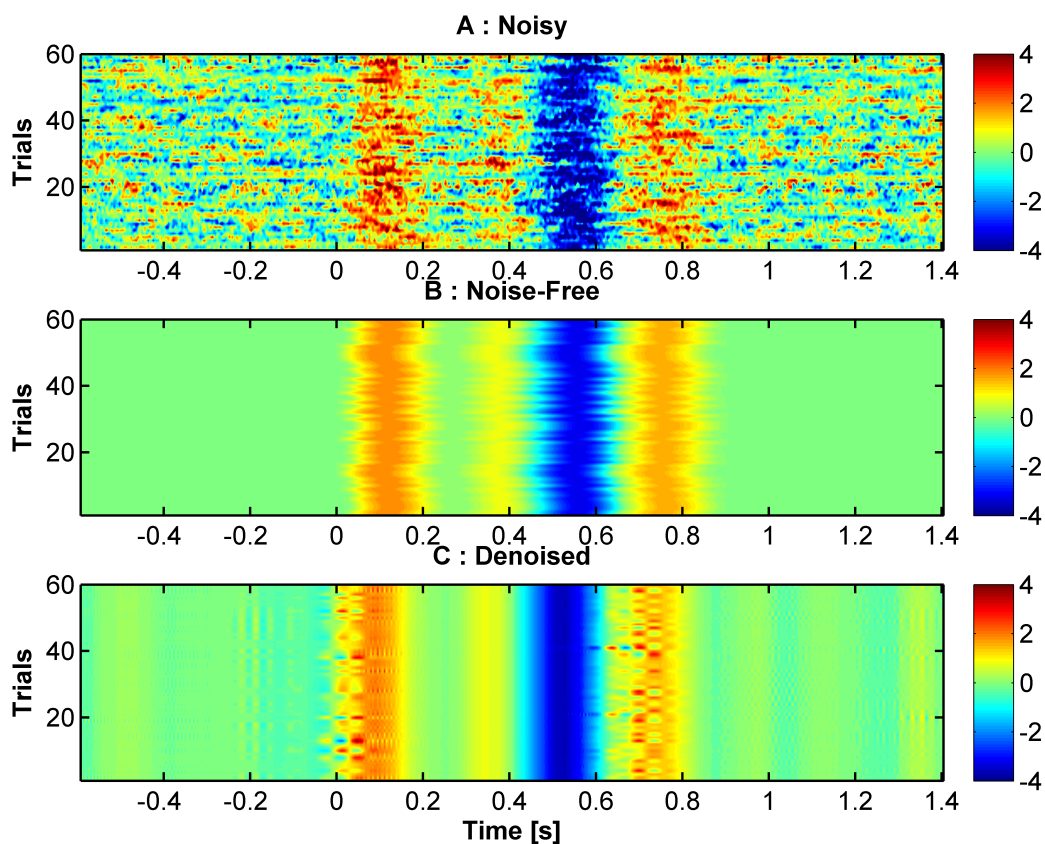


FIGURE 6.15 – Tracé de contour des signaux bruités (A), des signaux originaux (B) et des signaux après débruitage par la méthode PWaSDe (C).

efficents, pour éviter de faire des hypothèses sur la forme de la distribution des coefficients d'ondelettes. Dans [BBA05], les auteurs supposent la distribution des coefficients d'ondelettes gaussienne afin de simplifier les calculs analytiques. La deuxième raison d'utiliser la méthode bootstrap est l'amélioration de l'estimation de la distribution des coefficients lorsque la quantité d'échantillons est faible. La troisième raison est la difficulté d'enregistrer un grand nombre d'essais lorsque le sujet est malade ou âgé. Contrairement à la méthode précédente, la méthode WaSDe peut être appliquée avec un minimum d'hypothèses concernant les caractéristiques des signaux, la distribution du bruit et sans ajustement de paramètres. La méthode WaSDe est une méthode automatique qui peut être appliquée à n'importe quelle électrode. Plusieurs méthodes précédentes utilisaient la moyenne comme modèle. En

