

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY  
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingénierat  
Département d'Electronique

Année : 2016/2017

# THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de *DOCTORAT 3<sup>ème</sup> cycle*

**Extraction du Bruit des Enregistrements**

**Neurophysiologiques Individuels par Modélisation**

**Adaptative Basée sur les Polynômes d'Hermite**

Option

**Multimédia et Communications Numériques**

Par

**Mahmoud Boudiaf**

**Rapporteur :** M. Mansouri Khaled

MCA Université Badji Mokhtar, Annaba

**Co-rapporteur :** M. Benkherraf Moncef

HDR ECAM-EPMI Cergy-Pontoise France

## Devant le Jury

Président : Doghmane Noureddine

Professeur

Université Annaba

Examineur : Mora-Camino Félix

Professeur

ENAC France

Examineur : Hamdi Rachid

Professeur

Université Annaba

Examineur : Messadeg Djemil

Professeur

Université Annaba

**Année Universitaire : 2016/2017**

## الملخص

الكُمونات المستثارة (أو الكُمونات المتعلقة بالحدث) هي إشارات كهربائية لمناطق محددة من الدماغ تظهر كاستجابة لتنبيه خارجي أو نشاط ذهني داخلي. وفقاً لوقت رد الفعل، المدى والشكل، وأيضاً وفقاً لمنطقة التقاط هذه الإشارات بالإمكان استغلالها من أجل تشخيص بعض الأمراض واضطرابات الجهاز العصبي. تتميز هذه الإشارات بمدى صغير بالمقارنة مع الإشارات الخارجية أو غير المرغوب فيها وعلى وجه الخصوص الرسم الكهربائي للدماغ الذي يعتبر المصدر الأساسي للتشويش على هذه الكُمونات مع نسبة إشارة على تشويش منخفضة. لاستخراج الكُمونات المستثارة من التخطيط الكهربائي للدماغ، يقوم علماء الفيزيولوجيا العصبية بحساب متوسط الإشارات المسجلة كإشارة تمكنهم من تحليل ودراسة استجابات الأفراد للتنبيه. ولكن الإشارة المتوسطة غير كافية للتعلم في الدراسة والتحليل. في هذه الدراسة سنقدم وسيلة معالجة رقمية لاستخراج الإشارات الفردية للكُمونات المستثارة تعتمد على كثيرات حدود هرميت. معاملات كثيرات الحدود يتم تقديرها بواسطة خوارزمية ذات تحديث ذاتي. تم تقييم فعالية الوسيلة المقترحة بواسطة المحاكاة والتحقق من أدائها على تسجيلات حقيقية لإشارات دماغية بشرية. كما تمت مقارنة النموذج المقترح مع طرق أخرى لمعالجة الإشارات المستثارة الفردية. تم استخدام نوعين من الإشارات، موجة P300 وموجة الخطأ. بالنسبة للمحاكاة، تم استخدام نسبة الإشارة على التشويش ومتوسط الخطأ مربع كعيارين للمقارنة. بالنسبة للإشارات الحقيقية، تم استخدام طريقتين لتقدير نسبة الإشارة على التشويش. أعطى النموذج المقترح تحسين كبير في نسبة الإشارة على التشويش وفي تقدير خصائص الكُمونات المستثارة من مدى ووقت استجابة بالمقارنة مع الطرق الأخرى خاصة عندما تكون نسبة الإشارة على التشويش منخفضة.

## الكلمات المفتاح:

الكُمونات المتعلقة بالحدث؛ تصفية التكيف؛ دوال هيرميت؛ خوارزمية التكيف؛ سلبية الخطأ؛ الموجات؛ الرسم الكهربائي للدماغ؛ ERN؛ P300؛ VSS- LMS؛ RLS؛ LMS.

## Abstract

**T**he event-related potentials are transient variations of electrical activities of a limited brain region, evoked by an external event. Being of small amplitudes as compared to the noise, the ERPs are hindered by the electroencephalogram background activity, considered as an additive noise. It is then necessary to extract the signal from the noise to analyse its characteristics. In this study, we present a modeling method based on the adaptive linear combiner to denoise single-trial event-related potentials. The orthonormal Hermite basis functions act as inputs of the adaptive linear combiner. To estimate and to adjust the parameters of the adaptive filter, we use the variable step-size least mean square algorithm which is well suited to track rapid changes of non-stationary signals. To carry out this comparison, we used two types of real data, the first record is the P300 wave, and the second record is the error negativity wave. To compare the performances of the different methods in simulation, we used, as a criterion, the signal-to-noise ratio and the mean squared error. To compare the results obtained on real signals, we used two methods to estimate the signal-to-noise ratio; one based on the alternating average and the other on the correlation between two successive signals. The performance of the method is tested with simulated evoked potentials and with real visual event-related potentials. For simulated data, the adaptive Hermite model gave significant enhancement in latency and amplitude estimation as well as in the observation of single-trial event-related potentials, in comparison with wavelet techniques and with other models of adaptive filters. For the real data, the proposed method filters the ongoing electroencephalogram activity, thus allowing a better identification of single-trial visual event-related potentials. The results confirm that the Hermite adaptive linear combiner model provides a simple and fast tool that helps the study of single-trial event-related potential responses especially when the signal-to-noise ratio is low.

**Keywords :** Evoked potential ; Event related potential ; Adaptive filtering ; Hermite Functions ; Adaptive algorithm ; LMS ; RLS ; VSS-LMS ; Wavelets ; P300 ; Error negativity ; ERN ; EEG ; ERP.

## Résumé

**L**e 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 d'approfondir cette analyse. Dans la présente étude, nous proposons une modélisation adaptative 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 deux types de données réelles, le premier enregistrement est issu du protocole de l'onde P300, appelé protocole *oddball* et le deuxième enregistrement est 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 basées l'une sur la moyenne alternée et l'autre sur 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; Filtrage adaptatif; Fonctions d'Hermite; Algorithme adaptatif; LMS; RLS; VSS-LMS; Ondelettes; P300; Onde de l'erreur; ERN; EEG.



*À mes parents Tahar et Jahida,  
à ma sœur Imène et à mon frère Mohamed Amine,  
avec toute mon affection.*

*Mahmoud*

## REMERCIEMENTS

الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي هَدَانَا لِهَذَا وَمَا كُنَّا لِنَهْتَدِيَ لَوْلَا أَنْ هَدَانَا اللَّهُ  
وَمَا تَوْفِيقِي إِلَّا بِاللَّهِ عَلَيْهِ تَوَكَّلْتُ وَإِلَيْهِ أُنِيبُ

**D**e nombreuses personnes se sont retrouvées, parfois de manière fortuite, pour le meilleur ou le pire, entre moi et mon doctorat. Ce sont certaines de ces personnes que j'aimerais bien remercier.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers mon directeur de thèse, M. Khaled Mansouri, pour son travail de supervision. Je remercie chaleureusement mon co-directeur M. Moncef Benkherraf, pour son intérêt et son soutien, sa grande disponibilité et ses nombreux conseils durant toute ma thèse.

Je remercie aussi messieurs Félix Mora-Camino, Djemil Messadeg, Rachid Hamdi et Noureddine Doghmane d'avoir accepté d'examiner ce manuscrit et de faire partie du jury de cette thèse.

Je remercie aussi tous mes enseignants et plus spécialement : Mme Saliha Hariz, Mme Karima Boukari, M. Mahmoud Taibi, M. Mohamed Kaddeche et M. Hichem Semira.

Je ne peux pas oublier l'accueil chaleureux que m'ont témoigné à l'EPMI (Cergy-Pontoise) M. Samir Hamaci, M. Karim Labadi, M. Nabil Ouassini et M. Bilal Amghar. À Paris, je remercie M. Amar Zahaf et mon ami Tarek Boukhil pour tous ce qu'ils ont fait pour moi.

Je remercie celles et ceux qui me sont chers. Leurs attentions et encouragements m'ont accompagné tout au long de ces années. Je suis redevable à mes parents, Jahida et Tahar, pour leur soutien moral et matériel. Je remercie ma chère sœur Imène. Je remercie mon frère Mohamed Amine qui a partagé toutes les joies et peines causées par cette thèse.

Pour m'avoir toujours encouragé, je remercie mes collègues Chouaib, Tarek, Wassila, Samiha et Somia ; et mes amis qui ne m'ont pas abandonné Zineddine, Youcef, Billel, Hamza et Abderrahime.

## LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU	Page
1.1 Les différents rythmes cérébraux qui composent l'EEG. . . . .	17
4.1 La complexité du calcul des algorithmes adaptatifs . . . . .	69
4.2 Les paramètres des modèles adaptatifs utilisés pour la simulation . . . . .	72
4.3 ANOVA de l'erreur quadratique moyenne . . . . .	80
4.4 ANOVA de l'estimation de l'amplitude et de la latence . . . . .	85
5.1 Eriksen Flanker Task . . . . .	90
5.2 Les paramètres des modèles adaptatifs utilisés pour les données réelles. . . . .	91
5.3 Estimation du SNR des données réelles P300 . . . . .	96
5.4 Estimation du SNR des données réelles ERN . . . . .	96

## TABLE DES FIGURES

FIGURE	Page
1.1 Le cerveau humain . . . . .	6
1.2 La surface latérale du cerveau . . . . .	7
1.3 La structure d'un neurone . . . . .	10
1.4 Le potentiel d'action . . . . .	12
1.5 Champs électriques générés par les courants synaptiques . . . . .	15
1.6 Système d'acquisition . . . . .	19
1.7 Le système 10-20 . . . . .	21
1.8 Schéma d'acquisition des données EEG/PE . . . . .	24
1.9 Définition de la latence et de l'amplitude . . . . .	27
1.10 Potentiel évoqué visuel . . . . .	28
1.11 Potentiel évoqué auditif . . . . .	29
1.12 Potentiel évoqué somatosensoriel . . . . .	30
2.1 L'effet des décalages sur la moyenne . . . . .	37
2.2 Concept du séparation aveugle de sources . . . . .	38
2.3 Structure de décomposition en ondelettes et de reconstruction . . . . .	41
2.4 Schéma du combinateur linéaire adaptatif. . . . .	44
2.5 Schéma d'un filtre numérique. . . . .	47
3.1 Schéma bloc d'un filtre adaptatif pour annulation de bruit . . . . .	53
3.2 Le filtrage de Wiener . . . . .	54
3.3 La surface de performance . . . . .	56
3.4 Principe de la méthode des moindres carrés . . . . .	59
3.5 Les neuf premières fonctions d'Hermite . . . . .	62
3.6 Structure du filtre adaptatif d'Hermite . . . . .	63
4.1 Courbes d'erreurs des algorithmes adaptatifs . . . . .	70

4.2	Signaux de simulation . . . . .	72
4.3	Erreur quadratique moyenne . . . . .	73
4.4	Erreur d'estimation des amplitudes du pic P1 . . . . .	74
4.5	Erreur d'estimation des amplitudes du pic P2 . . . . .	75
4.6	Erreur d'estimation des amplitudes du pic N2 . . . . .	75
4.7	Erreur d'estimation des amplitudes du pic P3 . . . . .	76
4.8	Erreur d'estimation des latences du pic P1 . . . . .	76
4.9	Erreur d'estimation des latences du pic P2 . . . . .	77
4.10	Erreur d'estimation des latences du pic N2 . . . . .	77
4.11	Erreur d'estimation des latences du pic P3 . . . . .	78
4.12	Résultats de la simulation . . . . .	81
4.13	Comparaison des modèles adaptatifs . . . . .	83
5.1	Traitement des données réelles : la P300 . . . . .	92
5.2	Traitement des données réelles : l'ERN . . . . .	94
5.3	Traitement des données réelles : P300 (données supplémentaires 01) . . . . .	98
5.4	Traitement des données réelles : P300 (données supplémentaires 02) . . . . .	99
5.5	Traitement des données réelles : P300 (données supplémentaires 03) . . . . .	100

## ABRÉVIATIONS

ANOVA	<i>Analyse of variance</i>
AR	<i>Autorégressif</i>
ARMA	<i>Autoregressive–Moving-Average</i>
BCI	<i>Brain-Computer Interface</i>
BSS	<i>Blind Source Separation</i>
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i>
ECoG	<i>Électrocorticogramme / Électrocorticographe</i>
EEG	<i>Électroencéphalogramme / Électroencéphalographe</i>
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i>
EMG	<i>Électromyogramme</i>
EOG	<i>Électro-oculogramme</i>
EQM	<i>Erreur Quadratique Moyenne</i>
ERP	<i>Event-Related Potential</i>
FPGA	<i>Field-Programmable Gate Array</i>
HSD	<i>Honestly Significant Difference</i>
ICA	<i>Independent Component Analysis</i>
LMS	<i>Least Mean Square</i>
MA	<i>Moving Average</i>
MMN	<i>Mismatch Negativity</i>
MP	<i>Matching Pursuit</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>

NZT	<i>Neighboring Zero Tree</i>
OHBF	<i>Orthonormal Hermite Basis Functions</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PE	Potentiels évoqués
PEA	Potentiel Évoqué Auditif
PEC	Potentiel Évoqué Cognitif
PES	Potentiel Évoqué Somesthésique
PEV	Potentiel Évoqué Visuel
PPSE	Potentiel post-synaptique excitateur
PPSI	Potentiel post-synaptique inhibiteur
RIF	réponse impulsionnelle finie (filtre à)
RII	réponse impulsionnelle infinie (filtre à)
RLS	<i>Recursive Least Squares</i>
SNC	Système Nerveux Central
SNP	Système Nerveux Périphérique
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
TDAH	Trouble de déficit de l'attention / hyperactivité
VSS-LMS	<i>Variable Step-Size Least Mean Square</i>

## SOMMAIRE

	<b>Page</b>
<b>Les résumés</b>	<b>i</b>
<b>Dédicace</b>	<b>iv</b>
<b>Remerciements</b>	<b>v</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>vi</b>
<b>Table des figures</b>	<b>vii</b>
<b>Abréviations</b>	<b>ix</b>
<b>Sommaire</b>	<b>xi</b>
<b>Introduction Générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Le cerveau et l'activité cérébrale</b>	<b>4</b>
1.1 Système nerveux . . . . .	4
1.1.1 L'encéphale . . . . .	5
1.1.2 La moelle épinière . . . . .	9
1.2 Le neurone . . . . .	9
1.2.1 Le potentiel de repos et le potentiel d'action . . . . .	11
1.2.2 La transmission synaptique . . . . .	13
1.3 L'électroencéphalogramme . . . . .	14
1.3.1 Rythmes cérébraux . . . . .	16
1.3.2 Activité électrique du cerveau . . . . .	16
1.4 Techniques d'acquisition . . . . .	18
1.4.1 Capteurs et enregistrements . . . . .	18
1.4.2 Amplification, filtrage et fréquence d'échantillonnage . . . . .	23



1.4.3	Contrôle et rejet des artefacts . . . . .	24
1.4.4	Segmentation et moyenne . . . . .	25
1.5	Les potentiels évoqués . . . . .	26
1.5.1	Potentiel évoqué visuel . . . . .	27
1.5.2	Potentiel évoqué auditif . . . . .	29
1.5.3	Potentiel évoqué somesthésique . . . . .	30
1.5.4	Potentiel évoqué cognitif . . . . .	31
1.6	Conclusion . . . . .	32
<b>2</b>	<b>Filtrage et extraction des potentiels évoqués</b>	<b>34</b>
2.1	Le moyennage . . . . .	34
2.2	L'analyse en composantes indépendantes . . . . .	37
2.3	Les ondelettes . . . . .	39
2.4	Le filtrage adaptatif . . . . .	43
2.5	Autres approches . . . . .	45
2.6	Conclusion . . . . .	50
<b>3</b>	<b>Méthode proposée</b>	<b>52</b>
3.1	Principe du filtrage adaptatif . . . . .	52
3.2	Filtrage de Wiener . . . . .	54
3.3	Les algorithmes adaptatifs . . . . .	57
3.3.1	L'algorithme LMS . . . . .	57
3.3.2	L'algorithme VSS-LMS . . . . .	57
3.3.3	L'algorithme RLS . . . . .	58
3.4	Le modèle d'Hermite du filtre adaptatif . . . . .	60
3.4.1	Les polynômes d'Hermite . . . . .	60
3.4.2	Les fonctions d'Hermite . . . . .	61
3.4.3	La convergence du vecteur des coefficients . . . . .	65
3.4.4	La convergence du facteur d'échelle . . . . .	65
3.5	Conclusion . . . . .	67
<b>4</b>	<b>Simulations</b>	<b>68</b>
4.1	Comparaison des algorithmes adaptatifs . . . . .	68
4.2	Comparaison avec d'autres méthodes . . . . .	71
4.3	Analyse statistique des résultats . . . . .	78
4.3.1	Analyse de la variance . . . . .	78

4.3.2	Les tests de comparaisons multiples . . . . .	79
4.4	Convergence et capacité de poursuite . . . . .	83
4.5	Conclusion . . . . .	84
<b>5</b>	<b>Traitement des données réelles</b>	<b>88</b>
5.1	Protocole expérimental . . . . .	88
5.1.1	Les sujets . . . . .	88
5.1.2	<i>Eriksen's flanker task</i> . . . . .	89
5.1.3	Enregistrement et prétraitement des données EEG . . . . .	89
5.2	Analyse des données . . . . .	91
5.2.1	L'onde P300 . . . . .	91
5.2.2	L'onde de l'erreur . . . . .	93
5.3	Estimation du SNR des données réelles . . . . .	95
5.4	Traitement de données supplémentaires . . . . .	97
5.5	Conclusion . . . . .	97
	<b>Conclusion Générale</b>	<b>101</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>103</b>

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

**L**es 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. Ils ont été décrits pour la première fois par Samuel Sutton en 1964. Ils sont utilisés comme examen pour diagnostiquer des maladies psychiatriques et neurologiques chez un patient. 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 Supérieure de l'Aviation et l'Espace à Toulouse (France) a utilisée 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'avion) [1–3]. Le but de ces recherches est la mise au point 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 sophistiquées. 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'électrodes permet l'amélioration de la résolution de la représentation spatiale du cerveau appelée cartographie. Ces avancées dans le domaine de l'électronique ont permis également la mise au point de casques d'électrodes sans fils et d'électrodes actives équipées d'un amplificateur. Le progrès dans le domaine de l'informatique a permis, le développement et la mise en application de tests et de protocoles de stimulation plus complexes 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. L'un des objectifs du Brain-Computer Interfacing est de favoriser l'autonomie des personnes en situation d'handicap.

Les avancées de l'électronique ne suffisent pas à elles seules au développement et à la mise au point de ces applications, il est nécessaire d'utiliser des techniques de traitement du signal adaptées et sophistiquées. Le traitement des signaux potentiels évoqués cognitifs est un problème difficile en raison de leur non-stationnarité et de leurs faibles amplitudes (environ une dizaine de microvolts) par rapport à l'activité spontanée du cerveau, l'électroencéphalogramme (une centaine de microvolts). La variabilité des potentiels évoqués cognitifs au cours de l'enregistrement est due aux fluctuations de la concentration du sujet 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 enregistrés nécessaires à l'estimation de la moyenne des signaux. Ces méthodes présentent l'inconvénient d'utiliser la moyenne des signaux comme référence ou comme source d'information a priori sur les caractéristiques des signaux à débruiter.

Depuis la dernière décade, de nouvelles méthodes et techniques de traitement du signal ont été proposées afin d'améliorer le rapport signal sur bruit des essais individuels. Certaines de ces méthodes utilisent la transformée en ondelettes ; d'autres méthodes utilisent l'analyse en composantes indépendantes. Pour être efficace, la majorité de ces méthodes ont besoin d'information a priori ou utilisent la moyenne comme référence.

Dans ce travail, nous proposons une modélisation adaptative pour extraire les essais individuels du bruit. Cette méthode utilise un filtre adaptatif associé aux fonctions d'Hermite utilisées comme modèle. La morphologie des fonctions d'Hermite est très proche de la morphologie des potentiels évoqués. Les paramètres du modèle sont ajustés par l'algorithme du gradient stochastique dont le pas d'adaptation variable est plus adapté aux traitements et à la poursuite des fluctuations des signaux non-stationnaires tels que

les potentiels évoqués. La méthode proposée, basée sur le filtrage adaptatif répond aux contraintes d'application en temps réel imposées par les applications BCI. En plus du débruitage des signaux, la modélisation adaptative permet la compression du signal en remplaçant les échantillons par les paramètres du modèle.

Cette thèse est organisée en cinq chapitres :

- Dans un premier chapitre, nous présentons le système nerveux central et nous définissons les potentiels évoqués (PE) ainsi que le principe de leur acquisition.
- Un aperçu sur les différentes techniques de filtrage et d'estimation des potentiels évoqués sera présenté dans le chapitre 2.
- Le principe du filtrage adaptatif, du filtrage de Wiener, et des deux fameux algorithmes du gradient stochastique et des moindres carrés récursif sont décrits dans le chapitre 3. Ensuite, la modélisation adaptative basée sur le polynôme d'Hermite sera présentée.
- Les deux derniers chapitres sont consacrés aux résultats des simulations menées afin d'analyser les performances du modèle d'Hermite (chapitre 4) ainsi que la validation de la méthode sur des données réelles (chapitre 5).

## LE CERVEAU ET L'ACTIVITÉ CÉRÉBRALE

**L**a mesure de l'activité cérébrale chez l'homme est essentielle pour répondre aux questions concernant la relation entre cerveau et comportement. L'activité neuronale provient de cellules spécialisées dans le cerveau appelées neurones ayant des propriétés électriques. Lorsque les neurones sont excités, un changement se produit dans leur état électrique, ce qui génère des tensions qui peuvent être mesurées sur le cuir chevelu en tant que déviations de tension négatives et positives. La mesure de l'activité électrique du cerveau en plaçant des capteurs sur le cuir chevelu est appelée électroencéphalographie. Quelques notions générales nécessaires à la compréhension de cette activité sont présentées dans ce premier chapitre.