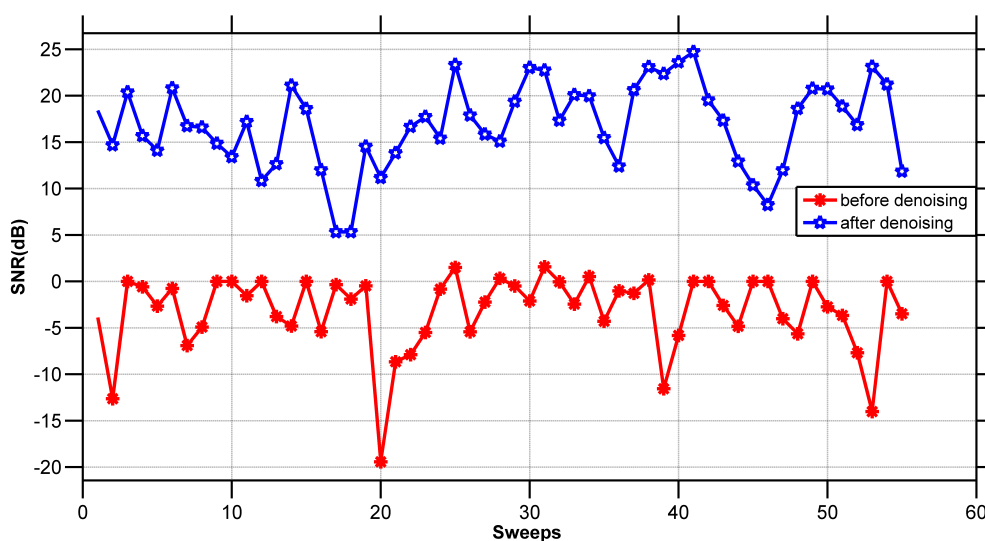


FIGURE 6.16 – Comparaison du SNR avant et après débruitage des données réelles par la méthode PWasDe.

fait, de nombreuses méthodes proposées nécessitent des informations a priori sur les caractéristiques temporelles et spectrales des enregistrements. Les performances de la méthode ICA dépendent du choix du nombre de sources. Les résultats obtenus en simulation montrent l'efficacité de la méthode pour filtrer les signaux individuels en améliorant le SNR et en préservant la variabilité en amplitude et en latence des signaux individuels d'un essai à l'autre. Le MSE montre la capacité de notre méthode à atteindre un niveau minimum plus rapide que la méthode moyenne (PEA) et donc la réduction du nombre d'enregistrements nécessaires pour obtenir les signaux individuels avec un SNR élevé. La réduction du nombre d'essais évite la fatigue mentale du sujet et la diminution de son attention sur les stimuli et évite par conséquent l'atténuation de l'amplitude des signaux simples des ERP. Les résultats obtenus sur des données réelles confirment les résultats obtenus en simulation. En effet, on peut observer une amélioration du SNR des signaux individuels ainsi que la préservation des modifications dynamiques de la latence et de l'amplitude des signaux après le débruitage utile pour étudier la maladie cérébrale [RW03]. En résumé, nous proposons la méthode WaSDe afin de réduire le bruit des signaux ERP uniques. La méthode WaSDe présente plusieurs avantages. Premièrement, il ne nécessite aucune connaissance préalable

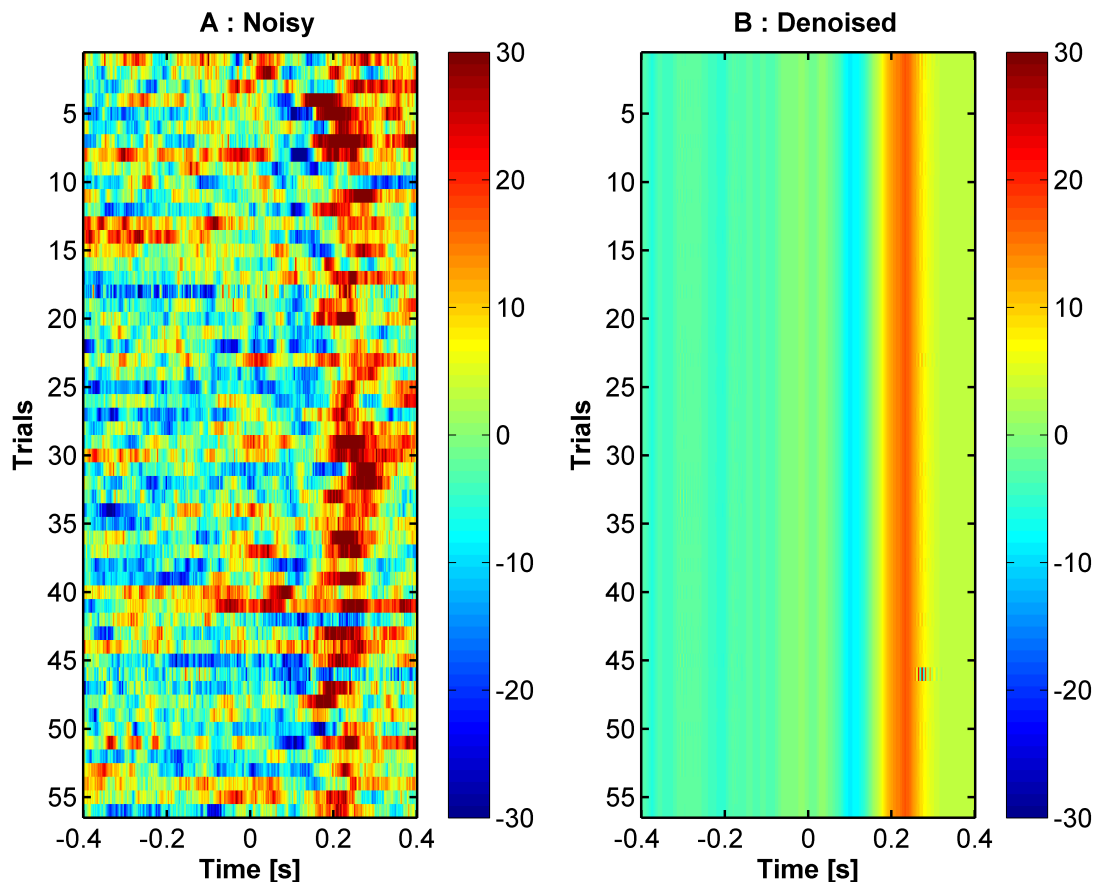


FIGURE 6.17 – tracé de contour des enregistrements réels avant et après débruitage par la méthode PWaSDe.

des caractéristiques du signal ERP. Deuxièmement, grâce à la technique de bootstrap, la méthode WaSDe ne nécessite pas plusieurs essais pour estimer les signaux individuels potentiels évoqués avec un meilleur rapport signal sur bruit. Cet avantage nous permet de réduire le temps d'enregistrement et d'éviter le sujet de fatigue mentale. Enfin, la méthode WaSDe est une méthode automatique qui nécessite un minimum d'ajustement. Contrairement à la méthode ICA, la méthode WaSDe ne nécessite pas d'enregistrements EEG multicanaux. Le WaSDe atténue chaque signal indépendamment des signaux des électrodes voisines. La méthode WaSDe nécessite de la puissance de calcul ; Cet inconvénient est surmonté par la puissance croissante des ordinateurs actuels. Le temps réel n'est pas requis dans cette application. Le programme a été exécuté sur un PC équipé d'un processeur Intel i3 avec 4

Go de RAM. Le temps de traitement pour un canal est de 0,8 s. Ce temps de traitement est raisonnable en neurophysiologie. L'utilisation de la décomposition en Paquet d'ondelettes (PWaSDe) a permis d'améliorer notablement le SNR des signaux individuels.