### 1.1 Système nerveux

Le système nerveux rassemble, communique et traite l'information de diverses parties du corps et assure que les changements internes et externes soient traités rapidement et avec précision. Le système nerveux est divisé en deux parties : le système nerveux central (SNC), composé de l'encéphale et de la moelle épinière, et le système nerveux périphérique (SNP), reliant le cerveau et la moelle épinière aux organes du corps et aux systèmes sensoriels. Les deux systèmes sont étroitement intégrés parce que l'entrée sensorielle du SNP est traitée par le SNC, et les réponses sont envoyées aux organes du corps via le SNP. Les nerfs qui transmettent des signaux au SNC sont appelés nerfs afférents ou, alternativement, sensitifs. Les nerfs qui transmettent des signaux du SNC sont

appelés nerfs efférents ou, alternativement, moteurs, car ces signaux peuvent provoquer des contractions musculaires.

Une autre division importante du système nerveux est basée sur sa fonctionnalité : le système nerveux somatique et le système nerveux autonome. Le système somatique comprend les nerfs qui contrôlent l'activité musculaire en réponse à des commandes conscientes. Le système nerveux autonome régule les activités corporelles qui sont au-delà du contrôle conscient, par exemple l'activité cardiaque et l'activité musculaire dans les organes internes tels que la vessie. Le système nerveux autonome se compose lui-même de deux sous-systèmes qui opèrent l'un contre l'autre : le système nerveux sympathique, qui domine lorsque l'activité physique est demandée, et le système nerveux parasympathique, qui domine pendant la relaxation. Ces deux sous-systèmes innervent les mêmes organes et agissent de manière à maintenir le bon équilibre de l'environnement des organes internes. Par exemple, pendant l'exercice physique ou quand un sujet éprouve la peur, le système sympathique fait augmenter la fréquence cardiaque tandis que le système parasympathique en diminue.

## **1.1.1 L'encéphale**

### **1.1.1.1 Le cerveau**

La structure du cerveau est familière à la plupart. La surface ridée du cerveau qui constitue la couche externe est appelée cortex cérébral (Figures 1.1(a) et 1.2(a)). La présence des circonvolutions (appelées aussi gyrus) fait que la surface du cortex cérébral soit plus grande, un caractère lié à l'intelligence : plus ces circonvolutions sont nombreuses et profondes plus on est intelligent.

Le cerveau est divisé en deux hémisphères : l'hémisphère gauche et l'hémisphère droit (Figure 1.1(a)). Des sillons plus accentués divisent chaque hémisphère en quatre lobes : le lobe frontal, le lobe pariétal, le lobe temporal et le lobe occipital (Figure 1.2(a)). En plus de ces quatre paires de lobes il y a aussi ce que l'on appelle le système limbique (Figure 1.1(b)).

### **1.1.1.2 Le cervelet**

Le cervelet est situé à l'arrière du cerveau, sous les lobes occipitaux et temporaux et est constitué de deux hémisphères (Figures 1.1(b) et 1.2(a)). Le cervelet reçoit des informations des systèmes sensoriels, de la moelle épinière et d'autres parties du cerveau.

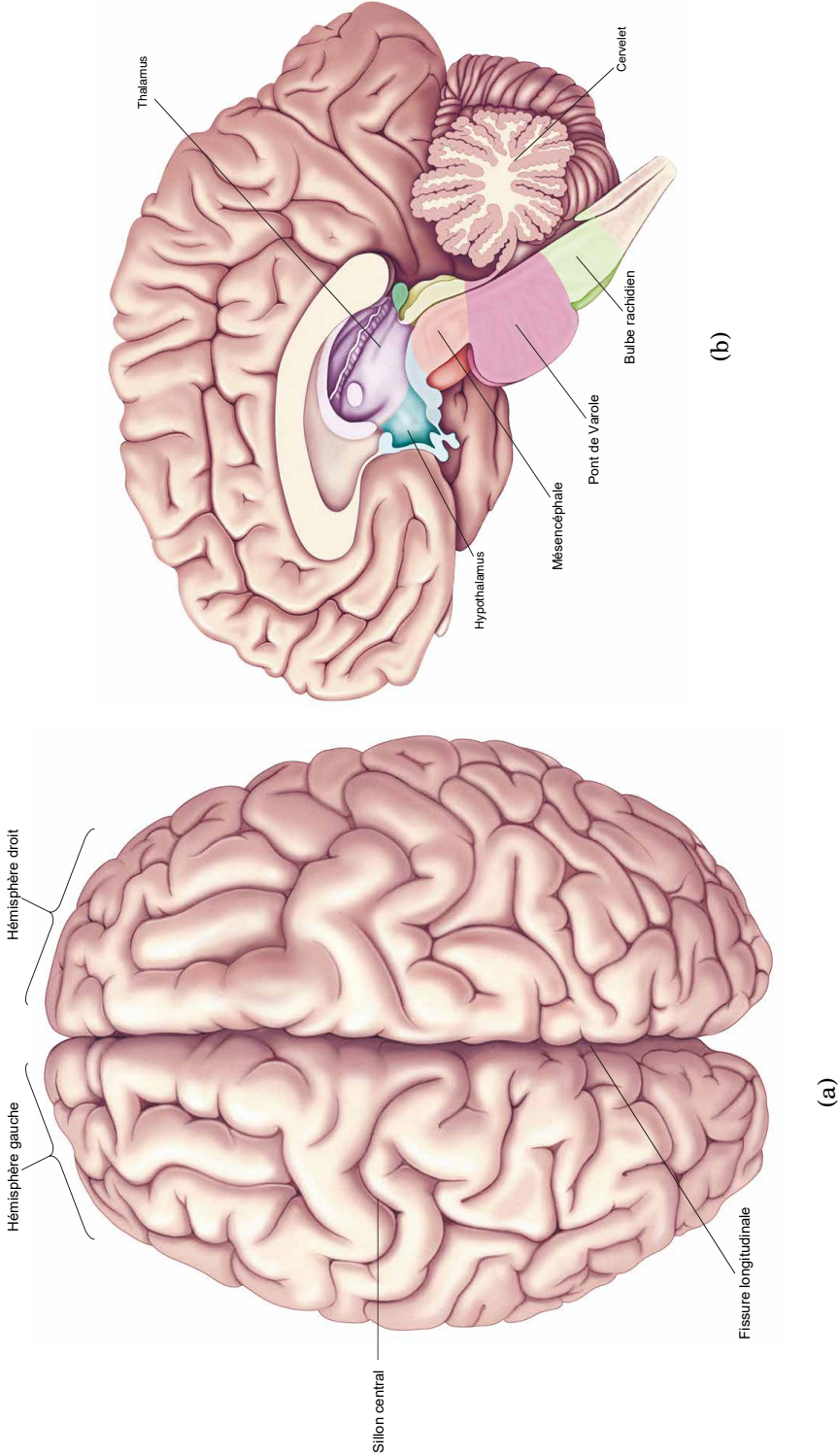


FIGURE 1.1 – Le cerveau humain. (a) Vue dorsale (b) Vue sagittale (adaptée à partir de [4]).



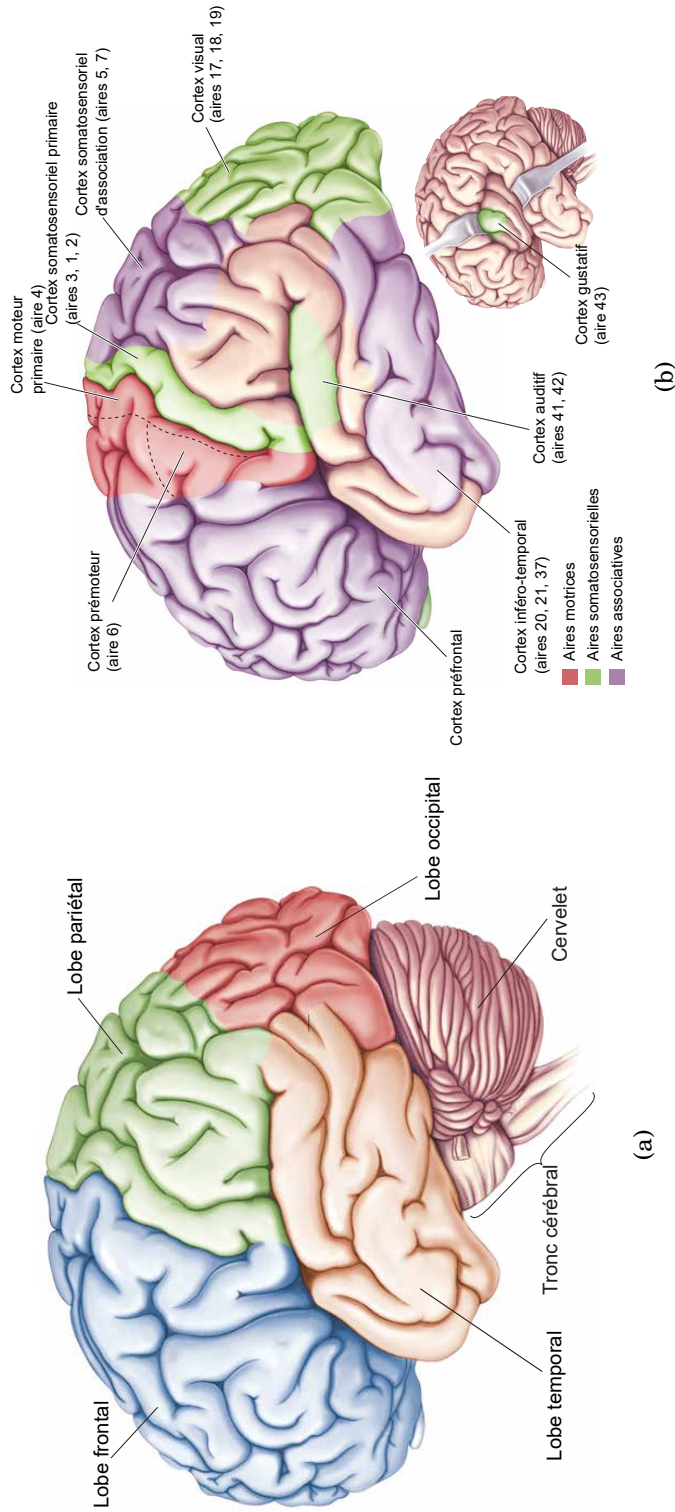


FIGURE 1.2 – La surface latérale du cerveau. (a) Les lobes cérébraux; (b) Les principales aires sensorielles, motrices et associatives du cortex (adaptée à partir de [4]).

**Encadré 1.1: Les lobes cérébraux**

**Les lobes frontaux :** C'est la plus grande structure du cerveau. Les lobes frontaux contiennent un certain nombre de sous-structures notamment le cortex préfrontal, le cortex prémoteur, et le cortex moteur. Ils sont liés à un grand nombre de troubles cognitifs (par exemple, la schizophrénie et le TDAH<sup>a</sup>). Une lésion au lobe frontal peut causer une paralysie, une incapacité à exprimer la langue, des sauts d'humeur, etc.

**Les lobes occipitaux :** Ils se situent à l'arrière de la tête. C'est l'aire visuelle primaire du cerveau. Ils reçoivent de la rétine différentes informations visuelles tels que l'orientation, le mouvement, et la couleur. Une lésion au niveau du lobe occipital peut entraîner l'incapacité à voir la couleur, le mouvement ou l'orientation. Elle peut engendrer la cécité ou des hallucinations visuelles.

**Les lobes pariétaux :** Le lobe pariétal joue un rôle important dans l'intégration des informations provenant des différentes modalités sensorielles (ouïe, vision) et somato-sensorielle (toucher, température, douleur). Il est impliqué dans la perception de l'espace et dans l'attention. Une lésion qui touche le lobe pariétal peut avoir des conséquences sur le comportement, sur l'orientation ou sur la capacité à localiser et à reconnaître les objets.

**Les lobes temporaux :** Ils comprennent un grand nombre de sous-structures. Le lobe temporal joue un rôle dans de multiples processus cognitifs tels que : la perception (ouïe, vision, odorat), le langage et la mémoire. La schizophrénie est étroitement liée à un dysfonctionnement du lobe temporal, ainsi que la maladie d'Alzheimer, les troubles de la parole et les troubles sociaux dans l'autisme. Une lésion dans cet endroit peut entraîner une perte de mémoire à long et à court termes, ou des déficits visuels (incapacité à reconnaître ce qu'on voit).

**le système limbique :** C'est un groupe de sous-structures du cerveau (à savoir : l'amygdale, l'hippocampe et l'hypothalamus) qui sont impliquées dans le traitement d'odeurs, la mémoire, les émotions et l'excitation sexuelle. Les dysfonctionnements d'un certain nombre de sous-structures du système limbique sont associés à la dépression.

<sup>a</sup>. Trouble de déficit de l'attention / hyperactivité

Le cervelet surveille et régule le comportement moteur, en particulier les mouvements automatiques (les mouvements involontaires). Il est aussi responsable de la coordination des mouvements volontaires, de l'équilibre et de la posture. Les personnes autistes ont parfois une démarche maladroite, un phénomène qui a été lié au cervelet. L'incapacité à marcher, les tremblements, ou la perte de la coordination peuvent être la conséquence d'une lésion au niveau du cervelet.

### 1.1.1.3 Le tronc cérébral

C'est une structure de l'encéphale qui se compose du mésencéphale, du pont de Varole et du bulbe rachidien (Figures 1.1(b) et 1.2(a)). Son prolongement constitue la moelle épinière. Il joue un rôle important dans le maintien de l'homéostasie en contrôlant les fonctions autonomes (température, respiration, rythme cardiaque, pression artérielle, etc.). Le tronc cérébral est très peu associé à des fonctions cognitives.

### 1.1.2 La moelle épinière

La moelle spinale, plus communément appelée moelle épinière, est la partie du système nerveux central qui se prolonge sous le tronc cérébral au niveau du bulbe rachidien. Elle est continue dans la colonne vertébrale qui la soutient et la protège. La moelle épinière assure trois fonctions majeures :

- véhicule les messages nerveux (descendants) du cerveau vers les différents organes.
- véhicule l'information sensorielle ascendante vers le cerveau.
- intervient dans certains réflexes.

## 1.2 Le neurone

Le SNC se compose de cellules nerveuses et de cellules gliales qui constituent un tissu de soutien pour le système nerveux. La cellule nerveuse est l'unité fonctionnelle du système nerveux qui communique l'information à partir et vers le cerveau. Toutes les cellules nerveuses sont appelées neurones bien que leur taille, leur forme et leur fonctionnalité puissent être très différentes.

Ces cellules nerveuses forment un réseau complexe qui s'étend sur tout l'organisme. Les neurones sont des cellules hautement spécialisées, excitables<sup>1</sup> et indépendantes les unes des autres. La transmission de l'information d'un neurone à un autre se fait à la synapse, une jonction où la partie terminale de l'axone entre en contact avec un autre neurone.

Un neurone archétype est constitué de trois grandes parties (Figure 1.3) :

**Le corps cellulaire** (ou soma) est le centre métabolique, il abrite le noyau et possède les mêmes organites que la majorité des cellules. Deux prolongements s'étendent du corps cellulaire : les dendrites et l'axone.

---

1. L'excitabilité du neurone est sa capacité à réagir à un stimulus. Elle se traduit par une inversion de son potentiel membranaire, ou ce que l'on appelle une dépolarisation.

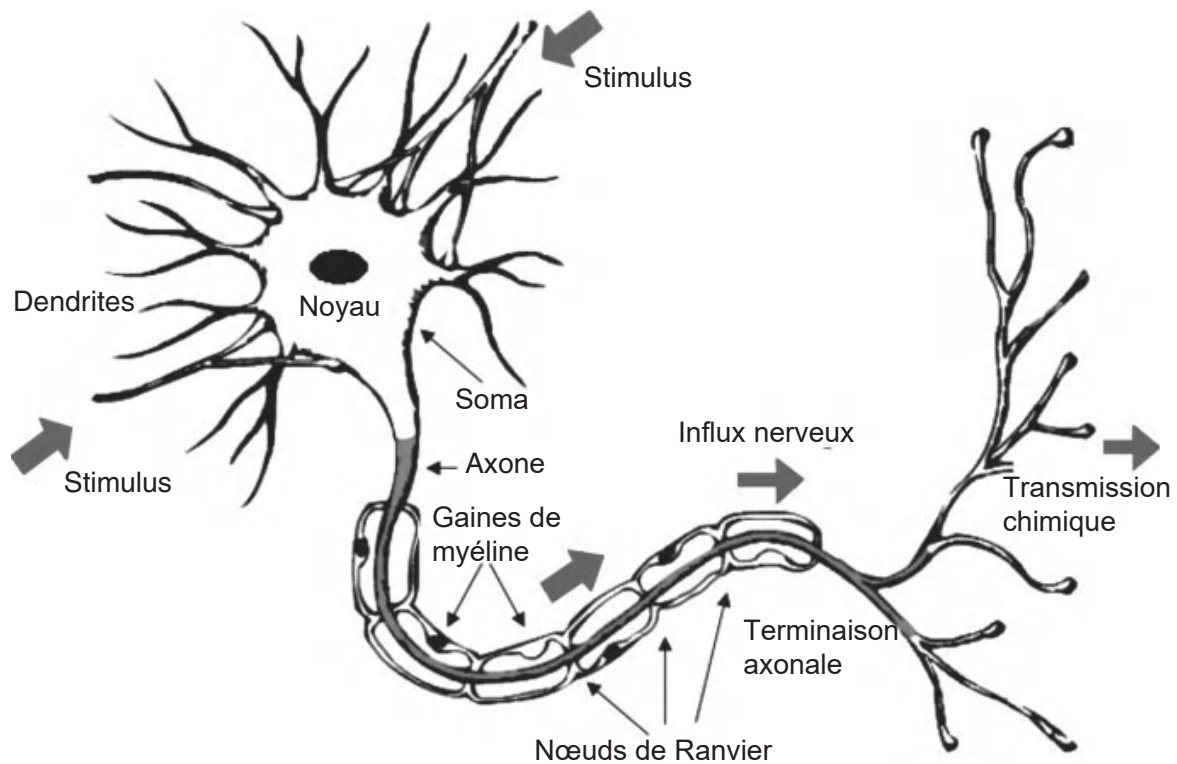


FIGURE 1.3 – La structure d'un neurone (adaptée à partir de [5])

**L'axone** est un prolongement qui peut atteindre un mètre de long. Il est la voie de sortie de l'information vers diverses parties du système nerveux. L'axone se termine par des fines ramifications appelées terminaisons présynaptiques. Dans ces terminaisons sont accumulés des neurotransmetteurs qui permettent le transfert de l'information aux dendrites du neurone postsynaptique.

**Les dendrites** sont les voies par lesquelles l'information arrive du neurone présynaptique. Ce sont des ramifications autour du corps cellulaire, elles peuvent se composer de plusieurs milliers de branches, chacune recevant un signal d'un autre neurone.

La myéline est une substance constituée principalement de lipides qui couvre certaines fibres nerveuses. Les cellules responsables de la formation de la myéline (oligodendrocytes dans le système nerveux central, et les cellules de Schwann dans le système nerveux périphérique) s'enroulent autour de la fibre nerveuse pour former ainsi une gaine isolante. Les sections de la fibre non couvertes sont appelées nœuds de Ranvier. Ces derniers quant à eux sont conducteurs.

La gaine de myéline permet d'accroître la vitesse de propagation de l'influx nerveux le

long de la fibre. Au niveau des fibres non-myélinisées, la propagation de l'influx nerveux se fait de proche en proche, elle est en revanche dite saltatoire sur les fibres myélinisées : l'influx nerveux saute d'un nœud de Ranvier à un autre, ce qui permet une propagation plus rapide.

### 1.2.1 Le potentiel de repos et le potentiel d'action

Un potentiel, dit potentiel de repos, avec une polarité négative peut être enregistré sous la membrane cellulaire du neurone. La membrane est dite polarisée avec la face intérieure chargée négativement et la face extérieure chargée positivement. Ce phénomène est lié à la différence de concentration ionique de part et d'autre de la membrane : concentration plus forte à l'extérieur des ions sodium  $Na^+$  ; concentration plus forte à l'intérieur des ions potassium  $K^+$ . À l'équilibre, lorsque la force du gradient électrique qui pousse à faire entrer les ions  $K^+$  dans la cellule est égale la force de gradient de concentration qui pousse à faire sortir les ions  $K^+$  de la cellule, la différence de potentiel est de  $-70$  mV.

Le potentiel d'action est le signal qui transmet l'information dans le système nerveux, il est aussi appelé un pic ou une impulsion nerveuse. Le potentiel d'action est une variation transitoire du potentiel membranaire suite à une stimulation, sa propagation le long de l'axone est unidirectionnelle, du soma aux dendrites, avec une intensité constante qui ne diminue pas avec la distance.

La figure 1.4 montre l'évolution d'un potentiel d'action pour un calmar géant. Pour un être humain, l'amplitude du PA est comprise entre environ  $-60$  et  $10$  mV. Pendant ce processus :

- I Lorsque les dendrites d'une cellule nerveuse reçoivent le stimulus, les canaux  $Na^+$  s'ouvriront. Si l'ouverture est suffisante pour conduire le potentiel intérieur de  $-70$  à  $-55$  mV, le processus se poursuit.
- II Dès que le seuil d'action est atteint, des canaux  $Na^+$  supplémentaires s'ouvrent. L'influx de  $Na^+$  entraîne l'intérieur de la membrane cellulaire jusqu'à environ  $+30$  mV. Le processus à ce point est appelé dépolarisation.
- III Puis les canaux  $Na^+$  se ferment et les canaux  $K^+$  s'ouvrent. Comme les canaux  $K^+$  sont beaucoup plus lents à ouvrir, la dépolarisation prend du temps à être achevée.
- IV Lorsque les canaux  $K^+$  sont ouverts, le potentiel membranaire revient vers la valeur repos : c'est la phase de repolarisation.

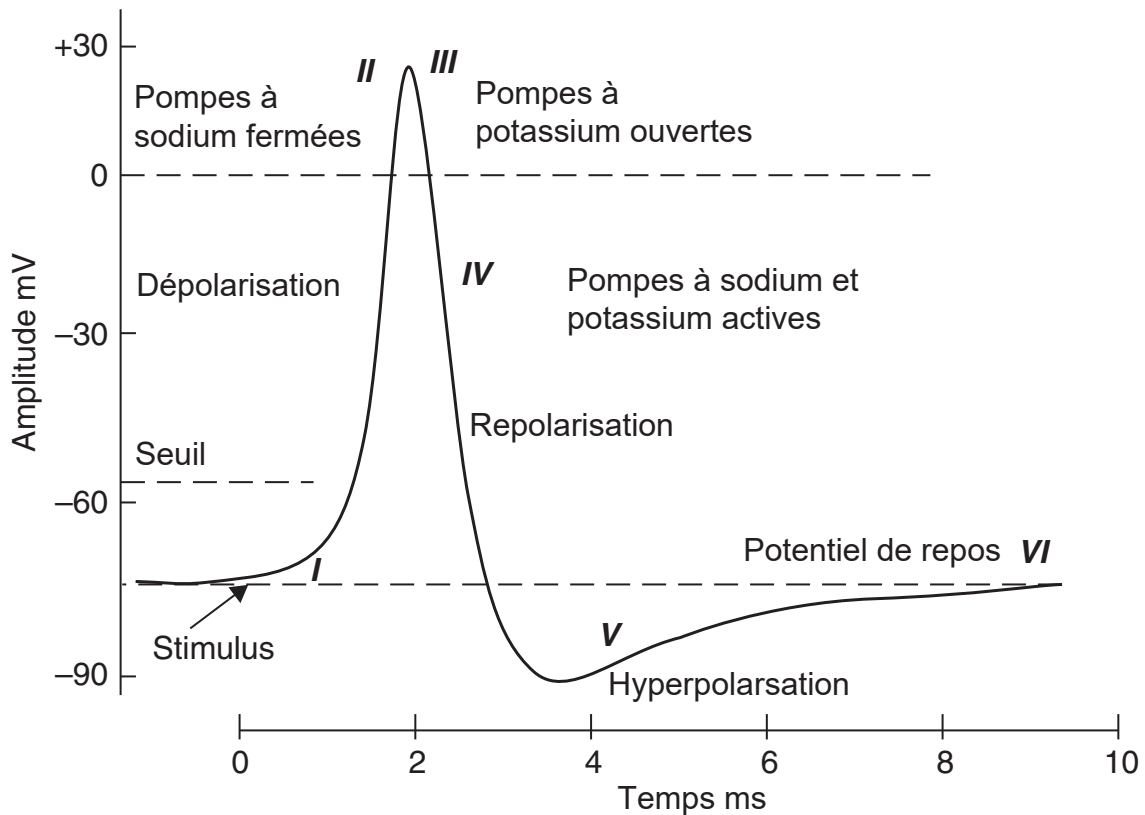


FIGURE 1.4 – Le potentiel d'action (potentiel de membrane) pour un calmar géant (adaptée à partir de [5]).

**V** La repolarisation dépasse généralement le potentiel de repos. C'est ce qu'on appelle l'hyperpolarisation et semble être contre-productif, mais réellement elle est important dans la transmission de l'information. L'hyperpolarisation empêche le neurone de recevoir un autre stimulus pendant ce temps, ou du moins soulève le seuil pour tout nouveau stimulus. L'importance de l'hyperpolarisation est de prévenir tout stimulus déjà envoyé vers l'axone de déclencher un autre potentiel d'action dans la direction opposée. En d'autres termes, l'hyperpolarisation assure que le signal se propage dans un seul sens.

**VI** Après l'hyperpolarisation, des pompes  $Na^+/K^+$  interviennent finalement pour ramener la membrane à son état de repos de -70 mV.

Contrairement à l'activité électrique mesurée sur le cuir chevelu, l'activité électrique se propageant le long de l'axone se manifeste sous la forme d'une série de potentiels d'action, toutes les formes d'onde ayant des amplitudes identiques. Cette caractéristique remarquable est expliquée par la propriété du "tout ou rien" du neurone qui indique

**Encadré 1.2: Maladies du cerveau**

**Schizophrénie :** La schizophrénie est caractérisée par une désorganisation des idées et du comportement, des hallucinations (le plus souvent auditives), un sentiment de persécution ou un repli autistique. Elle concerne 1% de la population mondiale.

**Autisme :** L'autisme est caractérisé par des problèmes cognitifs, des difficultés sociales, des comportements répétitifs, etc. Il concerne plus d'un enfant sur mille (autisme strict); voire plus de 6 sur mille (spectre autistique large).

**Parkinson :** La maladie de Parkinson est caractérisée par des tremblements, la lenteur, des problèmes d'équilibre, une rigidité musculaire. La maladie de Parkinson frappe près de 1% des plus de 60 ans et près de 3% des plus de 80 ans.

**Alzheimer :** La maladie d'Alzheimer est caractérisée par une amnésie, une confusion, des troubles de l'humeur, des émotions, du langage, une perte d'autonomie, etc. Elle concerne 1 à 10 % des individus de plus de 65 ans.

**Dépression :** La dépression peut être caractérisée par une perte d'intérêt et de plaisir, un sentiment de culpabilité, des troubles de sommeil, de l'appétit, une fatigue, des difficultés de concentration, etc. Elle concerne 3% de la population mondiale.

**AVC :** Les symptômes d'un Accident Vasculaire Cérébral (AVC) varient en fonction de la lésion (pertes de motricité, de sensibilité ou décès). On estime à 6,7 millions le nombre de décès imputables à un AVC (chiffres 2012).

Source : Science & Vie N°1133 Février 2012.

qu'un potentiel d'action est soit provoqué avec une amplitude fixe, soit il ne se produit pas du tout.

### 1.2.2 La transmission synaptique

Le transfert d'information d'un neurone à un autre se fait à des contacts fonctionnels appelés synapses. Le processus de transfert d'informations à une synapse est appelé transmission synaptique. Deux hypothèses pour expliquer la nature physique de la transmission : La première, qui explique la vitesse de transmission synaptique, est qu'il s'agit simplement d'un courant électrique circulant d'un neurone à l'autre. L'autre hypothèse est que des neurotransmetteurs chimiques transfèrent l'information d'un neurone à l'autre au niveau de la synapse.

Une synapse est la jonction spécialisée où une partie d'un neurone communique avec un autre neurone ou cellule (par exemple, une cellule musculaire). L'information circule



généralement dans une seule direction, d'un neurone à un neurone/cellule cible. Le premier neurone est dit présynaptique, et le neurone/cellule cible est dit post-synaptique.

Les synapses électriques sont relativement simples en structure et en fonction, et elles permettent le transfert direct du courant d'une cellule à l'autre. Les synapses électriques se produisent sur des sites spécialisés appelés jonctions gap<sup>2</sup>. Des jonctions gap se produisent entre les cellules dans presque chaque partie du corps et interconnectent de nombreuses cellules non-neuronales. Les jonctions gap permettent aux ions de passer directement du cytoplasme d'une cellule au cytoplasme de l'autre. La plupart des jonctions gap permettent au courant de passer dans les deux directions. Par conséquent, contrairement à la grande majorité des synapses chimiques, les synapses électriques sont bidirectionnelles. La transmission par les synapses électriques est très rapide. Ainsi, un potentiel d'action dans le neurone présynaptique peut produire, avec très peu de retard, un potentiel d'action dans le neurone postsynaptique.

La plus grande partie de la transmission synaptique dans le système nerveux humain est chimique. Le côté présynaptique de la synapse, également appelé élément présynaptique, est habituellement un terminal axonal. Le terminal contient typiquement des dizaines de vésicules synaptiques. Ces vésicules stockent un neurotransmetteur : le produit chimique utilisé pour communiquer avec le neurone postsynaptique.

Le côté postsynaptique contient les récepteurs qui convertissent le signal chimique intercellulaire (c'est-à-dire le neurotransmetteur) en un signal intracellulaire (c'est-à-dire un changement du potentiel de la membrane) dans la cellule postsynaptique. Le potentiel post-synaptique est soit Excitateur (PPSE), il crée une dépolarisation de la membrane formant ainsi un nouveau potentiel d'action, soit Inhibiteur (PPSI) : c'est une hyperpolarisation qui diminue l'excitabilité du neurone.

### 1.3 L'électroencéphalogramme

La première mesure de l'activité électrique du cerveau humain, sous la forme de variations de potentiel électrique à été réalisée pour la première fois par le neurophysiologiste et psychiatre allemand Hans Berger en 1924. Cette mesure a été réalisé en plaçant deux électrodes sur le cuir chevelu. L'enregistrement graphique de ces variations de potentiel électrique au cours du temps est appelé "l'électroencéphalogramme" (EEG).

---

2. Les jonctions gap sont des jonctions intercellulaires, formées par des protéines transmembranaires.



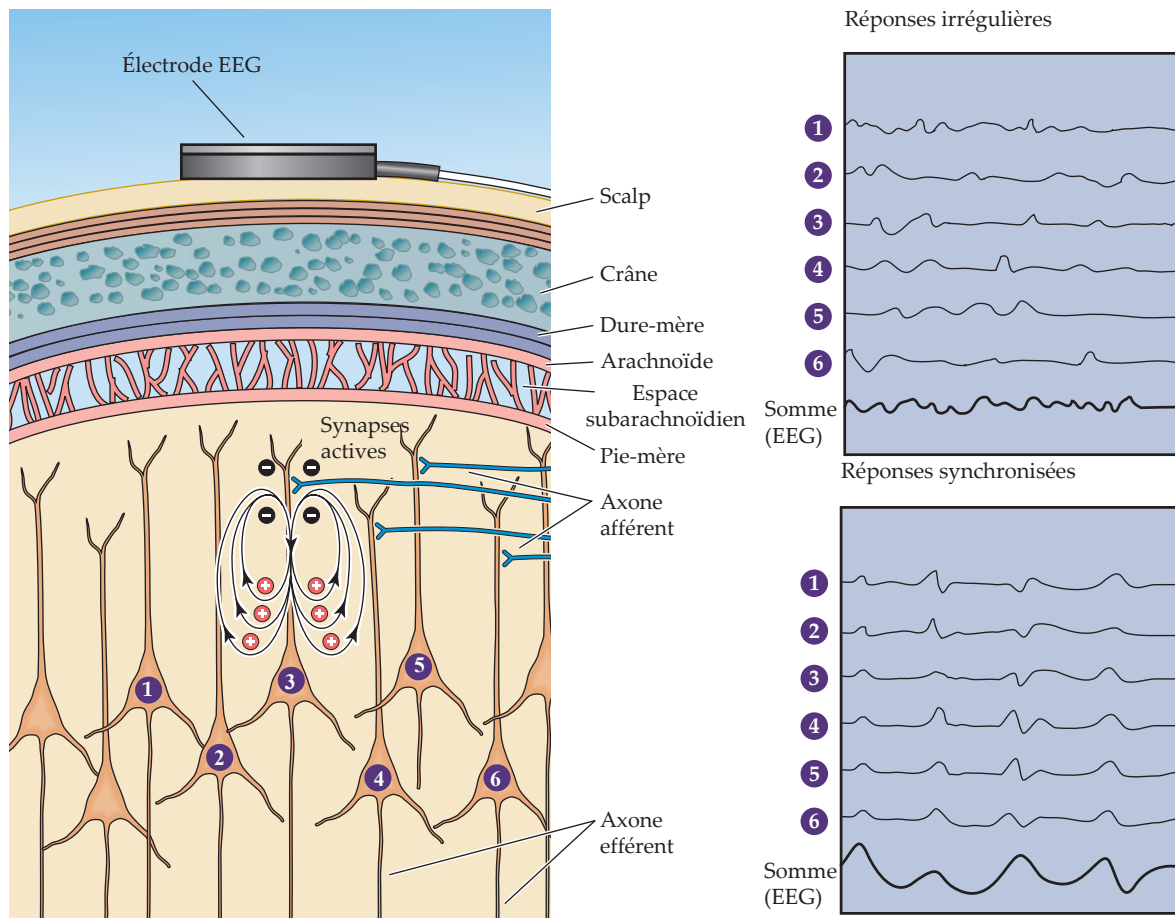


FIGURE 1.5 – Champs électriques générés par les courants synaptiques (adaptée à partir de [9]).

Cette activité est provoquée par le courant généré dans les neurones (Figure 1.5). L'EEG reflète l'activité électrique des neurones pendant l'exécution d'une activité physiologique, en situation pathologique ou normale, dans un état de veille ou de sommeil. L'EEG est utilisé pour diagnostiquer certaines affections neurologiques (en particulier les crises d'épilepsie) et à des fins de recherche (notamment pour étudier les stades du sommeil et les processus cognitifs pendant l'éveil) [5–8].

La plupart des études neurophysiologiques se sont accordées sur le fait que l'EEG reflète l'activité synchronisée de millions de cellules pyramidales corticales. Les cellules pyramidales constituent la majorité (80-90%) des neurones corticaux, avec certaines différences dans leur densité dans les différentes régions corticales. Leur forme allongée et leur orientation parallèle dans le cortex cérébral en font des générateurs idéaux de champs

électriques bien orientés. Bien que les changements de champ électrique d'un seul neurone pyramidal ne puissent pas être détectés à travers les couches de liquide rachidien cérébral, de peau, et du cuir chevelu qui séparent le tissu neuronal des électrodes, il est possible de mesurer l'activité électrique produite à un instant donné par des millions de neurones pyramidaux s'ils sont orientés dans la même direction. Ainsi, les variations de tension dipolaires induites par une activité postsynaptique excitatrice ou inhibitrice au niveau des dendrites sont mesurables à l'extérieur du cerveau (Figure 1.5).

Pour arriver aux électrodes du cuir chevelu, les courants générés par les cellules nerveuses doivent parcourir le tissu de la tête humaine. Ainsi, des courants relativement forts qui parcourent de petites distances vers le capteur sont bien représentés dans l'EEG humain. Cela favorise l'activité électro-corticale dans les neurones corticaux qui sont orientés parallèlement et proches de la surface du cuir chevelu, plutôt que celle des régions profondes du cerveau avec une orientation moins favorable [5, 7].

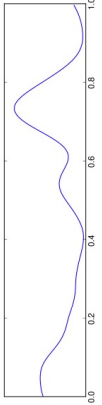
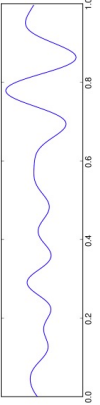
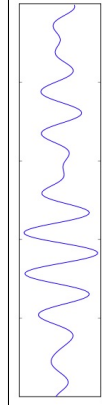
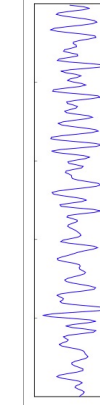
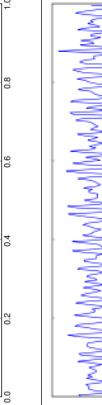
### 1.3.1 Rythmes cérébraux

L'EEG est constitué par la somme de plusieurs activités électriques oscillatoires appelées "rythmes" et caractérisés par leur bande de fréquence, leur morphologie, leur amplitude et leur répartition. Ils sont classiquement classés en cinq bandes de fréquences différentes. Les signaux enregistrés à partir du cuir chevelu ont, en général, des amplitudes allant de quelques microvolts à environ  $100 \mu V$  et des fréquences allant de 0,5 à 30-40 Hz. Les caractéristiques des rythmes sont brièvement résumées dans le tableau 1.1. Ces rythmes dépendent de l'activité du sujet et de son état mental. Ils sont stéréotypés d'un sujet à l'autre, ce qui permet d'affirmer leur normalité ou d'indiquer en quoi ils sont anormaux [8, 10, 11].

### 1.3.2 Activité électrique du cerveau

L'EEG est le reflet de l'activité cérébrale de fond en l'absence de toute stimulation ou activité mentale spécifique. En revanche, l'EEG ne se limite pas à cette activité globale. Des stimulations externes (son, lumière) ou internes (cognitives : prise de décision par exemple) peuvent avoir un effet sur cette activité. Il s'agit de réponses spécifiques appelées Potentiels Evoqués (PE).

Tableau 1.1 – Les différents rythmes cérébraux qui composent l'EEG

Rythme	Bande de fréquences <sup>a</sup>	Amplitude	Localisation	Rôle	
$\delta$	< 4 Hz	> 30 $\mu\text{V}$	-	Sommeil stades 3 et 4.	
$\theta$	4 – 7 Hz	20 $\mu\text{V}$	Temporale	Processus cognitif, Intégration sensorimotrice	
$\alpha$	8 – 13 Hz	25 – 75 $\mu\text{V}$	Pariéto-occipitale	Concentration mentale, Tâche sémantique	
$\beta$	14 – 30 Hz	< 20 $\mu\text{V}$	Frontale et centrale	Sommeil lent, sommeil paradoxal	
$\gamma$	> 30 Hz	< 20 $\mu\text{V}$	Centrale	Processus cognitif	

<sup>a</sup>. Les bandes de fréquences indiquées dans le tableau 1.1 sont quelque peu grossières, mais fournissent néanmoins une catégorisation cliniquement utile des différents rythmes.

Les potentiels évoqués sensoriels (ou exogènes) dépendent de la nature des stimulations sensorielles et on distingue : les potentiels évoqués visuels (PEV), les potentiels évoqués auditifs (PEA), les potentiels évoqués somesthésiques (PES), les potentiels évoqués olfactifs et les potentiels évoqués gustatifs. Alors que les deux derniers types relèvent plus des procédures de recherches, les potentiels évoqués sensoriels sont les plus utilisés dans le milieu clinique. Les potentiels évoqués endogènes ou cognitifs (PEC) ne dépendent pas de la nature physique de la stimulation. Les PEC, également appelés potentiels liés à l'événement (*Event-Related Potentials* ou *ERP*), représentent le traitement des stimulations auditives ou visuels par le cerveau.

Les PE sont des déflexions soit positives, représentées par la lettre P, tels que la P300, soit négatives, représentées par la lettre N, tels que la N400. Les chiffres indiquent le temps en millisecondes après la stimulation. L'amplitude et la latence des composantes apparaissant dans les 100 ms après le stimulus sont qualifiées d'exogènes et sont influencées par les attributs physiques des stimuli, tels que l'intensité, la modalité et la fréquence de présentation. D'autre part, les composants endogènes, tels que la P300, sont des réponses non-obligatoires aux stimuli et varient en amplitude, en latence et en répartition du cuir chevelu selon le paradigme et les activités mentales déclenchées par l'événement suscitant le PE. Ces composantes ne sont pas influencées par les attributs physiques des stimuli.

## 1.4 Techniques d'acquisition

Étant donné que les PE sont basés sur des enregistrements d'EEG, il est utile de considérer ce qui est connu sur les processus qui sont à la base des enregistrements EEG au niveau du cuir chevelu <sup>3</sup>.

### 1.4.1 Capteurs et enregistrements

Pour l'enregistrement de l'EEG, on utilise des capteurs communément appelés électrodes. Une électrode à la forme d'une petite pastille de quelques millimètres de rayon en argent chloruré (Figures 1.6(a) et 1.6(b)). Elle se fixe sur le scalp grâce un gel conducteur pour assurer un meilleur passage entre le milieu biologique et le milieu électronique.

---

3. L'activité cérébrale peut également être enregistrée en fixant les électrodes directement à la surface du cortex ; cet enregistrement invasif est nommé un électrocorticogramme (ECoG).

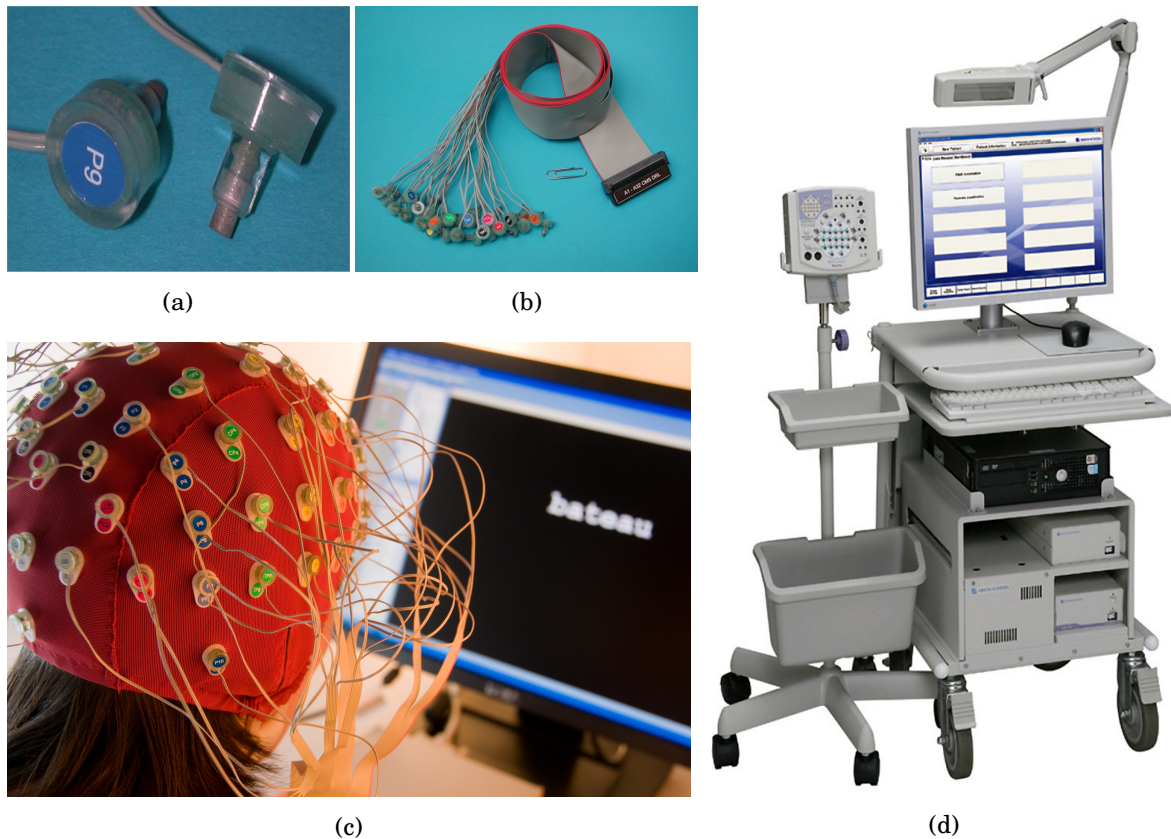


FIGURE 1.6 – Système d'acquisition. (a) et (b) Exemples d'électrodes, (c) casque d'électrodes, (d) et un système d'acquisition de la marque Nihon Kohden. (Source : [www.biosemi.com](http://www.biosemi.com) et [www.nihonkohden.com](http://www.nihonkohden.com)).