6.10 Conclusion :

Compte tenu de la faible valeur du SNR des signaux individuels de potentiels évoqués, la moyenne des essais individuels est depuis longtemps la seule méthode permettant d'augmenter le SNR. Cependant, la moyenne induit des artefacts importants à la fois en termes de formes et de latences et empêche toute analyse essai par essai. Pour cette raison, il est important de développer des méthodes qui vont au-delà de la moyenne et permettent l'analyse des signaux individuels. Pour atteindre cet objectif, nous avons proposé dans ce travail, une méthode pour débruiter les signaux individuels associant la décomposition d'ondelettes et la méthode statistique du bootstrap, afin d'identifier les activités qui sont stable avec une dispersion relativement faible. Contrairement à d'autres méthodes publiées dans la littérature scientifique notamment l'ICA [DDZ12] et [DZ07], la méthode proposée permet d'extraire les signaux individuels sans a priori concernant les caractéristiques temporels et fréquentiels du signal utile et du bruit. En effet, la méthode permet d'extraire les caractéristiques des signaux individuels, que ce qui n'est pas observé dans le tracé de la moyenne des enregistrements. La méthode permet de détecter des informations cachées, non visibles dans le signal de la moyenne. Cela ouvre la possibilité de corrélérer les activités cérébrales aux performances ou à d'autres activités cérébrales, améliorant ainsi notre compréhension du rôle fonctionnel des ondes cérébrales et / ou des zones cérébrales.

Chapitre **7**

Conclusion Générale et Perspectives

En conclusion générale, nous pouvons reprendre les points essentiels et les objectifs de ce travail. La méthode proposée est une méthode de traitement du signal permettant l'extraction des signaux individuels PEC de l'activité électrique de base du système nerveux (EEG). L'analyse des signaux PEC essai par essai permet d'approfondir l'exploration fonctionnelle du cerveau. L'analyse de la variabilité en amplitude et en latence permet de diagnostiquer des maladies d'origines neurologiques. L'autre objectif de ce travail est la réduction du nombre de signaux enregistrés dans le but d'éviter la fatigue du sujet notamment quand il s'agit de patient malade ou de personne âgée. La méthode proposée associe la transformée en ondelettes à la méthode statistique du bootstrap. Nous avons comparé notre méthode avec d'autres méthodes publiées dans des revues scientifiques en utilisant des signaux de simulation et des signaux réels. Les signaux réels ont été enregistrés avec le protocole de l'onde de l'erreur. Toute comparaison nécessite l'utilisation de paramètre ou critère de performance. En plus de l'analyse visuelle des résultats, nous avons utilisé le rapport signal et l'erreur quadratique moyenne pour comparer les résultats en simulation et la moyenne alternée et le rapport signal sur bruit pour comparer les résultats sur les données réelles. Les résultats obtenus sur les données réelles confirment les résultats obtenus en simulation et prouve la supériorité de notre méthode par rapport aux autres méthodes pour le débruitage des essais individuels. Les résultats montrent que l'objectif de réduire le nombre d'essais à été atteint et qu'on peut se contenter d'une dizaine d'essais pour estimer la moyenne des signaux avec un bon rapport signal sur bruit. Ce travail présente à notre avis une perspective importante qui consiste dans le développement d'un système-expert. L'association de la méthode proposée avec une méthode de classification de signaux permettra le développement d'un système-expert pour déterminer le stade ou le niveau d'atteinte d'un patient par une maladie d'origine neurologique tel que l'Alzheimer.

Bibliographie

- [Aka95] M. Akay. Wavelets in biomedical engineering. *Ann. Biomed. Eng.*, 23(5) :531–542, 1995.
- [All05] S. Allain. *Supervision de l'action et détection de l'erreur dans les activités sensori-motrices chez l'homme : études comportementales et électrophysiologiques*. PhD thesis, UNIVERSITE D'AIX MARSEILLE I, 2005.
- [Alw12] A. Alwan. *Implementation of Wavelet-Kalman Filtering Technique for Auditory Brainstem Response*. PhD thesis, PhD thesis, Linköping, Sweden, 2012.
- [AQ13] M. Ahmadi and R.Q. Quiroga. Automatic denoising of single-trial evoked potentials. *NeuroImage*, 66 :672–680, 2013.
- [BA80] J.R. Boston and P.J. Ainslie. Effects of analog and digital filtering on brain stem auditory evoked potentials. *Clinical Neurophysiology*, 48(3) :361–364, 1980.
- [BBA05] M. Benkherraf, B. Burle, and S. Allain. Individual evoked potential extraction by multiresolution wavelets decomposition. *EUROCON Computer as a Tool*, 1(1) :417–420, 2005.
- [BBM17] M. Boudiaf, M. Benkherraf, and K. Mansouri. Denoising of single-trial event-related potentials using adaptive modelling. *IET Signal Processing*, 11(7) :846–853, 2017.