L'électrode permet la transduction d'une conduction ionique en une conduction électronique vers les amplificateurs et l'ordinateur de stockage après numérisation de l'EEG. Le courant sera d'autant plus important que la résistance de l'interface électrode-scalp sera faible. Les neurophysiologistes s'efforcent d'atteindre des valeurs de résistance par électrode inférieure à  $5000 \Omega$ . Au début de l'utilisation de la technique de l'EEG, les neurophysiologistes ont utilisés trois électrodes (capteurs). Une électrode est placée sur l'air frontal, une deuxième électrode est placée sur l'air central et la troisième électrode est placée sur l'air pariétal. Trois électrodes s'avèrent insuffisantes pour analyser de manière fine l'activité cérébrale. Afin d'améliorer l'analyse de l'activité cérébrale, Herbert H. Jasper en 1958 a proposé et introduit le système 10-20. Les électrodes sont numérotées et placées à des emplacements bien précis, les électrodes impaires à gauche et les électrodes paires à droite. Le système proposé par le docteur Jasper fait figure de norme internationale. Ce système a permis aux neurologues et neurophysiologistes du monde

entier de comparer les résultats de leurs études.

Le système international 10-20 (ou le système 10-20) est le système le plus utilisé pour décrire et appliquer la localisation des électrodes sur le cuir chevelu dans le cadre d'une expérience ou d'un test EEG. Cette méthode a été développée pour assurer une reproductibilité normalisée afin que les enregistrements d'un même sujet puissent être comparés au fil du temps et que différents sujets puissent être comparés entre eux.

Les positions sont déterminées comme suit : les deux points de référence sont le nasion, qui est le creux au sommet du nez, au niveau des yeux ; et l'inion, qui est le morceau osseux à la base du crâne sur la ligne médiane à l'arrière de la tête. À partir de ces points, les périmètres du crâne sont mesurés dans les plans transversal et médian. Les emplacements des électrodes sont déterminés en divisant ces périmètres en intervalles de 10% et de 20%, d'où son appellation (Figures 1.7.(a) 1.7.(b)).

Chaque position a une lettre pour identifier le lobe et un numéro pour identifier l'emplacement de l'hémisphère. Les lettres **F**, **T**, **P** et **O** représentent respectivement les lobes frontaux, temporaux, pariétaux et occipitaux. Il n'y a pas de lobe central, la lettre **C** est utilisée uniquement à des fins d'identification. Les nombres pairs **2**, **4**, **6**, **8** font références aux positions des électrodes sur l'hémisphère droit, tandis que les nombres impairs **1**, **3**, **5**, **7** se rapportent à ceux de l'hémisphère gauche. Un **z** (zéro) réfère à une électrode placée sur la ligne médiane. En plus de ces combinaisons, les codes de lettres **A**, **Pg** et **Fp** identifient respectivement les sites des oreilles, du nasopharynx et du pôle frontale.

L'enregistrement de l'EEG avec une meilleure résolution se fait en ajoutant des électrodes supplémentaires. Ces électrodes supplémentaires sont placées dans des positions intermédiaires à l'aide de la division 10% entre les électrodes du système 10-20. (Figure 1.7.(c)). Ce système utilise **1**, **3**, **5**, **7**, **9** pour l'hémisphère gauche (**2**, **4**, **6**, **8**, **10** pour l'hémisphère droit) qui représentent respectivement 10%, 20%, 30%, 40%, 50% de la distance inion-à-nasion. L'introduction de lettres codes supplémentaires permet de nommer les sites d'électrodes intermédiaires. Notez que ces nouveaux codes de lettre ne se réfèrent pas nécessairement à une zone sur le cortex cérébral sous-jacent. Les nouveaux codes de lettre pour les sites intermédiaires sont :



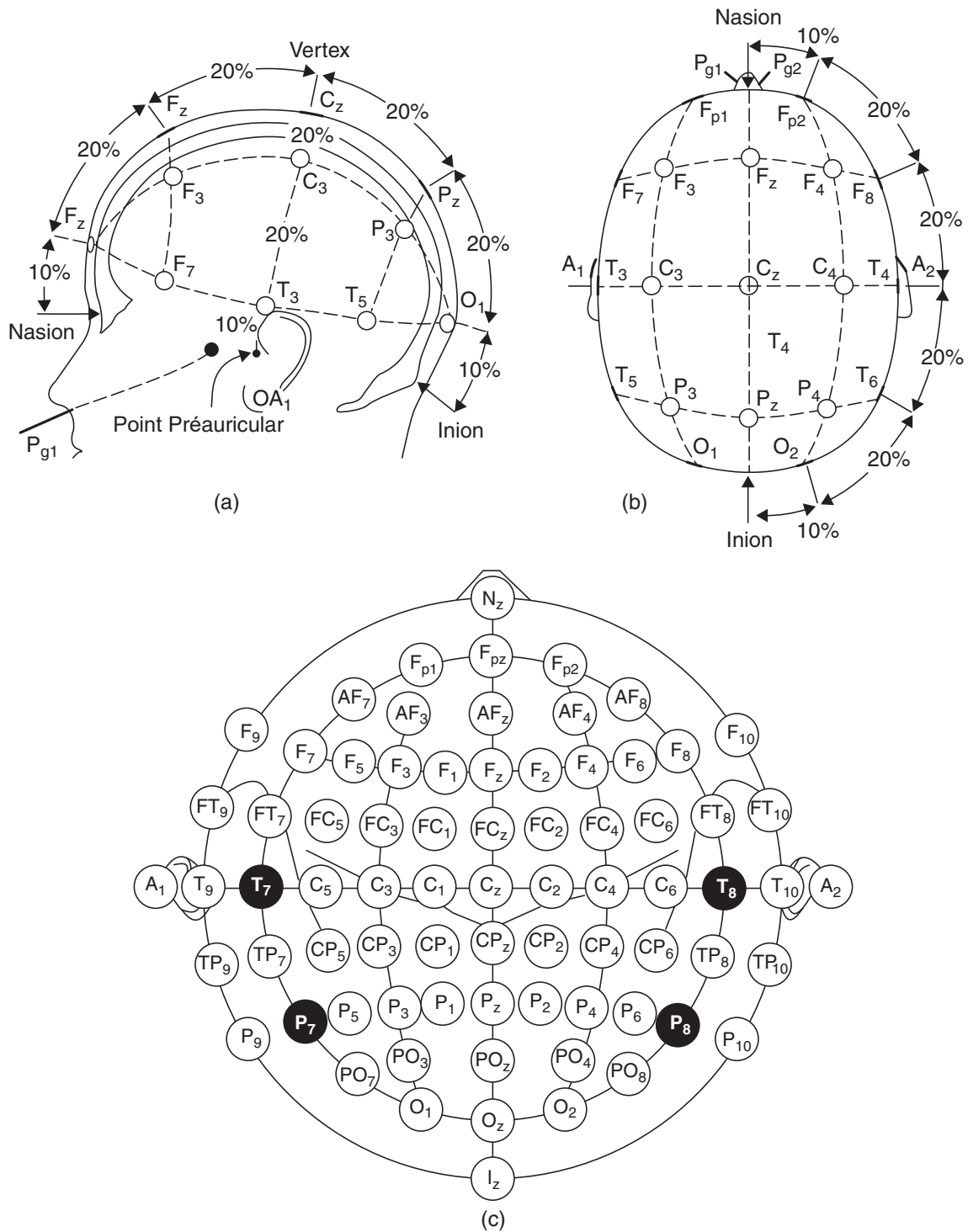


FIGURE 1.7 – Représentation schématique de la configuration d'électrodes pour le système 10-20 à 75 électrodes incluant les électrodes de référence ; (A) et (b) représentent les mesures tridimensionnelles et (c) indique une vue en deux dimensions de la configuration (adaptée à partir de [5]).

- **AF** - intermédiaire entre **Fp** et **F**;
- **FC** - intermédiaire entre **F** et **C**;
- **FT** - intermédiaire entre **F** et **T**;
- **CP** - intermédiaire entre **C** et **P**;
- **TP** - intermédiaire entre **T** et **P**;
- **PO** - intermédiaire entre **P** et **O**.

En outre, ce système renomme quatre points du système 10-20 : **T3**, **T4**, **T5** et **T6** en **T7**, **T8**, **P7** et **P8** respectivement. Ces électrodes sont dessinées en noir avec un texte blanc dans la figure 1.7.(c).

Les mesures EEG/PE sont habituellement effectuées dans une chambre ou une pièce expérimentale protégée des champs électriques extérieurs par une cage de Farady. Au cours de la procédure d'enregistrement, les participants sont encouragés à éviter les mouvements oculaires et corporels, car ils produisent de forts signaux nuisibles (artefacts). Une session d'enregistrement typique comprend les étapes suivantes :

1. le participant donne son consentement écrit pour faire partie de l'étude;
2. les capteurs sont placés sur le cuir chevelu et les impédances sont mesurées (une mesure de la résistance entre le capteur et l'activité neurale);
3. les paramètres sont choisis pour le filtrage, la numérisation et, finalement, l'enregistrement des données;
4. les artefacts sont supprimés des données hors ligne (c'est-à-dire, après la session d'enregistrement);
5. les segments de temps significatifs sont choisis parmi les données et la moyenne est calculée pour produire le PE.

L'EEG est une technique fiable, non-invasive et totalement indolore avec un minimum d'inconfort pour le sujet ou le participant humain. Au cours des dernières décennies, l'application de capteurs sur le cuir chevelu est devenue plus confortable avec des innovations techniques telles que des casques d'électrodes, qui peuvent contenir des centaines de capteurs (Figure 1.6(d)).

Étant donné que la tension n'est qu'une mesure relative, c'est-à-dire une différence de potentiel électrique qui existe entre deux sites, la tension EEG à n'importe quel capteur spécifique est toujours mesurée par rapport à un site de référence. Un montage de référence souvent utilisé dans la recherche PE est la référence commune, dans laquelle chacune des électrodes d'enregistrement mesure le gradient de tension par rapport à une



électrode de référence commune. L'emplacement de l'électrode de référence commune est essentiel à l'interprétation de la répartition des tensions mesurées sur le cuir chevelu, avec la recommandation de placer la référence sur un site "silencieux" d'un point de vue électro-cortical, permettant une estimation de l'activité neurale à chacun des emplacements des capteurs. Ainsi, des régions éloignées et vraisemblablement "silencieuses" électriquement ont été utilisées comme sites de référence : le bout du nez, l'avant du front ou les lobes des oreilles.

Néanmoins, les courants crâniens et les sources non crâniennes (l'activité musculaire par exemple) peuvent affecter le flux électrique de ces sites et fausser la tension mesurée. Alternativement, l'EEG peut être enregistré à l'aide d'un des capteurs sur le cuir chevelu lui-même en tant que site de référence pendant l'enregistrement, et ensuite calculer une référence moyenne hors ligne comme la moyenne de toutes les électrodes. L'utilisation de cette référence évite les biais en raison de l'emplacement de référence spécifique, mais nécessite une couverture étendue sur l'ensemble de la tête pour des estimations précises. Quelle que soit la référence utilisée, il est important de se rendre compte que cela peut affecter considérablement la latence et la forme d'onde finale du PE.

#### **1.4.2 Amplification, filtrage et fréquence d'échantillonnage**

En plus de la sélection d'un site de l'électrode de référence, d'autres variables affectent la qualité et l'apparence du PE pendant (et après) l'enregistrement. La tension mesurée à chaque électrode est généralement amplifiée pour augmenter l'amplitude de l'EEG par des facteurs de plusieurs milliers. Lors d'un enregistrement EEG, les neurophysiologistes s'efforcent à atteindre une valeur d'impédance électrode-peau inférieure à  $5000 \Omega$ , ce qui peut être mesuré après l'application des capteurs sur la tête. Les développements récents dans le domaine de l'instrumentation médicale spécialisée dans l'enregistrement de l'EEG comprennent la création d'amplificateurs à impédance très élevée, pour une meilleure adaptation d'impédance entre l'électrode et l'amplificateur ce qui permet une transmission du signal sans atténuation.

Des filtres sont également utilisés (pendant et après l'enregistrement) pour supprimer davantage le bruit indésirable qui n'est pas éliminé par le moyennage du signal. Le filtrage est particulièrement efficace si les signaux désirés (ou les signaux indésirables) sont caractérisés par une certaine fréquence, par exemple, un bruit de ligne AC à 50/60 Hz. La sélection de filtres pour réduire le bruit dans des bandes de fréquences spécifiques

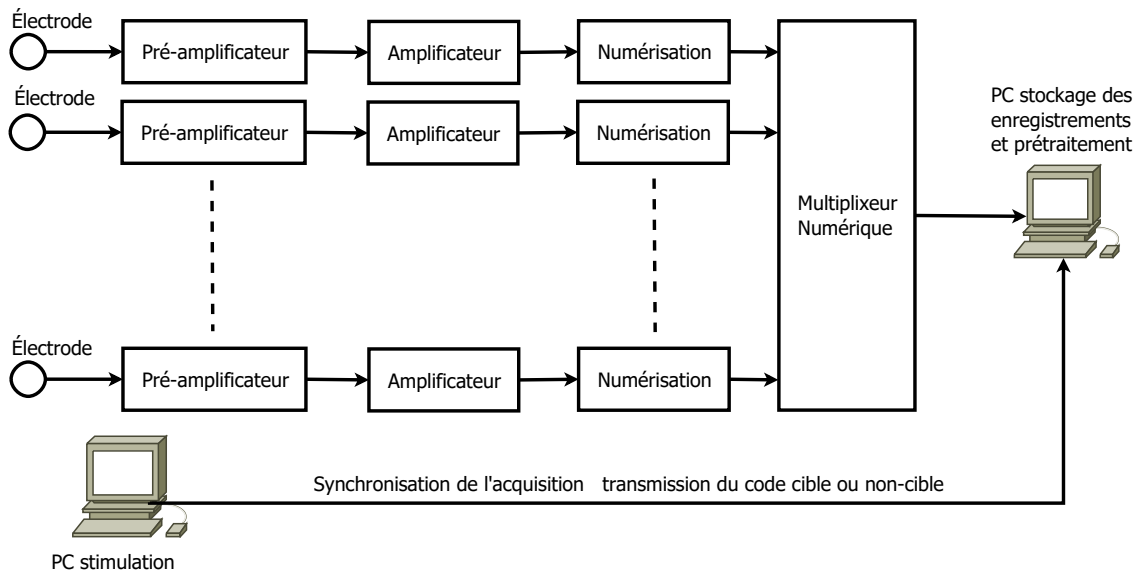


FIGURE 1.8 – Schéma d'acquisition des données EEG/PE

affectera grandement le PE résultant. Ainsi, des filtres qui limitent le contenu spectral du signal affectent la présence ou l'absence des fluctuations lentes ou rapides dans le PE final.

Le signaux recueillis par une électrode placée sur le scalp est un signal analogique de faible amplitude de quelques micro-Volts. Pour le stocker dans la mémoire de l'ordinateur, il doit d'abord être amplifié et ensuite numérisé par un convertisseur analogique-numérique. Chaque échantillon du signal prélevé est codé sur 24 bits signé. La résolution de la conversion analogique-numérique est de 31,25 nV. La chaîne d'amplification est composée d'un pré-amplificateur et d'un amplificateur (Figure 1.8). Pour la plupart des applications, une fréquence d'échantillonnage de 250 Hz permet une reconstruction fidèle du PE. L'utilisation d'une fréquence d'échantillonnage de 250 Hz signifie également que l'activité cérébrale sera surveillée tous les 4 ms (prélever un échantillon tous les 4 ms), offrant une bonne résolution temporelle.

### 1.4.3 Contrôle et rejet des artefacts

Une fois l'EEG numérisé et enregistré, plusieurs sources de bruit peuvent encore être présentes dans le signal, quel que soit le filtrage. L'activité électrique étrangère qui conduit à des artefacts dans l'EEG mesuré comprend le clignement des yeux, les

mouvements des yeux, l'activité musculaire, le bruit électromagnétique externe, la transpiration et les potentiels du rythme cardiaque. Ces artefacts peuvent souvent être identifiés dans un processus d'inspection visuelle, et sont éliminés ou corrigés par des algorithmes appropriés [12, 13]. Dans les approches traditionnelles de la correction des artefacts, les segments EEG contenant des artefacts sont complètement supprimés ce qui peut entraîner une importante perte de données. Le rejet des artefacts se fait généralement en inspectant visuellement l'EEG ou en utilisant une méthode de détection automatique [14]. Des méthodes plus récentes tentent de conserver la plus grande partie des données enregistrées en éliminant les artefacts (par exemple, le clignement des yeux) tout en conservant le phénomène neurologique associé intact. Parmi ces méthodes, l'analyse en composantes indépendantes (ICA) est largement la plus utilisée [15, 16].

#### 1.4.4 Segmentation et moyenne

Les déflexions positives et négatives associées à un PE spécifique sont généralement assez petites et sont noyées dans l'activité EEG de fond qui n'est pas liée dans le temps à un événement (stimulus). Comme indiqué précédemment, un moyen simple de réduire la contribution de l'activité EEG est de calculer la moyenne de l'ensemble des segments EEG enregistrés. L'activité aléatoire non liée au stimulus s'annule en fonction du nombre d'essais inclus dans la moyenne : un grand nombre d'essais entraîne une plus grande suppression de l'activité EEG de fond. Selon la taille de PE d'intérêt, les recommandations pour le nombre d'essais nécessaires pour extraire des PE significatifs vont de quelques dizaines d'essais (pour extraire les réponses visuelles) à des milliers d'essais (par exemple, pour extraire la réponse de tronc cérébral à des sons spécifiques).

Lors du moyennage, les segments sélectionnés de l'EEG comprennent une période de référence qui se produit juste avant l'événement cible (par exemple, 100 ou 200 ms) et une durée variable après l'événement (par exemple, 1000 ou 2000 ms). Après le moyennage de plusieurs essais, le PE représente la partie du signal dans chaque essai qui est verrouillée dans le temps et verrouillée en phase avec l'événement, ce qui signifie que les pics et les creux dans la forme d'onde résultante ont tendance à se produire en même temps et avec la même tension (positive ou négative) sur la plupart des essais. La forme d'onde résultante du PE est constituée d'une séquence de déflexions de tension positives et négatives, qui varient en latence, en amplitude et en répartition topographique à travers le cuir chevelu.

## 1.5 Les potentiels évoqués

Les PE ou les potentiels liés à l'événement sont définis comme la modifications de l'activité EEG de fond suivant (ou précédant) l'apparition d'un événement cible (un mot, une image, un son ou un autre stimulus sensoriel visuel, auditif ou somesthésique), suite à l'apparition d'un stimulus qui suggère la préparation ou l'exécution d'une activité motrice (par l'action sur un bouton-poussoir ou une touche d'un clavier), et même après une réponse d'effectuer des opérations mentales cachées (par exemple, anticipation ou prise de décision). Historiquement, les PE ont été utilisés comme indices de phénomènes psychologiques allant de la perception et l'attention à l'émotion et la mémoire [7].

Un PE est généralement obtenu en calculant la moyenne de plusieurs segments temporels (appelés essais) extraits de l'EEG enregistré sur le scalp. Chaque essai contient un segment pré-stimulus et un segment post-stimulus. En calculant la moyenne de l'activité EEG sur de nombreux essais, on obtient des fluctuations de la tension cérébrale, qui est la réponse à l'évènement extérieur ou le stimulus. Le moyennage des essais est essentielle à la fois parce que l'EEG est affecté par le bruit et parce que l'amplitude des signaux PE individuels est à l'échelle de quelques microvolts ( $\mu V$ ), alors que l'EEG implique des fluctuations de tension pouvant atteindre 100  $\mu V$  de grandeur [5, 7, 8].

Les composantes du PE moyen sont supposées refléter les processus mentaux qui contribuent à sa génération, et la séquence des composants observés qui caractérisent un PE pour une stimulation donnée est souvent divisée en composantes obligatoires précoces et composantes tardives. Les composantes évoquées précoces sont fortement affectées par les propriétés de stimulation physique, telles que l'intensité ou la durée du stimulus. Les chercheurs se sont souvent référés à ces déflexions précoces comme des "potentiels exogènes" afin de décrire l'activité neurale fortement liée aux propriétés de la stimulation, par rapport aux processus psychologiques "endogènes" qui affectent plus fortement les composantes PE tardives. Actuellement, plutôt que de faire une distinction forte entre potentiels exogènes et potentiels endogènes, les PE sont pris pour refléter les processus précoces et le processus tardifs qui suivent le début d'un événement cible [17–19].