Bibliographie

- [BC17] A. Bhowmick and M. Chandra. Speech enhancement using voiced speech probability based wavelet decomposition. *Computers and Electrical Engineering*, 62 :706–718, 2017.
- [Ben98] M. Benkherraf. *Analyse et traitement des potentiels évoqués cognitifs en temps réel*. PhD thesis, université Paris XII, 1998.
- [Ber29] H. Berger. über das elektrenkephalogramm des menschen. *Arch. Psychiatr Nervenkr*, 87(1) :527–570, 1929.
- [BLF95] A. Bezerianos, N. Laskaris, and S. Fotopoulos. Data dependent weighted averages for recording of evoked potential signals. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, 96(5) :468–471, 1995.
- [Bou17] M. Boudiaf. *Extraction des Enregistrements Neurophysiologiques Individuels par Modélisation Adaptative Basée sur les Polynômes d'Hermite*. PhD thesis, Université Badji Mokhtar - Annaba, 2017.
- [CBDP87] S. Cerruti, G. Basseli, Liberati D., and G. Pavesi. Single sweep analysis of visual evoked potentials trough a model of parametric identification. *Biol. Cybern*, 56(1) :111–120, 1987.
- [CCL⁺88] S. Cerruti, G. Chiarenza, D. Liberati, P. Mascellani, and G. Pavesi. A parametric method of identification of single-trial event-related potentials in the brain. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 35(9) :701–710, 1988.
- [Chu92] C. Chui. *An introduction to wavelets*. Elsevier, Issy-les-Moulineaux, France, 1992.
- [CM95] R. M. Chapman and J. W. McCrary. Ep component identification and measurement by principal components analysis. *Brain and Cognition*, 27(3) :288–310, 1995.
- [Col93] T. F. Collura. History and evolution of electroencephalographic instruments and techniques. *J. of clin. neurophysiol.*, 10(4) :476–504, 1993.
- [DAS⁺99] T. Demiralp, A. Ademoglu, M. Schurmann, C. Basar-Eroglu, and E. Basar. Detection of p300 waves in single trials by the wavelet transform (wt). *Brain Language*, 66(1) :108-128, 1999.

Bibliographie

- [Daw51] G. D. Dawson. A summation technique for detecting small signals in a large irregular background. *J. Physiol*, 115(1) :2–3, 1951.
- [DDZ12] I. Darshan, J. Diaz, and Zouridakis. Consistency of the auditory evoked response : the presence of aberrant responses and their effect on n100 localization. *Journal of neuroscience methods*, 208(2) :173–180, 2012.
- [DJS95] D.L. Donoho, I.M. Johnstone, and B.W. Silverman. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 41(3) :613–627, 1995.
- [DLMM10] M. De Lucia, C.M. Michel, and M.M. Murray. Comparing ica-based and single-trial topographic erp analyses. *Brain Topogr.*, 23(1) :119–127, 2010.
- [DMZ94] G. Davis, S. Mallat, and Z. Zhang. Adaptive timefrequency approximations with matching pursuits. technical. Technical report, Report TR1994-657, 1994.
- [DWR87] C. E. Davila, A. J. Welch, and H.G. Rylander. Eigenvector decomposition of single-trial evoked potentials. *Proceedings of the Ninth Annual Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 1(1) :602–603, 1987.
- [DZ07] I. Darshan and Zouridakis. Single-trial evoked potential estimation : comparison between independent component analysis and wavelet denoising. *Clinical Neurophysiology*, 118(3) :495–504, 2007.
- [Efr79a] B. Efron. Bootstrap methods : Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1) :1–26, 1979.
- [Efr79b] B. Efron. Computers and the theory of statistics : thinking the unthinkable. *SIAM review*, 21(4) :460–480, 1979.
- [Fal91] M. Falkenstein. Effects of crossmodal divided attention on late erp components. ii. error processing in choice reaction tasks. *Electroenceph. and clin. neurophysiol.*, 78(6) :447–455, 1991.
- [FJB82] J. Fridman, E.R. John, and M. Bergelson. Application of digital filtering and automatic peak detection to brain stem au-