Les déflexions positives et négatives prononcées d'un PE qui sont fiables dans un contexte expérimental spécifique sont souvent appelées composantes et sont typiquement étiquetées par des paires de lettres et de nombres indiquant leur polarité et leur position

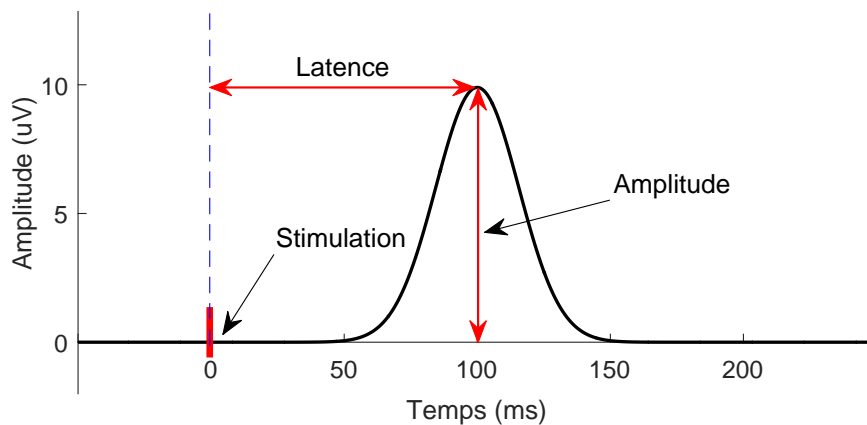


FIGURE 1.9 – Les définition de la latence et de l'amplitude des PE dans un seul essai.

temporelle. Par exemple, N1 fait référence au premier pic négatif, alors que P2 est le deuxième pic positif. Historiquement, l'indice numérique reflète la latence temporelle d'un composant en millisecondes plutôt que sa position temporelle, mais au cours des dernières années, on préfère l'étiquetage d'une composante PE par sa position temporelle (par exemple, 1, 2, 3), car le temps spécifique d'une composante peut varier considérablement selon le contexte expérimental. Ainsi, par exemple, une composante PE classique à l'origine étiquetée "P300" (c'est-à-dire un pic positif à 300 ms après le déclenchement du stimulus) est également appelée la composante "P3" [7].

Plusieurs paramètres sont considérés lors de l'enregistrement du potentiel évoqué : la durée des traces, le nombre de traces et le rythme de présentation des stimuli. Le PE est analysé selon trois critères (Figure 1.9) : sa morphologie (nombre de composantes, symétrie, etc.), sa latence (il s'agit du délai après la stimulation auquel apparaît une onde du potentiel. La latence de l'onde est alors calculée au maximum d'amplitude de celle-ci<sup>4</sup>) et son amplitude. Un PE est interprété comme anormal s'il présente des formes d'ondes ayant une latence allongée, une amplitude atténuée ou l'absence totale d'une composante.

### 1.5.1 Potentiel évoqué visuel

Les potentiels évoqués visuels sont utilisées pour évaluer les voies de conduction visuelle de l'œil jusqu'au cortex visuel. De nombreux types de stimulation visuelle peuvent provoquer un PEV, mais certains suscitent des réponses plus fiables. Une simulation

4. La latence de culmination d'une onde peut varier d'un essai à un autre (effet "jitter").

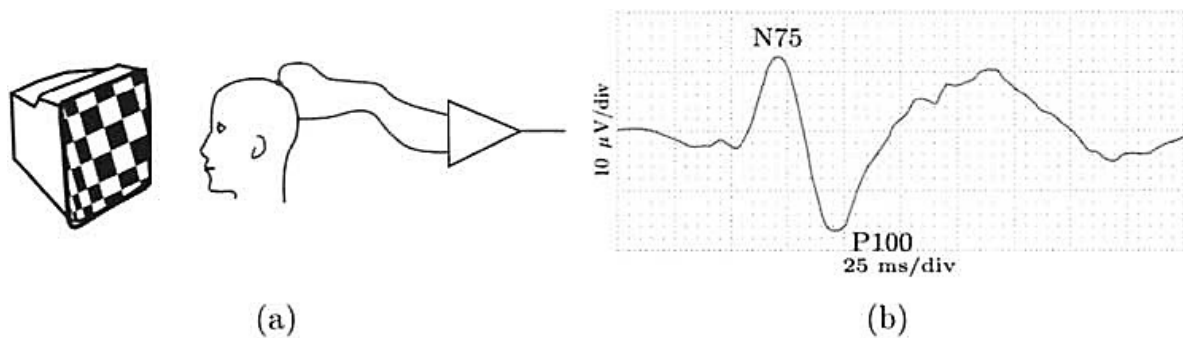


FIGURE 1.10 – Potentiel évoqué visuel. (a) Configuration d’enregistrement où l’inversion de motif est utilisée comme méthode de stimulation et (b) morphologie PEV typique [8].

structurée (le plus souvent par l’inversion d’un damier) est la plus utilisée en clinique. Les stimuli non structurés (par exemple, la stimulation par flash lumineux simple) provoquent aussi un PEV, mais le manque de morphologie cohérente a rendu cette technique moins utile sur le plan clinique, par rapport aux PEV à simulation structurée [20].

Une forme d’onde la plus typique d’un PEV par inversion d’un damier est la P100 (Figure 1.10), générée dans le cortex visuel et enregistrée sur le lobe occipital. La P100 est un pic positif avec une latence moyenne d’environ 100 ms. Il existe également des ondes négatives précoces et tardives (N75 et N145). Le canal d’enregistrement relie habituellement les électrodes occipitales à l’oreille ou aux électrodes frontales. Généralement, une centaine d’essais est suffisante pour obtenir un SNR adéquat avec la méthode de moyennage classique [8, 20].

Le PEV dépend de la luminance et du contraste du damier noir et blanc. Il est également sensible à l’inattention et à la somnolence. Si un individu ne maintient pas le regard fixe sur le stimulus, le PEV sera atténué. La P100 est modifiée par la taille du champ visuel et dépend de l’angle visuel de l’écran de stimulation [7, 8, 17, 20].

La P100 est modifiée par certaines pathologies au cours de la voie visuelle. Bien qu’elle ne soit pas utilisée pour évaluer cliniquement les pathologies oculaires, le PEV sera modifié par des opacités cornéennes importantes, des cataractes denses et des maladies rétiniennes affectant la macula<sup>5</sup>. Le plus souvent, le PEV est utilisé pour évaluer la fonction du nerf optique.

5. La macula est une légère fossette située au centre de la rétine : c’est à cet endroit que l’acuité visuelle est maximale.

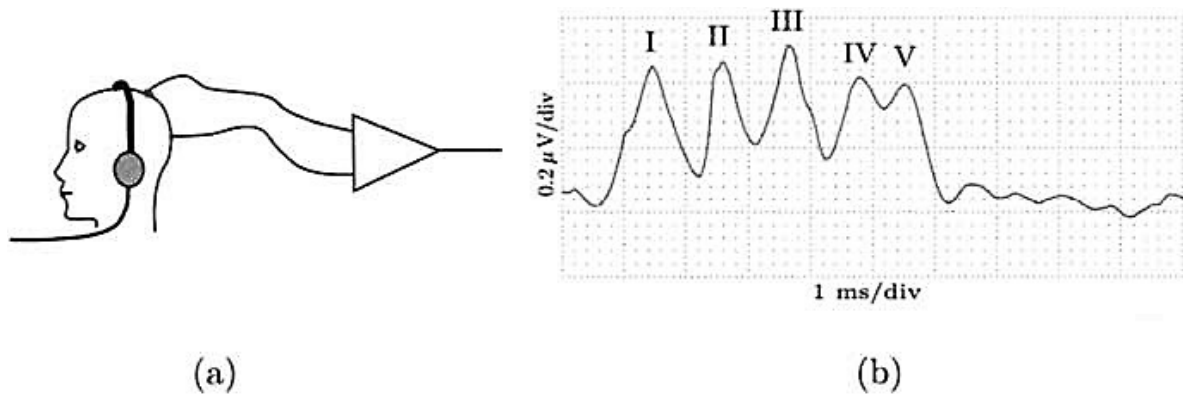


FIGURE 1.11 – Potentiel évoqué auditif. (a) Configuration de l'enregistrement et (b) morphologie typique d'un potentiel évoqué auditif du tronc cérébral [8].

### 1.5.2 Potentiel évoqué auditif

Un potentiel évoqué auditif (PEA) est un potentiel évoqué causé par un stimulus auditif (un son) et reflètent l'activité électrique des voies auditives. Selon le temps d'analyse, on distingue trois types de PEA [18] :

**0 à 10 ms** les potentiels évoqués auditifs précoces (PEAp) ou de courte latence (appelés aussi potentiels évoqués auditifs du tronc cérébral).

**10 à 60 ms** potentiels évoqués auditifs de latence moyenne (PEALM).

**60 à 600 ms** potentiels évoqués auditifs tardifs ou de longue latence.

Les signaux sont recueillis sur : une voie (Cz ou Fz) pour les PEA<sub>p</sub>, deux voies au minimum (F3 et F4) pour les PEALM et sur quatre voies au minimum (M1, M2, F3 et F4) pour les PEA tardifs. Entre 1500 et 2000 stimulations sont nécessaires.

Les potentiels évoqués auditifs du tronc cérébral (PEAp) sont une série d'ondes enregistrées dans les 10 ms qui suivent le stimulus auditif et qui sont générées dans les structures auditives du tronc cérébral (Figure 1.11). Bien que des sons purs ou d'autres signaux acoustiques puissent être utilisés, le stimulus préféré est un clic large bande de niveau de pression sonore de crête de 90 à 120 dB. Tous les stimuli sont monauraux<sup>6</sup> et délivrés via un casque audio ou des stimulateurs intra-auriculaires [7, 8, 17, 20].

Les PEA<sub>p</sub> sont affectés par l'âge. Cela s'explique en partie par la presbycousie<sup>7</sup>, car

6. Une excitation ou une sensation auditive concernant une seule oreille.

7. La presbycousie est la modification de l'audibilité des sons, observée habituellement chez une personne âgée.

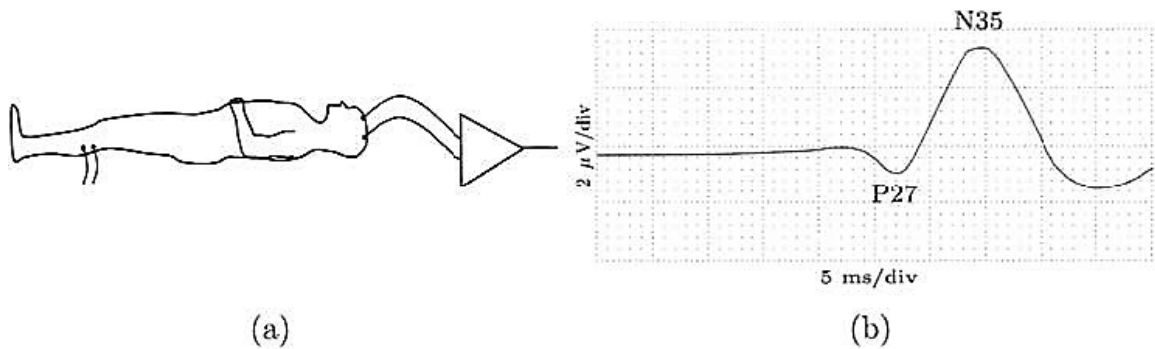


FIGURE 1.12 – Potentiel évoqué somatosensoriel. (a) Configuration de l'enregistrement et (b) morphologie SEP typique lorsque le nerf péronier commun de la jambe est stimulé [8].

les composants à haute fréquence du stimulus sont les plus importants pour générer les PEAp. Toute condition otologique<sup>8</sup> périphérique qui diminue les seuils auditifs, tels que la cire dans le canal auditif ou une pathologie de l'oreille moyenne, peut augmenter la latence des composantes PE [20].

Les PEAp sont utilisés cliniquement pour plusieurs raisons. Dans la sclérose en plaques, ils sont moins souvent anormales que les PEV ou les PES, de sorte qu'ils ne sont généralement pas réalisés dans ce contexte. Les PEAp peuvent être utilisés pour aider à pronostiquer le coma après des blessures à la tête et les accidents vasculaires cérébraux. Dans les structures du tronc cérébral, les PEAp sont sensibles à des lésions telles que les névromes acoustiques ou la gliomatose cérébrale<sup>9</sup>, mais cliniquement, les examens d'IRM sont plus utiles. Les PEAp peuvent être utilisés pour aider à obtenir des seuils auditifs chez les patients qui ne peuvent pas coopérer facilement pour l'audiométrie, comme les nourrissons et les patients comateux.

### 1.5.3 Potentiel évoqué somesthésique

Les potentiels évoqués somesthésiques (SEP) sont provoqués en réponse à la stimulation nerveuse périphérique et enregistrent le signal afférent à plusieurs endroits le long du chemin du site de stimulation jusqu'au cortex cérébral (Figure 1.12). Les PES peuvent être évoqués par différents types de stimulations :

8. Relatif à l'otologie : partie de l'anatomie, de la physiologie et de la pathologie qui se rapporte à l'oreille.

9. Très rare tumeur gliale du sujet jeune qui infiltre et diffuse d'un hémisphère à l'autre, vers le tronc cérébral, voire la moelle épinière.



- La stimulation électrique permet d'étudier le fonctionnement des voies sensibles dans les nerfs périphériques, la moelle épinière, le tronc cérébral et le cortex sensorimoteur.
- La stimulation naturelle obtenue par stimulation mécanique.
- La stimulation douloureuse (stimulation thermique cutanée par laser CO<sub>2</sub>).

Les stimulations des membres supérieurs et inférieurs offrent des avantages distincts. Les ondes qui suivent la stimulation des membres supérieurs possèdent un SNR plus élevé, permettant une identification plus précise des pics. Les ondes qui suivent la stimulation des membres inférieurs sont généralement plus sensibles aux retards dans la conduction due à la démyélinisation en raison d'une plus longue distance que le signal doit parcourir. L'activité corticale des PES est recueillie sur les voies centrales (C3, Cz, et C4). Une moyenne de 500 réponses est nécessaire.

#### 1.5.4 Potentiel évoqué cognitif

La composante P3, l'une des composantes PE les plus étudiées dans la recherche neuropsychologique. Comme son nom l'indique, le P3 est la composante qui se produit souvent comme la troisième déflexion positive dans le PE. Il a été initialement mesuré dans le cadre d'une tâche *oddball*<sup>10</sup>.

**Le paradigme *oddball*** est un protocole de stimulation dans lequel une série de stimuli fréquents est interrompue par des stimuli plus rares. C'est le protocole le plus utilisé en clinique. Le paradigme *oddball* peut être utilisé avec différentes modalités sensorielles comme les modalités visuelles, auditives ou somesthésiques. Les stimulus peuvent être sans signification (sons, flash lumineux ou stimulation électrique), et dans ce cas le stimulus rare est le stimulus cible; comme ils peuvent être sous forme de stimulus auditif ou visuel, et dans ce cas le stimulus cible sera par exemple un mot incongru. Dans certains cas on demande au sujet de porter attention aux stimuli, dans d'autres cas on lui demande simplement de les ignorer.

**La P3** est une déflexion positive qui se manifeste à 300-500 ms comme réponse à des stimuli cibles. Pour que la P3 apparaisse, le sujet doit non seulement savoir que les stimuli cibles lui seront présentés (de façon aléatoire) mais aussi doit répondre soit en

---

10. Le terme anglais *oddball* signifie excentrique ou rare.

pressant un bouton soit en effectuant une tâche cognitive (par exemple, calculer mentalement le nombre des stimuli rares). L'amplitude de la P3 est inversement proportionnelle à la fréquence d'apparition des stimuli rares. Sa latence est corrélée au temps de réaction et augmente avec la difficulté de la tâche. Elle est maximale sur la région pariétale médiane et peut comporter deux composantes :

- la P3a : elle apparaît lorsque le sujet fait attention à la stimulation sans pour autant accomplir une tâche.
- la P3b : pour faire apparaître la P3b, le sujet doit aussi répondre à cette stimulation.

Un autre PEC, la **négativité de discordance** ou *Mismatch Negativity* (MMN). Elle apparaît à chaque fois qu'un stimulus est différent de celui qui le précède que le sujet lui prête ou non attention en l'absence de toute tâche demandée. Elle est maximale sur les régions frontocentrales et se traduit par une déflexion négative à 150-200 ms après la stimulation.

D'autres potentiels cognitifs existent comme la N400, la P600 ou la négativité de concordance (*Processing Negativity*); comme ils peuvent se manifester sous forme de modulations des réponses corticales précoces (les PE exogènes). Vu la disponibilité d'enregistrement réels, nous portant notre attention surtout sur la P3 en plus de l'onde de l'erreur<sup>11</sup> (Voir chapitre 5).

## 1.6 Conclusion

Les PE constituent une activité liée à l'événement qui se produit en tant que réponse électrique du cerveau ou du tronc cérébral à divers types de stimulation sensorielle; les stimulations auditives et visuelles sont les plus utilisées. L'enregistrement de ces potentiels électriques représente un test peu coûteux et non invasif qui fournit des informations sur les anomalies des voies sensorielles, la localisation des lésions affectant ces voies et les troubles liés à la langue et à la parole. Les potentiels évoqués sont enregistrés à partir du cuir chevelu à l'aide d'une configuration d'électrodes similaire à celle d'un enregistrement EEG. Les potentiels se manifestent sous forme d'ondes transitoires dont la morphologie dépend du type et de la force du stimulus et des positions des électrodes sur le cuir chevelu. L'état mental du sujet (comme l'attention et la fatigue) influence

---

11. Bien qu'elle peut être appliquée pour tous les types de potentiels évoqués, la méthode proposée dans le cadre de cette thèse s'intéresse principalement aux PEC.

aussi la morphologie du PE. Les PE individuels ont une très faible amplitude et sont donc masqués par l'activité EEG de fond. Contrairement à d'autres études où l'EEG constitue le signal utile, dans la présente étude, il est considéré comme un "bruit" dont l'influence doit être supprimée (minimisée). En conséquence, la réduction des bruits est l'un des problèmes de traitement du signal les plus abordés dans l'analyse des PE.

Pour que ces signaux soient utilisés de manière fiable pour le diagnostic clinique et l'évaluation des activités mentales, des techniques pour aider à réduire le niveau de bruit doivent être mises au point. Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art des techniques de traitement numérique du signal utilisées pour l'analyse des signaux PE.

## FILTRAGE ET EXTRACTION DES POTENTIELS ÉVOQUÉS

**L**es PE ont été expliqués pour la première fois dans les années soixante [21, 22] et sont devenus des outils de diagnostic très utiles dans de nombreuses applications en psychiatrie et en neurologie [23] ainsi que pour l'interface cerveau-ordinateur ou *Brain-Computer Interface* (BCI) [24, 25]. Comme déjà mentionné dans le chapitre précédent, les PE ont une faible amplitude par rapport à l'activité EEG de fond considérée comme bruit additif et représenté par un modèle autorégressif (AR) [26–28]. Traditionnellement, l'identification du potentiel évoqué se fait d'abord par l'enregistrement d'au moins une centaine d'essais. Par la suite, une moyenne des signaux est effectuée. Cette technique permet d'augmenter le rapport signal sur bruit SNR<sup>1</sup>, en supposant que le potentiel évoqué ne varie pas d'un essai à l'autre [29, 30].

### 2.1 Le moyennage

Bien que des mesures comme la valeur moyenne, la variance ou l'écart-type d'un signal ne fournissent pas beaucoup d'informations sur le contenu du signal ou sa signification, cependant elles fournissent des informations de base essentielles.

Une mesure de signal des plus simples est l'évaluation de sa valeur moyenne. Son

---

1. En anglais : *Signal-to-Noise Ratio*

expression mathématique est énoncé comme suit :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \quad (2.1)$$

où  $k$  est un indice indiquant un nombre spécifique dans la série et la barre sur le  $x$  de l'équation 2.1 signifie la moyenne de  $x$ .

La variance est une mesure de la variabilité du signal quelle que soit sa moyenne. En statistique, la variance indique de quelle manière la série se disperse autour de sa moyenne. L'expression de la variance est la suivante :

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2 \quad (2.2)$$

L'écart-type est une autre mesure de la variabilité d'un signal et est simplement la racine carrée de la variance :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2} \quad (2.3)$$

Lorsque plusieurs mesures sont effectuées, plusieurs signaux sont générés. Si ces mesures sont additionnées, le signal a une moyenne qui est la moyenne des moyennes individuelles. Il en est de même pour la variance : la variance moyenne est la moyenne des variances individuelles :

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sigma_k^2 \quad (2.4)$$

où  $N$  est le nombre de signaux moyennés. L'écart-type du signal moyenné est la racine carrée de la variance, donc la somme des écarts-types est égale à  $\sqrt{N}$  fois l'écart-type moyen. Par conséquent, l'écart-type moyen est la moyenne des écarts-types individuels divisée par  $\sqrt{N}$ . Soit :

$$\sum_{k=1}^N \sigma_k = N \bar{\sigma} \quad (2.5)$$

En prenant la racine carrée :

$$\sqrt{\sum_{k=1}^N \sigma_k^2} = \sqrt{N \bar{\sigma}^2} = \sqrt{N} \bar{\sigma} \quad (2.6)$$

L'écart-type moyen devient :

$$\sigma_{moyen} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=1}^N \sigma_k^2} = \frac{1}{N} \sqrt{N} \bar{\sigma} = \frac{\bar{\sigma}}{\sqrt{N}} \quad (2.7)$$

En d'autres termes, la moyenne des mesures à partir de différentes sources réduira l'écart-type, et donc la variabilité, des mesures par la racine carrée du nombre de mesures. Cette approche est également appliquée à des signaux entiers, une technique connue sous le nom de moyenne d'ensemble ou moyennage.

Le moyennage peut être une technique de traitement de signal simple et efficace pour atténuer le bruit lorsque de multiples observations du signal sont disponibles. De telles observations multiples pourraient provenir de capteurs multiples, mais dans de nombreuses applications biomédicales, les observations multiples proviennent de réponses répétées au même stimulus. Il existe deux conditions essentielles pour l'application de la moyenne d'ensemble dans le but de réduire le bruit : la capacité d'obtenir des observations multiples et une référence étroitement liée à la réponse. La référence montre comment les observations multiples doivent être alignées pour le moyennage. Habituellement, un signal temporel lié au stimulus est utilisé.