Bibliographie

- ditory evoked potential. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 53(4) :405–416, 1982.
- [GD83] C. M. G. Gratton and E. Donchin. A new method for off-line removal of ocular artifact. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 54(4) :468–484, 1983.
- [Gue98] J. M. Guerit. *Les potentiels évoqués*. Elsevier-Masson, Paris), 1998.
- [HGS96] M. Hansson, T. Gänslér, and G. Salomonsson. Estimation of single event-related potentials utilizing the prony method. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 43(10) :973–981, 1996.
- [HKO01] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. OJA. *Independent component analysis*. USA, 2001.
- [HSMJ12] H. H. Shahabi, S. Moghimi, and H. Z. Jafarian. Eeg eye blink artifact removal by eeg modeling and kalman filter. *5th International Conference on BioMedical Engineering and Informatics (BMEI 2012)*, 85(2) :496–500, 2012.
- [Hub95] B.B. Hubbard. *Ondes et ondelettes la saga d'un outil mathématique*. Pour la science diffusion Belin, Paris, France, 1995.
- [Jol86] I. T Jolliffe. *Independent component analysis*. New York, 1986.
- [KEK09] Y. Kato, H. Endo, and T. Kizuka. Mental fatigue and impaired response processes : event-related brain potentials in a go/nogo task. *International Journal of Psychophysiology*, 72(2) :204–211, 2009.
- [KJKV99] P.A. Karjalainen, Kaipio J.P., A.S. Koistinen, and M. Vauhkonen. Subspace regularization method for the single-trial estimation of evoked potentials. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 46(7) :849–860, 1999.
- [KSJ00] E. R Kandel, J. H. Schwartz, and T. M. Jessell. *Principles of Neural Science*. Appleton, USA, 2000.
- [Mal89] S. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11(7) :674–693, 1989.
- [MJR87] Y. Meyer, S. Jaffard, and O. Rioul. L'analyse par ondelettes. *Pour la science*, 119(1) :28–37, 1987.

Bibliographie

- [MMO13] M. Misiti, Y. Misiti, and G. Oppenheim. *Wavelets and their Applications*. John Wiley and Sons, Hoboken, New Jersey, USA, 2013.
- [MZ93] S. Mallat and X. Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 41(12) :3397–3415, 1993.
- [OM11] A. Omidvarnia and M. Mesbah. Kalman filter-based time-varying cortical connectivity analysis of newborn eeg. *In 33rd annual international conference of the IEEE EMBS*, 1(2) :1423–1426, 2011.
- [OTF07] V. P. Oikonomou, A. T. Tzallas, and D. I. Fotiadis. A kalman filter based methodology for eeg spike enhancement. *Comp. Meth. and Prog. in Biomed.*, 85(2) :101–108, 2007.
- [PC75] G. Pfurtscheller and R. Cooper. What is signal averaging. *Selective averaging of the intracerebral click evoked responses in man : an improved method of measuring latencies and amplitudes*, 38(2) :187–190, 1975.
- [PGPW17] C. Peng, X. Gao, J. Peng, and A. Wang. Novel wavelet threshold denoising method in axle press-fit zone ultrasonic detection. *AIP Conference Proceedings*, 1806(1) :1–9, 2017.
- [QG03] R.Q. Quiroga and H. Garcia. Single-trial event-related potentials with wavelet denoising. *Clinical Neurophysiology*, 114(3) :376–390, 2003.
- [RBV10] C. Roger, C.G. Bénar, and F. Vidal. Rostral cingulate zone and correct response monitoring : Ica and source localization evidences for the unicity of correct-and error-negativities. *NeuroImage*, 51(1) :391–403, 2010.
- [RD91] O. Rioul and P. Duhamel. Transformée en ondelettes discrètes et continues : comparaison et algorithmes rapides. *Actes du treizième colloque Gretsi, Juan Les Pins*, 1(1) :193–196, 1991.
- [Rog09] C. Roger. *Supervision de l’action et optimisation des comportements : Etudes électrophysiologiques et IRMf*. PhD thesis, UNIVERSITE D’AIX MARSEILLE I, 2009.