Le moyennage des PE est un moyen pratique de réduire le niveau des bruits pour mettre en évidence les réponses électroencéphalographiques liées à un événement [31]. Ainsi, et en dépit de l'intérêt croissant pour l'analyse des essais individuels, le moyennage est toujours la méthode la plus utilisée pour extraire les PE du bruit [32, 33]. Mais pour atteindre cet objectif, un grand nombre d'essais est nécessaire. Cependant, des méthodes nécessitant moins d'essais sont souhaitables pour économiser le temps d'acquisition et éviter la fatigue du sujet et son accoutumance à la tâche. En plus de cela, la méthode du moyennage est basée sur l'hypothèse que l'activité EEG de fond n'est pas corrélée avec la forme d'onde du PE et que cette dernière est invariante et stationnaire, ce qui n'est pas nécessairement vrai [34–37]. En fait, Les réponses évoquées présentent une grande variabilité [38–40]. Ceci est vrai au niveau interindividuel [41, 42] et au niveau intraindividuel (c.à.d. d'un essai à un autre) [43, 44]. Le calcul du signal moyen implique une perte d'information liée à la variation en amplitude et en latence entre les essais. En raison des fluctuations des PE, le signal PE moyen n'est pas représentatif des essais individuels (Figure 2.1).

À cet égard, d'autres méthodes ont été proposées pour extraire les essais individuels du bruit et améliorer leur visualisation sans perte de signal ou d'information.

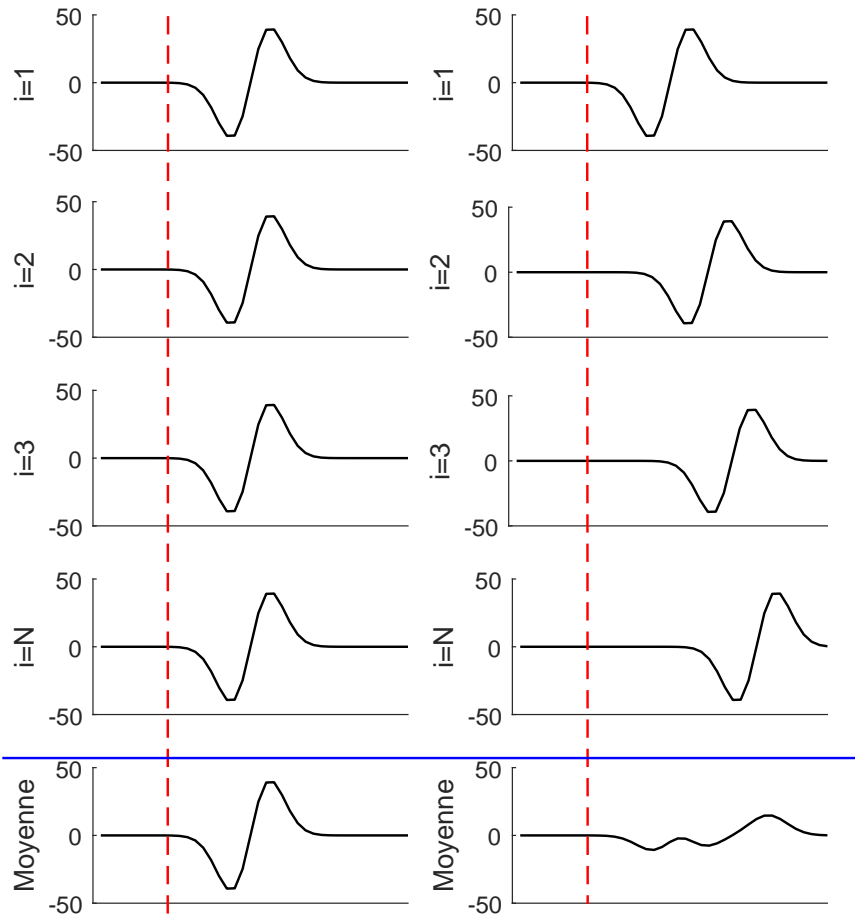


FIGURE 2.1 – L'effet des décalages sur la moyenne. Les décalages sont introduits dans un signal simulé, sans bruit. Les signaux résultants sont affichés en bas.

## 2.2 L'analyse en composantes indépendantes

La séparation aveugle de sources<sup>2</sup> est une autre approche pour extraire les essais individuels PE de l'activité EEG de fond. L'analyse en composantes indépendantes<sup>3</sup> [45] est une méthode pour résoudre le problème de séparation aveugles de sources [46, 47], qui tente de récupérer les signaux de  $N$  sources indépendantes :

$$S = \{s_1, \dots, s_N\} \quad (2.8)$$

à partir de  $N$  observations :

$$X = \{x_1, \dots, x_N\} \quad (2.9)$$

2. En anglais : *Blind Source Separation* (BSS).

3. En anglais : *Independent Component Analysis* (ICA).

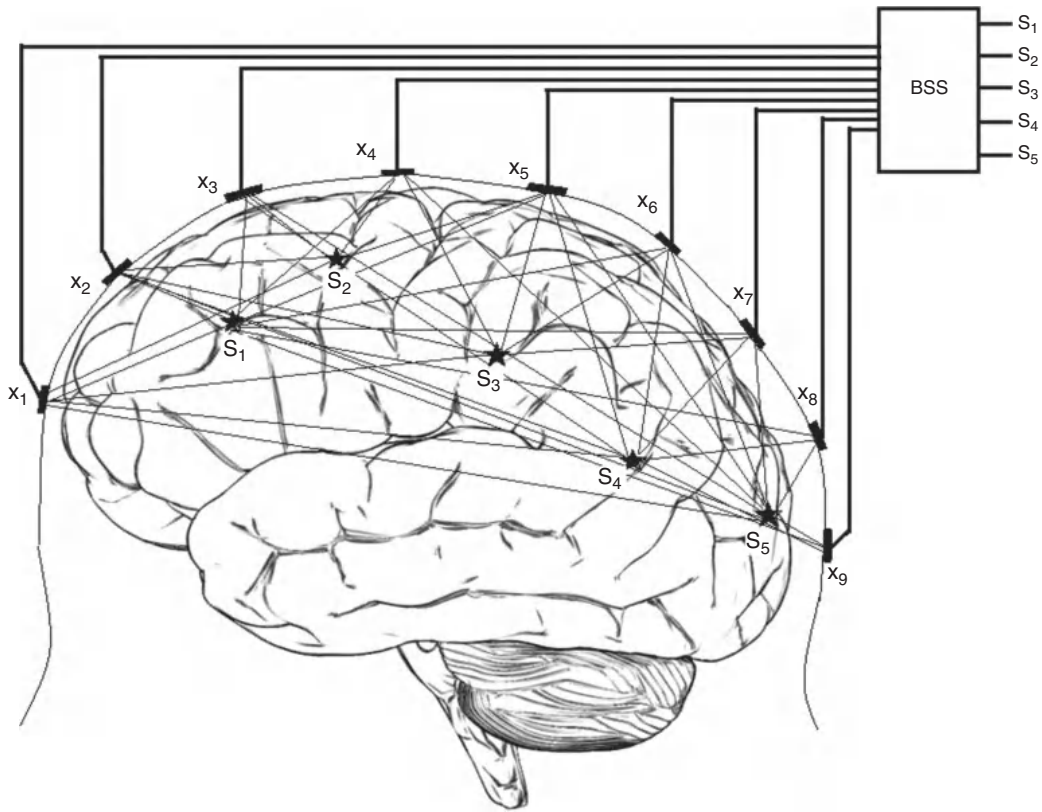


FIGURE 2.2 – Concept du séparation aveugle de sources (BSS)

qui représentent des mélanges linéaires des signaux de sources indépendantes. La technique de séparation aveugle de sources est basée sur deux hypothèses : des sources non gaussienne et statistiquement indépendantes, alors que les mélanges ne le sont pas. Mathématiquement, le problème est décrit comme :

$$X = As \quad (2.10)$$

où  $s$  sont les sources et  $A$  est une matrice de mélange inconnue. La tâche est ensuite de récupérer une version des sources d'origine,  $u$  similaire à  $s$ , en estimant une matrice,  $W$ , qui inverse le processus de mélange :

$$u = Wx \quad (2.11)$$

Les estimations  $u$  sont appelées composants indépendants.

Même si l'ICA est la méthode multicanaux la plus utilisée pour l'analyse EEG [24, 46, 48–55], des méthodes combinant l'ICA à d'autres méthodes (comme les ondelettes ou la



décomposition en modes empiriques<sup>4</sup>) [56–59], ou basées sur l’analyse en composantes principales<sup>5</sup> [60–62] existent aussi.

Bien que l’ICA semble être généralement utile pour l’analyse de l’EEG, elle présente certaines limitations inhérentes [5]. Tout d’abord, l’ICA décompose un maximum de  $N$  sources à partir de données recueillies à partir de  $N$  électrodes (Figure 2.2). Sauf que le nombre effectif de signaux sources statistiquement indépendants contribuant à l’EEG est inconnu et il est probable que l’activité cérébrale observée provient d’un nombre de sources physiquement séparables plus élevé que le nombre d’électrodes disponibles. Maki et al. propose une idée basée sur l’approche du maximum de vraisemblance qui, contrairement à l’ICA, ne fait pas d’hypothèse sur le nombre de sources [63]. Deuxièmement, l’ICA ne parvient pas à séparer les sources corrélées comme les signaux PE. L’hypothèse de l’indépendance temporelle utilisée par l’ICA peut ne pas être satisfaite lorsque l’ensemble de données d’entraînement est faible ou lorsque des phénomènes topographiquement distincts, qui se produisent presque toujours dans le même temps, sont présents dans les données [5, 6].

## 2.3 Les ondelettes

Ayant une résolution supérieure dans les domaines de temps et de fréquence, la transformée en ondelettes est particulièrement utile pour l’analyse de signaux non stationnaires. En fait, la transformation des ondelettes est devenue largement utilisée dans de nombreuses applications, y compris le traitement de la parole et du son, le traitement d’image, la médecine et les neurosciences. Les signaux neurophysiologiques, en particulier, sont généralement non stationnaires et, par conséquent, les approches à base de transformée en ondelettes sont plus adaptées que les méthodes à base de transformée de Fourier pour extraire l’information de ces signaux. La transformée en ondelettes a été introduite pour l’analyse des PE dans les années 1990 [34, 53, 64–77].

Il est bien connu que la transformée de Fourier décompose un signal dans les bases des sinus et des cosinus, qui ont des durées infinies. La transformée en ondelettes, d’autre part, décompose un signal dans la base des versions dilatées/contractées et translatées d’une ondelette mère, qui est une forme d’onde spéciale avec une durée finie. À faible

---

4. En anglais : *Empirical Mode Decomposition* (EMD).

5. En anglais : *Principal Component Analysis* (PCA).

échelle, l'ondelette mère est contractée pour correspondre aux composantes hautes fréquence. À grande échelle, l'ondelette mère est dilatée pour correspondre aux composants basses fréquence. Par conséquent, la transformée en ondelettes peut obtenir des localisations de temps et de fréquence simultanées et constitue un complément puissant de la transformée de Fourier.

La transformée en ondelettes continue d'un signal unidimensionnel  $x(t)$  par rapport à une ondelette mère  $\psi(t)$  est définie comme :

$$W_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.12)$$

où  $a$  et  $b$  ( $a, b \in \mathbb{R}$  et  $a \neq 0$ ) sont les paramètres de dilatation et de translation, respectivement. Le paramètre de translation modifie l'emplacement de la fonction d'ondelette, tandis que le paramètre de dilatation la dilate ou la comprime. La corrélation du signal  $x(t)$  avec les versions dilatées/contractées de l'ondelette  $\psi_{a,b}(t)$  donne les composantes de basses/hautes fréquences.

La transformée en ondelettes continue entraîne une redondance d'informations et une charge de calcul élevée. Il est pratique de définir la transformée d'ondelettes uniquement à des paramètres discrets  $a_j = 2^j$  et  $b_{j,k} = 2^j k$ , appelée la transformée en ondelettes dyadique<sup>6</sup> ou plus généralement une transformée en ondelettes discrète. La transformée en ondelettes dyadique peut être calculée en utilisant un algorithme très efficace appelé décomposition multirésolution [78, 79]. Le résultat final est la décomposition du signal d'origine en une série de détails et une approximation finale correspondant à l'activité localisée.

Cet algorithme permet une décomposition rapide du signal à différentes échelles, ainsi qu'une reconstruction du signal d'origine. Le signal est projeté sur deux sous-espaces orthogonaux :

$$f = A_{-1}(f) + D_{-1}(f) \quad (2.13)$$

$A_{-1}(f)$  s'appelle approximation du signal au niveau -1, et  $D_{-1}(f)$  s'appelle détail du signal au niveau -1.

L'approximations  $A_{-1}(f)$  est une tendance du signal  $f$  (basse fréquence), tandis que le détail  $D_{-1}(f)$  correspond à une correction (haute fréquence) entre deux approximations successives.

---

6. En anglais : *Dyadic Wavelet Transform* (DWT).

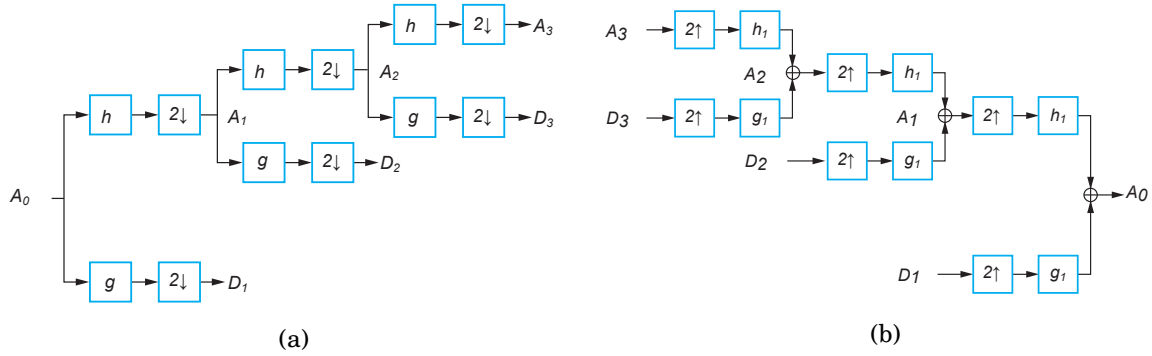


FIGURE 2.3 – Structure de décomposition en ondelettes sur trois niveaux de résolution (a); reconstruction à partir des coefficients d'ondelettes.

En notant  $A_{-j}$  (respectivement,  $D_{-j}$ ) les coefficients d'approximation (respectivement de détail) pour le niveau  $j$ , le passage d'une résolution à l'autre est effectué par :

$$A_{-j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} A_{-j,n} h(n-2k) \quad \forall k \in \mathbb{Z} \quad (2.14)$$

$$D_{-j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} D_{-j,n} g(n-2k) \quad \forall k \in \mathbb{Z} \quad (2.15)$$

dans lesquelles  $h$  et  $g$  sont définis comme suit :

$$\begin{aligned} h(x) &= \sqrt{2} \int_{\mathbb{R}} \Phi(2s-x) \Phi(s) ds \quad \forall x \in \mathbb{R} \\ g(x) &= \sqrt{2} \int_{\mathbb{R}} \Phi(2s-x) \Phi(s) ds \quad \forall x \in \mathbb{R} \end{aligned} \quad (2.16)$$

où  $\Phi$  est une fonction d'échelle. Le passage de  $A_{-j}$  à  $A_{-j-1}$  (respectivement de  $D_{-j}$  à  $D_{-j-1}$ ) comportant le filtrage et le sous-échantillonnage (décimation).

Le débruitage d'un signal par la technique des ondelettes comporte trois étapes :

1. décomposition du signal (figure 2.3(a));
2. seuillage des coefficients de la décomposition suivant un critère;
3. reconstruction du signal après seuillage (figure 2.3(b)).

## 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 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 :

$$T_j = \sigma_j \sqrt{2 \log_e N} \quad (2.17)$$

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

$$\sigma_j = \text{mediane} \{ |X_{j,1} - \bar{X}_j|, |X_{j,2} - \bar{X}_j|, \dots, |X_{j,k} - \bar{X}_j| \} / 0.6745 \quad (2.18)$$

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 [83] :

$$\hat{X}_{j,k} = \begin{cases} X_{j,k} & \text{if } |X_{j,k}| > T_j \\ 0 & \text{if } |X_{j,k}| < T_j \end{cases} \quad (2.19)$$

Le seuillage *soft* 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 *soft* est défini :

$$\hat{X}_{j,k} = \begin{cases} 0 & \text{if } |X_{j,k}| \leq T_j \\ X_{j,k} - T_j & \text{if } X_{j,k} > T_j \\ X_{j,k} + T_j & \text{if } X_{j,k} < -T_j \end{cases} \quad (2.20)$$

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 [74]. 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. [71] a appliqué la transformée d'ondelettes pour extraire les essais individuels PE du bruit en appliquant la méthode de Donoho basée sur le seuillage *soft*. La méthode est automatique, mais elle souffre de certains inconvénients comme indiqués par Ahmadi et Quiroga [67] : d'abord, le seuillage *soft* 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 non optimal pour estimer les signaux PE.

Pour surmonter le problème avec le seuillage de Donoho, la méthode NZT<sup>7</sup> proposée par Ahmadi et Quiroga [67] 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.

## 2.4 Le filtrage adaptatif

La technique du filtrage adaptatif<sup>8</sup> a été largement utilisée pour extraire des signaux biomédicaux du bruit. 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 [5, 57, 84–100].

Dans [100], 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 en tant 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 ont proposé une méthode basée sur le développement en bases orthogonales des PE [98, 99]. Les séries de Fourier et les fonctions de Walsh [95] ont été utilisées pour la modélisation où les coefficients de Fourier et de Walsh ont été estimés et adaptés en utilisant l'algorithme du gradient stochastique<sup>9</sup>. Dans le même contexte, d'autres méthodes ont été exploitées tels le réseau à fonctions de base radiales<sup>10</sup> [91, 93], et les réseaux d'ondelettes [87]. Le schéma fonctionnel de l'unité de combinaison linéaire adaptative de Fourier est représenté sur la figure 2.4 Le signal d'entrée  $s(k)$  est le signal désiré (ou le signal propre)  $d(k)$  qui est corrompu par un bruit additif  $n(k)$ .

$$s(k) = d(k) + n(k) \quad (2.21)$$

---

7. NZT : *Neighboring Zero Tree*

8. Le principe du filtrage adaptatif est présenté dans le chapitre suivant (chapitre 3).

9. En anglais : *the Least Mean Square (LMS) algorithm*.

10. En anglais : *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)*.

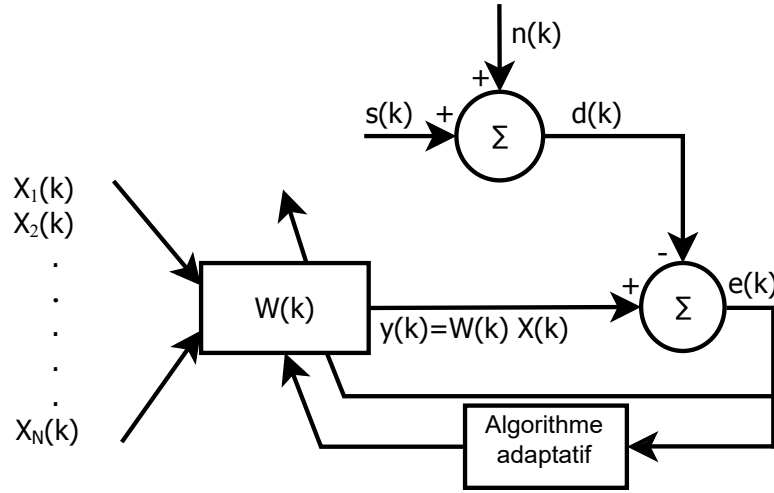


FIGURE 2.4 – Schéma du combinateur linéaire adaptatif.

Nous exprimons le signal de sortie du filtre comme suit :

$$y(k) = \sum_{n=1}^N w_n(k)x_n(k) \quad (2.22)$$

Le vecteur d'entrée est :

$$x(k) = [x_1(k)x_2(k) \dots x_N(k)]^T \quad (2.23)$$

Le vecteur des coefficients est :

$$W(k) = [w_1(k)w_2(k) \dots w_N(k)]^T \quad (2.24)$$

Pour le modèle de Fourier [95, 98, 99, 101] :

$$x_n(k) = \begin{cases} \sin(nw_0k) & \text{pour } n = 1, 2, \dots, N/2 \\ \cos(nw_0k) & \text{pour } n = N/2 + 1, N/2 + 2, \dots, N \end{cases} \quad (2.25)$$

La sortie dans (2.22) devient :

$$y(k) = \sum_{n=1}^{N/2} [a_n \cos(nw_0k) + b_n \sin(nw_0k)]^T \quad (2.26)$$

avec :

$$W(k) = [a_1(k)a_2(k) \dots a_{N/2}(k) b_1(k)b_2(k) \dots b_{N/2}(k)]^T \quad (2.27)$$

$a_n$  et  $b_n$  sont les nièmes coefficients de Fourier,  $N$  est l'ordre du modèle,  $w_0$  est la fréquence fondamentale et  $nw_0$  sont les harmoniques. Les paramètres du filtre sont mis à jour à l'aide d'un algorithme adaptatif jusqu'à ce que le système converge, c'est-à-dire

que l'erreur se réduit à une valeur minimale.

Pour le modèle de Walsh [95] :

$$x_n(k) = \begin{cases} sal(n, k) & \text{pour } n = 1, 2, \dots, N/2 \\ cal(n, k) & \text{pour } n = N/2 + 1, N/2 + 2, \dots, N \end{cases} \quad (2.28)$$

La sortie dans (2.22) devient :

$$y(k) = \sum_{n=1}^{N/2} [a_n cal(nw_0k) + b_n sal(nw_0k)]^T \quad (2.29)$$

avec :

$$W(k) = [a_1(k) a_2(k) \dots a_{N/2}(k) b_1(k) b_2(k) \dots b_{N/2}(k)]^T \quad (2.30)$$

Les fonctions *cal* et *sal* prennent la place des fonctions *cosinus* et *sinus* et ont l'avantage de la simplicité informatique, étant donné que leurs valeurs sont 1 ou 0.

Pour le modèle de Gauss [91, 93], les entrées  $x_n$  sont des fonctions gaussiennes identiques qui se trouvent à une distance radiale fixe de son centre  $c_n$  :

$$x_n(k) = e^{-(k-c_n)^2/\sigma_n^2} \quad \text{pour } n = 1, 2, \dots, N. \quad (2.31)$$

avec  $c_n$  et  $\sigma_n$  sont le centre et la largeur de la nième fonctions respectivement.

## 2.5 Autres approches

Dans cette section, nous citons brièvement une multitude d'outils de traitement de signal, autres que ceux mentionnés précédemment dans ce chapitre, qui ont été utilisés dans l'analyse des signaux PE. Une grande partie de ces méthodes est suffisamment détaillée dans [5, 6, 8].

**Le filtrage de Wiener**<sup>11</sup> minimise l'erreur quadratique moyenne de l'estimation des potentiels évoqués moyennés et pourrait en principe être utilisé pour débruiter les essais individuels. Cependant, c'est une méthode invariante dans le temps et ne donne pas de résultats optimaux lorsqu'il s'agit de signaux transitoires et non stationnaires tels que les PE. Pour traiter le problème de non stationnarité, De Weerd et ses collègues ont proposé un filtre de Wiener variable dans le temps [102, 103], cependant, il ne pouvait

11. Le principe du filtrage de Wiener est présenté dans le chapitre suivant (chapitre 3).

pas fournir une bonne reconstruction du signal.

**Le filtrage numérique** a été appliqué aux tracés EEG pour améliorer leur SNR [104–106]. Pour un système avec entrée  $x(n)$  et sortie  $y(n)$  (Figure 2.5) :

$$\sum_{k=0}^M a_k y(n-k) = \sum_{k=0}^N b_k x(n-k) \quad (2.32)$$

$a_k$  et  $b_k$  sont les coefficients qui déterminent la caractéristique du filtre. La transformée  $z$  peut ensuite être utilisée pour trouver la fonction de transfert :

$$Y(z) \sum_{k=0}^M a_k z^{-k} = X(z) \sum_{k=0}^N b_k z^{-k} \rightarrow H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{k=0}^N b_k z^{-k}}{\sum_{k=0}^M a_k z^{-k}} \quad (2.33)$$

Si la sortie de filtre dépend de la sortie précédente (c'est-à-dire  $a_k \neq 0$  pour  $k \geq 1$ ), ce type d'algorithme représente un filtre de réponse impulsionnelle dite infinie (RII). Dans le cas où  $a_k = 0$  pour  $k \geq 1$ , la sortie dépend uniquement d'un ensemble fini de termes d'entrée. Ainsi, la réponse impulsionnelle de ce filtre est finie : un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF).

Si l'on considère les polynômes dans le numérateur et le dénominateur de (2.33), la fonction rationnelle peut également être entièrement caractérisée par un facteur de gain constant ( $K$ ) plus les zéros du numérateur ( $z_k$ ) et les zéros du dénominateur, appelés pôles ( $p_k$ ) :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = K \frac{(z^{-1} - z_1)(z^{-1} - z_2) \dots (z^{-1} - z_n)}{(z^{-1} - p_1)(z^{-1} - p_2) \dots (z^{-1} - p_m)} \quad (2.34)$$

Il est facile de voir que  $H(z)$  est indéfini aux pôles, ce qui signifie un rapport de sortie/entrée infini. Pour qu'un système soit stable, il ne doit pas avoir de pôles dans la région de convergence. Comme une équation de filtre RII comprend des pôles, elle est potentiellement instable. En revanche, les filtres RIF n'ont pas de pôles et sont toujours stables.

La bande de fréquence est optimisée suite à une analyse spectrale d'un sous-ensemble de réponses moyennées. Il est difficile d'améliorer le rapport signal sur bruit des enregistrements EEG en utilisant le filtrage linéaire à cause du chevauchement du spectre du signal PE (signal utile) et du spectre de l'EEG (bruit).

**Les techniques d'identification paramétriques** sont aussi appliquées dans le but de débruiter les PE [107–110]. L'EEG est considéré comme un bruit additif et il est



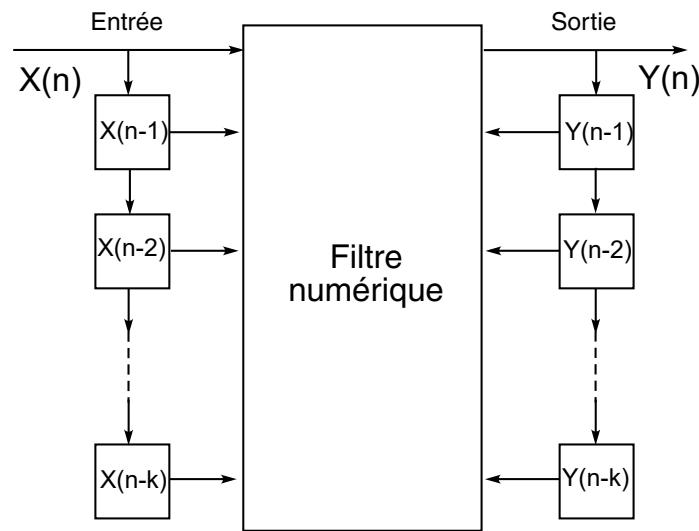


FIGURE 2.5 – Schéma d'un filtre numérique.

représenté par un modèle autorégressif (AR<sup>12</sup>) ou un modèle autorégressive et moyenne mobile (ARMA<sup>13</sup>).

Les filtres autorégressifs (AR) ont une dépendance à la sortie précédente et sont donc caractérisés par une réponse impulsionnelle infinie. Un exemple d'un tel filtre (potentiellement instable, selon les coefficients) est :

$$y(n) = Ay(n - 1) + By(n - 2) \quad (2.35)$$

$A$  et  $B$  sont des constantes.

Les filtres de moyenne mobile (MA<sup>14</sup>) ne dépendent que de l'entrée et ont donc une réponse impulsionnelle finie. Un exemple de filtre moyen mobile est :

$$y(n) = \frac{x(n) + x(n - 1) + x(n - 2)}{A} \quad (2.36)$$

$A$  est une constante.

La combinaison d'un filtre AR et d'un filtre MA est le filtre ARMA qui dépend de la sortie et de l'entrée précédentes. Le filtre ARMA a une réponse impulsionnelle infinie car la sortie précédente est impliquée. Un exemple d'un tel type de filtre est :

$$y(n) = Ay(n - 1) + Bx(n) + Cx(n - 1) \quad (2.37)$$

12. En anglais : *Autoregressive* (AR).

13. En anglais : *Autoregressive-Moving-Average* (ARMA).

14. En anglais : *Moving Average* (MA).

A, B et C sont des constantes.

Le problème avec ces méthodes est que leurs performances se dégradent rapidement avec la diminution de SNR. Le deuxième inconvénient est l'utilisation de la moyenne des réponses PE comme modèle.

La méthode d'extraction des signaux individuels PE par **la méthode du banc de filtres** combine les propriétés du signal dans le domaine temporel et fréquentiel pour construire la référence du signal PE [111]. Les auteurs calculent 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.

La référence est obtenue par moyennage des  $N$  signaux :

$$\bar{x}(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(k). \quad k = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.38)$$

Où  $x_i(k)$  représente le signal individuel.

Le signal de référence est défini par  $P$  segments consécutifs.

$$\bar{x}(k) = \sum_{p=1}^P \bar{x}_p(k) \quad (2.39)$$

où

$$\bar{x}_p(k) = \begin{cases} \bar{x}(k) & s_{p-1} \leq k \leq s_p, \quad p = 1, 2, \dots, P \\ 0 & \text{Autre} \end{cases} \quad (2.40)$$

$s_p$  représente le  $p^{\text{ième}}$  segment.

La transformée de Fourier de chaque segment est calculée :

$$X_p(f) = \sum_{n=s_{p-1}}^{s_p-1} \bar{x}_p(k) e^{-j(k-s_{p-1})f} \quad (2.41)$$

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  $p^{\text{ième}}$  filtre :

$$H_p(f) = \begin{cases} 1 & |\bar{X}_p(f)| \geq \rho \cdot C \\ \varepsilon & |\bar{X}_p(f)| < \rho \cdot C \end{cases} \quad (2.42)$$

Où  $\rho$  détermine le niveau d'amplitude au-dessus duquel le signal n'est pas atténué et  $\varepsilon$  correspond à l'atténuation du filtre.

En notant  $h_p(k)$  la réponse impulsionnelle du  $p^{i\text{ème}}$  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 :

$$\hat{y}(k) = \sum_{p=1}^P \sum_{m=0}^{M-1} x_p(m).h_p(k - m) \quad (2.43)$$

D. H. Lange *et al.* [111] ont utilisé cette méthode pour extraire la P300 et les autres composantes du signal. Les auteurs ont divisé le signal PE en trois intervalles principaux :

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

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 PE et de sa morphologie.

**Les filtres particuliers** ont également été utilisés pour extraire les PE en essais individuels [38, 112–115]. Le filtrage particulier est devenu une technique établie pour résoudre les modèles d'espace d'état. Les techniques de Monte Carlo, derrière les filtres particuliers, ont existé depuis les années 1950, mais ces méthodes étaient généralement négligées à cause du manque de puissance de calcul à l'époque. Les filtres particuliers ont été appliqués dans de nombreux domaines : la localisation, la navigation, la poursuite, la robotique, le traitement du signal et les neurosciences.

Avant que les méthodes de filtrage particulier ne deviennent populaires, le filtre de Kalman était la méthode standard pour résoudre les modèles d'espace d'état. Le filtre Kalman [116] peut être appliqué pour résoudre de manière optimale un modèle d'espace d'état gaussien linéaire. Cependant, pour des problèmes hautement non linéaires et non gaussiens, ils ne fournissent pas d'estimation raisonnable.

Les techniques de filtrage particuliers offre une alternative aux autres méthodes. Comme défini par F. Legland dans [117], *"il s'agit d'une méthode de simulation séquentielle, de type Monte Carlo, c'est-à-dire d'une méthode dans laquelle :*

- *des particules explorent l'espace d'état, en évoluant de manière indépendante comme le processus sous-jacent ;*
- *et interagissent sous l'effet d'un mécanisme de sélection, qui concentre automatiquement les particules (i.e. la puissance de calcul disponible) dans les régions d'intérêt de l'espace d'état."*

Une autre idée est d'utiliser des images qui sont construites en concaténant les vecteurs PE pour créer une matrice bidimensionnelle [118, 119]. Pour débruiter tous les PE existants dans l'image, le **filtrage collaboratif** est utilisé. Compte tenu d'un groupe de  $n$  fragments, le filtrage collaboratif du groupe produit  $n$  estimations, une pour chaque groupe de fragments. En général, ces estimations peuvent être différentes. Le terme "collaboratif" est pris littéralement, dans le sens où chaque groupe de fragment collabore pour le filtrage de tous les autres, et vice versa. Cependant, leur performance est aussi dégradée pour des faibles SNR.

D'autres approches sont basées sur la **Matching Pursuit** (MP) [120, 121]. La MP est une technique, dite de décomposition parcimonieuse, qui permet de représenter un signal par une combinaison linéaire de formes d'ondes, appelées "atomes", appartenant à un ensemble, appelé "dictionnaire". Ces formes d'ondes sont sélectionnées de telle façon à représenter le mieux possible la structure du signal. C'est une méthode prometteuse, mais sa complexité computationnelle est élevée.

## 2.6 Conclusion

Les signaux PE indiquent les types et les états de nombreuses anomalies cérébrales et de troubles mentaux. Ces signaux sont caractérisés par leurs amplitudes, latences et répartitions sur le scalp. L'extraction automatique de ces signaux exige une connaissance et une expertise suffisante dans le développement des algorithmes mathématiques et de traitement du signal. Bien qu'à ce jour il n'y a pas eu de méthode robuste et bien établie pour détecter et caractériser ces signaux, certaines techniques de traitement numérique du signal utilisées pour l'analyse des signaux PE ont été décrites ici. La majorité de ces méthodes sont sensibles à des hauts niveaux de bruit et elles utilisent la moyenne des PE comme signal référence.

Le chapitre suivant est consacré au filtrage adaptatif et à l'approche adoptée dans le cadre de cette étude pour le débruitage des essais individuels PE.

## MÉTHODE PROPOSÉE

**U**n problème souvent rencontré en traitement du signal est l'extraction d'un signal utile contaminé par du bruit ou par d'autres signaux indésirables. Quand le signal et le bruit occupent chacun une bande de fréquences bien définie et sans recouvrement l'une avec l'autre, un filtre numérique classique avec des coefficients constants est généralement suffisant pour éliminer le bruit et ne conserver que le signal utile. Cependant, il existe des cas où il est nécessaire de recourir à des méthodes de traitement du signal plus sophistiquées pour extraire le signal du bruit, car les caractéristiques du signal et du bruit peuvent varier au cours du temps. Parmi les méthodes les plus adaptées pour répondre à cette problématique on trouve le filtrage adaptatif dont les paramètres (coefficients et réponse fréquentielle) s'ajustent et s'adaptent au cours du temps de façon automatique aux variations des caractéristiques du signal. Les filtres adaptatifs ont été appliqués avec succès dans divers domaines et applications comme : l'annulation de l'écho dans les téléphones, le traitement des signaux radar, les systèmes de navigation et l'amélioration du rapport signal sur bruit des signaux biomédicaux.

### 3.1 Principe du filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est constitué de deux parties : un filtre numérique avec des coefficients ajustables, et un algorithme d'adaptation pour ajuster ou modifier ces coefficients (Figure 3.1). Deux signaux  $y$  et  $x$  sont appliqués à l'entrée du filtre adaptatif. À l'instant  $k$ , le signal bruité  $y_k$  est composé du signal désiré  $s_k$  et du bruit  $n_k$ , ces deux derniers

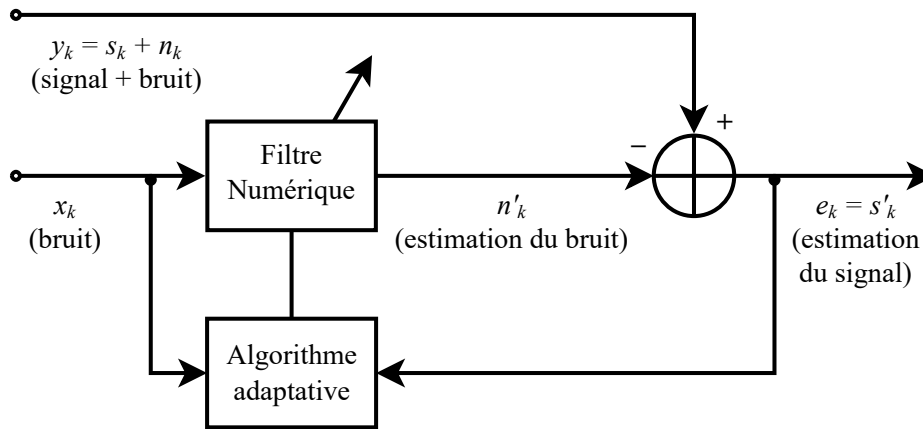


FIGURE 3.1 – Schéma bloc d'un filtre adaptatif pour annulation de bruit

sont supposés être non corrélés. Le signal  $x$  est la mesure du signal bruit corrélé (d'une certaine façon) avec  $n$ . Le signal  $x$  est traité par le filtre numérique pour produire une estimation  $\hat{n}$  de  $n$ . Une estimation du signal désiré  $\hat{s}$  est alors obtenue par une soustraction de la sortie du filtre numérique  $\hat{n}$  du signal bruité  $y$ . L'objectif est de produire une estimation optimale du bruit et donc une estimation optimale du signal désiré en utilisant  $\hat{s}$  comme un *feedback* pour ajuster les coefficients du filtre par le moyen d'un algorithme d'adaptation. Le filtre adaptatif fournit :

- une estimation du signal désiré ;
- un signal erreur utilisé pour ajuster les coefficients du filtre.

Dans la plupart des systèmes, le filtre numérique est réalisé en utilisant un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) . D'autres formes sont aussi utilisées comme par exemple le filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII) , mais la structure du RIF est la plus utilisée pour sa simplicité et pour la stabilité qu'elle garantit.

Pour un filtre à  $N$  coefficients, la sortie est donnée par :

$$\hat{n}_k = \sum_{i=0}^{N-1} w_k(i)x_{k-i} \quad (3.1)$$

avec :  $w_k(i)$ ,  $i = 0, 1, 2, \dots$ , sont les coefficients du filtre ;  $x_k$  l'entrée du filtre et  $\hat{n}_k$  la sortie du filtre.

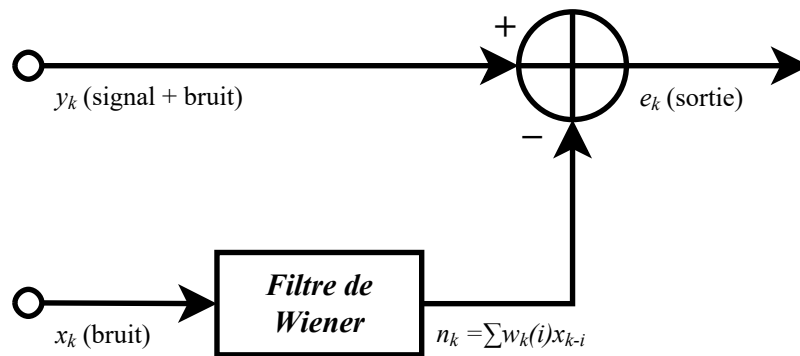


FIGURE 3.2 – Le filtrage de Wiener

Un algorithme adaptatif est utilisé pour ajuster les coefficients du filtre numérique de sorte que le signal erreur  $e_k$  soit minimisé selon un certain critère (par exemple, au sens des moindres carrés). Les algorithmes qui ont trouvé une large application sont :

- l'algorithme du gradient stochastique LMS (pour *Least Mean Square*);
- l'algorithme des moindres carrés récursif RLS (pour *Recursive Least Squares*);
- et l'algorithme du filtre de Kalman.

En terme de mémoire et de complexité de calcul, l'algorithme LMS est le plus performant. En plus, il ne souffre pas de problème d'instabilité des deux autres algorithmes. Pour ces raisons, l'algorithme LMS est l'algorithme du premier choix pour différentes applications. Cependant, il est connu que l'algorithme RLS [122] a des propriétés de convergence supérieures.

## 3.2 Filtrage de Wiener

Plusieurs filtres adaptatifs peuvent être considérés comme une approximation (ou une extension) du filtre de Wiener (Figure 3.2). Deux signaux  $x_k$  et  $y_k$  sont appliqués simultanément à l'entrée du filtre. Le signal  $y_k$  est constitué d'une composante corrélée avec  $x_k$  et d'une autre composante qui ne l'est pas. Le filtre de Wiener donne une estimation optimale de la composante corrélée avec  $x_k$  qui est ensuite soustraite de  $y_k$  pour donner  $e_k$ . Supposant un filtre RIF à  $N$  coefficients, l'erreur  $e_k$ , entre la sortie du



filtre de Wiener et le signal  $y_k$ , est donnée par :

$$\begin{aligned}
 e_k &= y_k - \hat{n}_k \\
 &= y_k - W^T X_k \\
 &= y_k - \sum_{i=0}^{N-1} w(i)x_{k-i}
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

où  $X_k$  et  $W$  sont le vecteur du signal d'entrée et le vecteur des coefficients du filtre respectivement. En prenant le carré de l'erreur :

$$\begin{aligned}
 e_k^2 &= y_k^2 - 2y_k W^T X_k + W^T X_k W^T X_k \\
 &= y_k^2 - 2y_k X_k^T W + W^T X_k X_k^T W
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

L'erreur quadratique moyenne<sup>1</sup> (EQM) notée  $J$  est comme suit :

$$\begin{aligned}
 J &= E[e_k^2] \\
 &= E[y_k^2] - 2E[y_k X_k^T W] + E[W^T X_k X_k^T W] \\
 &= \sigma^2 - 2P^T W + W^T R W
 \end{aligned} \tag{3.4}$$

avec :

- $\sigma^2 = E[y_k^2]$  la variance de  $y_k$  ;
- $P = E[y_k X_k^T]$  le vecteur d'intercorrélacion de longueur  $N$  ;
- et  $R = E[X_k X_k^T]$  la matrice de covariance de l'entré de taille  $N \times N$ .