Bibliographie

- [RW03] J. Röschke and P. Wagner. A confirmatory study on the mechanisms behind reduced p300 waves in depression. *Neuropsychopharmacology*, 28(1) :9–12, 2003.
- [SA06] Olivier ST-AMAND. Techniques de traitement du signal appliquées aux essais individuels en potentiel évoqué. Technical report, Univesité de Sherbrooke, Canada, 2006.
- [SAC16] V.R. Steele, N.E. Anderson, and E.D. Claus. Neuroimaging measures of error-processing : Extracting reliable signals from event-related potentials and functional magnetic resonance imaging. *Neuroimage*, 132(2) :247–260, 2016.
- [SBRS99] V.J. Samar, A. Bopardikar, R. Rao, and K. Swartz. Wavelet analysis of neuroelectric waveforms : a conceptual tutorial. *Brain Language*, 66(1) :7–61, 1999.
- [Sch93] D. Schwartz. *Méthodes statistique à l'usage des médecins et des biologistes*. Flammarion, 1993.
- [Spi93] M. R. Spiegel. *Statistique*. Mc GRAW-HILL BOOK, 1993.
- [TGV93] N.V. Thakor, X.R. Guo, and C. Vaz. Orthonormal (fourier and walsh) models of time-varying evoked potentials in neurological injury. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 40(3) :213–221, 1993.
- [Tha87] N.V Thakor. Adaptive filterng of evoked potentials. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 34(1) :6–12, 1987.
- [THRa⁺04] M. P. Tarvainen, J. K. Hiltunen, P. O. Ranta-aho, P. A. Karjalainen, and A. Member. Estimation of nonstationary eeg with kalman smoother approach : An application to event-related synchronisation (ers). *IEEE Ttrans Biomed. Eng.*, 51(3) :516–524, 2004.
- [Tri68] C. R. Trimble. What is signal averaging. *Hewlett-Packard Journal*, 19(1) :2–7, 1968.
- [TXrYCH93] N. Thakor, G. Xin-rong, S. Yi-Chun, and D.F. Hanley. Multi-resolution wavelet analysis of evoked potentials. *IEEE Trans. Biomed. Eng*, 40(11) :1085–1094, 1993.
- [Vid00] F. Vidal. Is the ‘error negativity’ specific to errors? *Biol. psychol.*, 52(2) :109–128, 2000.

Bibliographie

- [VLFC⁺10] E. Vedel-Larsen, J. Fuglo, F. Channir, C.E. Thomsen, and H.B. Sorensen. A comparative study between a simplified kalman filter and sliding window averaging for single trial dynamical estimation of event-related potentials. *Comput. Meth. and Prog. in Biomed.*, 99(3) :252–260, 2010.
- [VSG17] A.R. Verma, Y. Singh, and B. Gupta. Adaptive filtering method for emg signal using bounded range artificial bee colony algorithm. *Biomed. Eng. Lett.*, 8(2) :231–238, 2017.
- [VSJ⁺00] R. Vigário, J. Särelä, V. Jousmäki, M. Hämmäläinen, and E. Oja. Independent component approach to the analysis of eeg and meg recordings. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 47(5) :589-593, 2000.
- [Wal69] D.O Walter. A posteriori wiener filtering of average evoked responses. *Electroencephal.Clin. Neurophysiol.*, 27(1) :61–70, 1969.
- [WML07] Z. Wang, A. Maier, and D. A. Leopold. Single-trial evoked potential estimation using wavelets. *Computers in Biology and Medicine*, 37(4) :463–473, 2007.
- [WWL10] J. Walters-Williams and Y. Li. Comparison of extended and unscented kalman filters applied to eeg signals. *IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering*, 1(1) :45–51, 2010.
- [YBHC04] N. Yeung, R. Bogacz, CB. Holroyd, and JD. Cohen. Detection of synchronized oscillations in the electroencephalogram : an evaluation of methods. *Psychophysiology*, 41(6) :822–832, 2004.
- [YBHN07] N. Yeung, R. Bogacz, CB. Holroyd, and JD. Nieuwenhuis, S.and Cohen. Theta phase resetting and the error related negativity. *Psychophysiology*, 44(1) :39–49, 2007.