Le tracé de l'EQM par rapport aux coefficients de filtre,  $W$ , à la forme d'une paraboloïde (Figure 3.3), ou un hyperparaboloïde si la dimension est supérieure à deux. Cette figure est connue sous le nom de surface de performance ou surface de l'EQM. Le gradient,  $\nabla$ , de la surface de performance est obtenu en différenciant l'EQM par rapport au vecteur de poids  $W$  :

$$\nabla = \frac{\partial J}{\partial W} = \frac{\partial \sigma^2}{\partial W} - \frac{\partial(2P^T W)}{\partial W} + \frac{\partial(W^T R W)}{\partial W} \tag{3.5}$$

avec :  $\frac{\partial \sigma^2}{\partial W} = 0$ ,  $\frac{\partial(-2P^T W)}{\partial W} = -2P$  et  $\frac{\partial(W^T R W)}{\partial W} = 2RW$  ; en remplaçant dans l'équation (3.5) et en mettant  $\nabla = 0$  :

$$\nabla = \frac{\partial J}{\partial W} = -2P + 2RW = 0 \tag{3.6}$$

Chaque ensemble de coefficients,  $W$ , correspond à un point sur la surface de performance. Au point minimum de la surface, le gradient  $\nabla$  est nul et le vecteur des poids du filtre est à sa valeur optimale  $W_{opt}$  :

$$W_{opt} = R^{-1}P \tag{3.7}$$

1. En anglais : *Mean Square Error* (MSE)

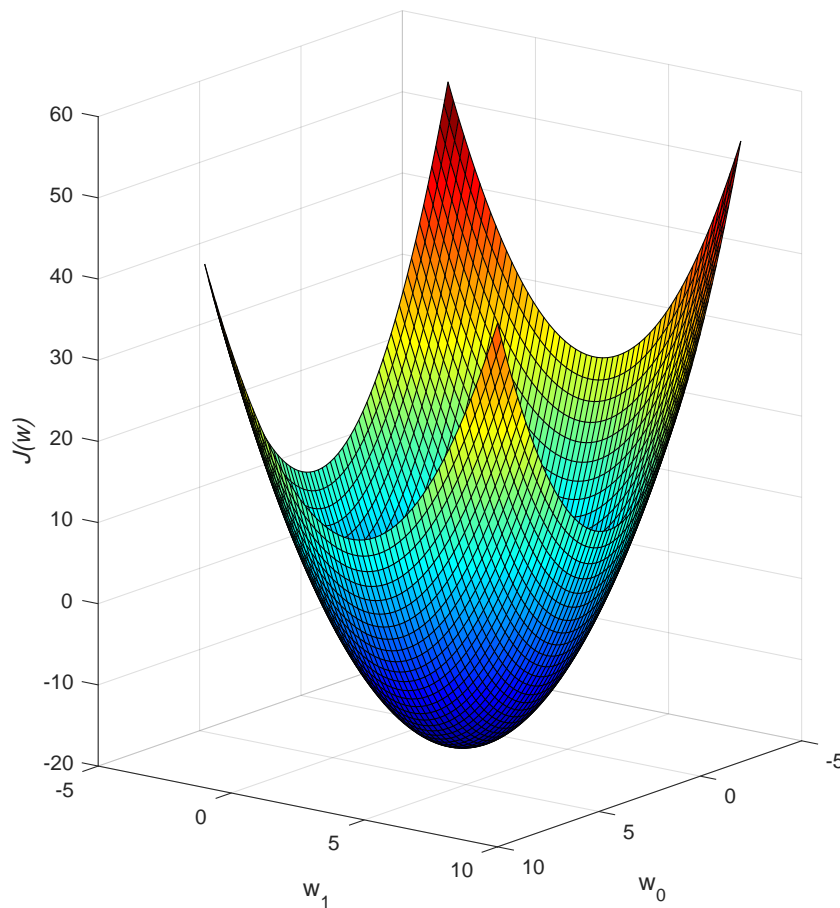


FIGURE 3.3 – Exemple de la surface de performance (la surface de l'EQM) pour un filtre à deux coefficients.

L'équation (3.7) est appelée formule de Wiener ou l'équation de Wiener\_Hopf. Le rôle du filtrage adaptatif consiste à ajuster les coefficients du filtre en utilisant un algorithme approprié pour tendre vers les coefficients optimaux.

Le filtre de Wiener souffre de quelques limites pratiques :

- la matrice de covariance  $R$  et le vecteur d'intercorrélacion  $P$  sont a priori inconnues ;
- la matrice inverse est très coûteuse en terme de complexité de temps de calcul ;
- si les signaux sont non stationnaires,  $R$  et  $P$  changeront avec le temps et le calcul de  $W_{opt}$  doit être répété.

Pour une application en temps réel, un moyen d'obtenir  $W_{opt}$  échantillon par échantillon est requis. Pour réaliser cela, des algorithmes adaptatifs sont utilisés sans avoir à calculer

explicitement  $R$  et  $P$  ou effectuer une inversion matricielle.

### 3.3 Les algorithmes adaptatifs

#### 3.3.1 L'algorithme LMS

L'algorithme adaptatif qui a connu le plus de succès est l'algorithme LMS développé par Widrow et al. [123]. Au lieu de calculer  $W_{opt}$  comme dans l'équation (3.6), l'algorithme LMS ajuste les coefficients du filtre d'un échantillon à un autre de manière à minimiser l'EQM. Cela revient à descendre le long de la surface de performance (Figure 3.3) vers son fond. L'algorithme LMS est basé sur l'algorithme du gradient déterministe où le vecteur des coefficients est mis à jour pour à chaque échantillon  $k$  comme suit :

$$W_k = W_{k-1} - \mu \nabla_k \quad (3.8)$$

où  $\mu$ , pas d'adaptation empiriquement choisi, contrôle la stabilité et le taux de convergence. Mais on a toujours besoin de connaître  $R$  et  $P$ .

L'algorithme LMS est une méthode pratique pour calculer les coefficient  $W$  en temps réel sans avoir à calculer  $R$ ,  $P$  et la matrice inverse  $R^{-1}$ . En prenant l'erreur quadratique instantanée ( $e_k^2$ ) à la place de l'erreur quadratique moyenne ( $E[e_k^2]$ ) :

$$\frac{\partial J_k}{\partial W_k} \simeq \frac{\partial e_k^2}{\partial W_k} = -2e_k x_k \quad (3.9)$$

L'algorithme LMS n'a pas besoin de connaître les statistiques du signal (c.à.d.  $R$  et  $P$ ), et la mise à jour des coefficients est donnée par :

$$W_k = W_{k-1} + 2\mu e_k x_k \quad (3.10)$$

Les coefficients ne sont donc que des estimations qui s'améliorent au fil du temps pour finalement converger. En réalité,  $W_k$  oscille autour de  $W_{opt}$  sans jamais l'atteindre. La condition de convergence est [124] :

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}} \quad (3.11)$$

où  $\lambda_{\max}$  est la valeur propre de la matrice de covariance.

#### 3.3.2 L'algorithme VSS-LMS

Pour l'algorithme LMS, le pas d'adaptation doit être choisi de manière à trouver le bon compromis entre la vitesse de convergence et l'erreur résiduelle. Pour résoudre ce

compromis et prendre en compte la non-stationnarité des signaux PE, nous avons utilisé un algorithme LMS à pas variable. L'algorithme VSS-LMS<sup>2</sup> proposé par Kwong et al. [125] est utilisé pour mettre à jour les coefficients du filtre. L'algorithme de mise à jour est donné par :

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu(k)X(k,b)e(k) \quad (3.12)$$

$$\mu'(k+1) = \alpha\mu(k) + \gamma e^2(k) \quad (3.13)$$

avec  $0 < \alpha < 1$ ,  $\gamma > 0$  et :

$$\mu(k+1) = \begin{cases} \mu_{max} & \text{si } \mu'(k+1) > \mu_{max} \\ \mu_{min} & \text{si } \mu'(k+1) < \mu_{min} \\ \mu'(k+1) & \text{autrement.} \end{cases} \quad (3.14)$$

Le pas d'adaptation est borné entre une valeur maximale et une valeur minimale et varie proportionnellement à l'énergie de l'erreur. Le pas d'adaptation est initialisé à la valeur maximale  $\mu_{max}$ . Lorsque l'erreur du filtre diminue, la valeur du pas d'adaptation diminue pour éviter la divergence et assurer une convergence vers l'optimum.

### 3.3.3 L'algorithme RLS

Parmi les algorithmes proposés dans la littérature technique, l'algorithme RLS est décrit comme l'algorithme qui converge le plus rapidement vers l'optimum [122]. Ce résultat est obtenu dans le cas du traitement des signaux de télécommunication dont le rapport signal sur bruit est élevé et bien supérieur à zéro. Il est également plus compliqué et plus exigeant sur le plan complexité de calcul que les algorithmes de gradient stochastique. L'algorithme RLS est basé sur la méthode des moindres carrés (Figure 3.4). Un signal de sortie,  $y_k$ , est mesuré l'instant discret,  $k$ , en réponse à un ensemble de signal d'entrée,  $x_k(i)$ . Le signal d'entrée et le signal de sortie sont liés par :

$$y_k = \sum_{i=0}^{n-1} w(i)x_k(i) + e_k \quad (3.15)$$

Le problème pour la méthode des moindres carrés est, compte tenu des  $x_k(i)$  et  $y_k$ , d'obtenir des estimations de  $W = [w(0), w(1), \dots, w(n-1)]$ . Les estimations optimales, au sens des moindres carrés, des coefficients du filtre,  $w(i)$ , sont données par :

$$W_m = [X_m^T X_m]^{-1} X_m^T Y_m \quad (3.16)$$

2. En anglais : *Variable Step-Size Least Mean Square (VSS-LMS)*.

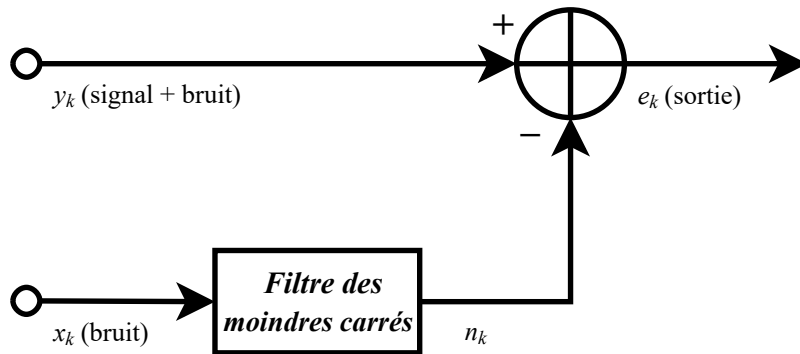


FIGURE 3.4 – Principe de la méthode des moindres carrés

où  $Y_m$ ,  $X_m$  et  $W_m$  sont données par :

$$Y_m = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{m-1} \end{bmatrix} \quad X_m = \begin{bmatrix} x^T(0) \\ x^T(1) \\ x^T(2) \\ \vdots \\ x^T(m-1) \end{bmatrix} \quad W_m = \begin{bmatrix} w(0) \\ w(1) \\ w(2) \\ \vdots \\ w(n-1) \end{bmatrix}$$

$$x^T(k) = \begin{bmatrix} x_k(0) & x_k(1) & \dots & x_k(n-1) \end{bmatrix}, \quad k = 0, 1, \dots, m-1.$$

L'indice  $m$  indique que chaque matrice ci-dessus est obtenue en utilisant tous les points de données  $m$  et  $T$  indique la transposition. L'équation (3.16) donne l'estimation optimale au sens des moindres carrés de  $W_m$  qui peut être obtenue en utilisant une technique d'inversion matricielle appropriée.

Le calcul du  $W_m$  dans l'équation (3.16) nécessite un long calcul de la matrice inverse. Clairement, la méthode des moindres carrés ne convient pas pour le filtrage en temps réel ou en ligne. En pratique, lorsque des données sont acquises en continu et que nous souhaitons améliorer notre estimation de  $W_m$  en utilisant les nouvelles données, les méthodes récursives sont préférées. Avec l'algorithme RLS, les estimations de  $W_m$  peuvent être mises à jour pour chaque nouvel ensemble de données acquis sans calculer directement de façon répétée l'inversion matricielle.

La mise à jour des coefficients du filtre selon l'algorithme RLS est donnée par :

$$W(k+1) = W(k) + G(k)e(k) \tag{3.17}$$

où  $G(k)$  est exprimé par :

$$G(k) = \frac{P(k)X(k, b)}{\lambda + X^T(k, b)P(k)X(k, b)} \quad (3.18)$$

où  $\lambda$  est le facteur d'oubli ( $0 < \lambda < 1$ ) et  $P(k)$  est obtenu de façon récursive pour calculer la matrice de corrélation inverse :

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} \left[ P(k) - G(k)X^T(k, b)P(k) \right] \quad (3.19)$$

La valeur initiale à  $k = 0$  est :

$$P(0) = \begin{bmatrix} \delta^{-1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \delta^{-1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \delta^{-1} \end{bmatrix}$$

où  $\delta$  est une petite constante positive.

L'algorithme RLS tente de fournir un filtre stable avec une convergence rapide, mais il est numériquement instable pour les applications en ligne et ses capacités de poursuite sont faibles notamment quand le SNR est faible.

## 3.4 Le modèle d'Hermite du filtre adaptatif

### 3.4.1 Les polynômes d'Hermite

Les polynômes d'Hermite sont une suite de polynômes qui a été nommée ainsi en l'honneur de Charles Hermite. Ils forment un système de polynômes orthogonaux pour le poids  $e^{-\frac{1}{2}x^2}$  et sont définis comme suit :

$$H_n(x) = (-1)^n e^{\frac{1}{2}x^2} \frac{\partial^n}{\partial x^n} \left( e^{-\frac{1}{2}x^2} \right) \quad (3.20)$$

Les polynômes d'Hermite peuvent être obtenus par l'équation de récurrence :

$$H_n(x) = xH_{n-1}(x) - (N-1)H_{n-2}(x) \quad (3.21)$$

avec  $H_0(t) = 1$  et  $H_1(t) = 2t$ . On peut également introduire leur forme de développement polynomial :

$$H_n(x) = n! \sum_{k=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} \frac{(-1)^k x^{n-2k}}{2^k k!(n-2k)!} \quad (3.22)$$

Ce qui permet de donner les dix premiers polynômes d'Hermite :

$$\begin{aligned}
H_0(x) &= 1 \\
H_1(x) &= x \\
H_2(x) &= x^2 - 1 \\
H_3(x) &= x^3 - 3x \\
H_4(x) &= x^4 - 6x^2 + 3 \\
H_5(x) &= x^5 - 10x^3 + 15x \\
H_6(x) &= x^6 - 15x^4 + 45x^2 - 15 \\
H_7(x) &= x^7 - 21x^5 + 105x^3 - 105x \\
H_8(x) &= x^8 - 28x^6 + 210x^4 - 420x^2 + 105 \\
H_9(x) &= x^9 - 36x^7 + 378x^5 - 1260x^3 + 945x \\
H_{10}(x) &= x^{10} - 45x^8 + 360x^6 - 3150x^4 + 4725x^2 - 945
\end{aligned} \tag{3.23}$$

Ces polynômes sont orthogonaux pour un poids gaussien. On a :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} H_n(x)H_m(x)e^{-\frac{1}{2}x^2} dx = \sqrt{2\pi n!}\delta_{n-m} \tag{3.24}$$

où  $\delta_{n-m}$  est le symbole de Kronecker.

Outre l'orthogonalités,  $H_0$  satisfait l'équation différentielle :

$$H''_n(x) - 2xH'_n(x) = 0 \tag{3.25}$$

et pour  $n \geq 1$  :

$$H''_n(x) - 2xH'_n(x) + 2nH_n(x) = 0 \tag{3.26}$$

On dit que les polynômes précédents sont sous forme dite "probabiliste" par opposition à la forme dite "physique",  $\hat{H}_n$ . La relation entre ces deux formes s'écrit :

$$H_n(x) = (-1)^n \left(2^{\frac{n}{2}} n!\right)^{-1} \hat{H}_n \left(2^{-\frac{1}{2}}x\right) \tag{3.27}$$

### 3.4.2 Les fonctions d'Hermite

Nous pouvons considérer le signal PE sans bruit ou débruité  $s(t)$  comme un signal transitoire sur son intervalle de définition T et étendu avec la valeur zéro hors cet intervalle. Il est possible de modéliser un signal PE avec la base de fonctions orthonormales d'Hermite (OHBFs). Les fonctions d'Hermite sont transitoires et bien adaptées pour

modéliser le signal PE (Figure 3.5). Nous pouvons approximer le signal PE sans bruit à l'ordre N comme une combinaison linéaire de ces fonctions par :

$$s(t) \simeq \sum_{i=1}^N c_i(t, b) \phi_i(t, b) \quad (3.28)$$

Les OHBF ont l'expression :

$$\phi_i(t, b) = \frac{1}{\sqrt{b2^i i! \sqrt{\pi}}} e^{-\frac{t^2}{2b^2}} H_i\left(\frac{t}{b}\right) \quad (3.29)$$

où  $H(t/b)$  sont des polynômes Hermite et le paramètre  $b$  est un facteur de dilatation qui contrôle la largeur des OHBF.

La structure du filtre adaptatif du modèle d'Hermite est représentée sur la figure 3.6. Les entrées de référence du modèle,  $X(k, b)$ , sont les OHBF, et le signal d'entrée primaire ( $d(k)$ ), est le signal PE sans bruit ( $s(k)$ ) affecté par un bruit additif ( $n(k)$ ) :

$$d(k) = s(k) + n(k) \quad (3.30)$$

La sortie  $y(k)$  est la combinaison linéaire des OHBF, où chaque fonction est affectée par un poids ajusté à chaque itération  $k$ . Pour obtenir une bonne approximation, le modèle exige que le signal passe à zéro au début et à la fin de la fenêtre.

Nous utilisons l'algorithme VSS-LMS pour ajuster le vecteur  $W(k)$ . L'algorithme VSS-LMS minimise l'erreur quadratique moyenne entre l'entrée principale et les signaux de sortie du filtre en ajustant le vecteur  $W(k)$ . Selon la notation standard d'une combinaison

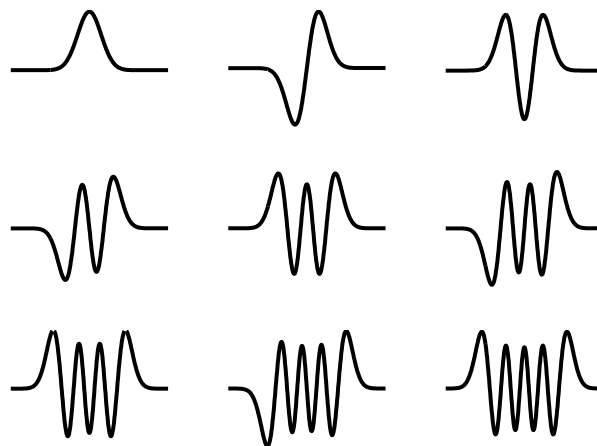


FIGURE 3.5 – Les neuf premières fonctions d'Hermite



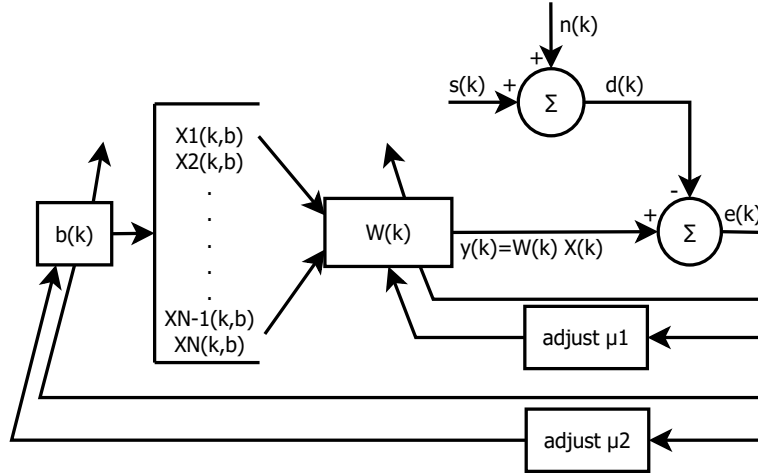


FIGURE 3.6 – Structure du filtre adaptatif d’Hermite

linéaire adaptative, on exprime le signal de sortie du modèle par :

$$y(k) = \sum_{i=1}^N W_i(k)X_i(k, b) \quad (3.31)$$

avec :

$$W(k) = [w_1(k)w_2(k) \dots w_N(k)]^T \quad (3.32)$$

et :

$$X(k, b) = [X_1(k, b)X_2(k, b) \dots X_N(k, b)]^T \quad (3.33)$$

où  $W$  représente le vecteur des coefficients,  $X$  les OHBF, et  $N$  l’ordre du modèle.

Le signal d’erreur est calculé comme  $e(k) = d(k) - y(k)$ , et l’erreur quadratique moyenne est calculée comme  $EQM = E[e^2(k)]$ . Widrow et Stearns [124] ont établi que l’algorithme adaptatif minimise l’erreur quadratique instantanée  $e^2(k)$ .

Nous avons deux paramètres de convergence  $\mu_1$  et  $\mu_2$  pour le vecteur des coefficients et le facteur d’échelle  $b$  respectivement. Nous présentons l’algorithme VSS-LMS [125] pour adapter le vecteur des coefficients comme suit :

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu_1(k)X(k, b)e(k) \quad (3.34)$$

$$e(k) = d(k) - y(k, b) = d(k) - X^T(k)W(k, b) \quad (3.35)$$

$$\mu'_1(k+1) = \alpha\mu_1(k) + \gamma e^2(k) \quad (3.36)$$

où  $\alpha$  et  $\gamma$  sont deux paramètres de contrôle positifs avec  $0 < \alpha < 1$ ,  $\gamma > 0$  et :

$$\mu_1(k+1) = \begin{cases} \mu_{1max} & \text{si } \mu'_1(k+1) > \mu_{1max} \\ \mu_{1min} & \text{si } \mu'_1(k+1) < \mu_{1min} \\ \mu'_1(k+1) & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (3.37)$$

Pour adapter le facteur d'échelle  $b$ , nous appliquons la méthode du gradient déterministe ( $b_{k+1} = b_k + 2\mu_2 \nabla_k$ ) [124, 126] :

$$\nabla E [e_k^2] \simeq \nabla e_k^2 = 2e_k \nabla e_k \quad (3.38)$$

puis on peut écrire :

$$\frac{\partial E [e_k^2(b)]}{\partial b} \simeq 2e_k(b) \frac{\partial e_k(b)}{\partial b} \quad (3.39)$$

De l'équation 3.35 nous obtenons :

$$\frac{\partial e_k(b)}{\partial b} = -\frac{\partial y_k(b)}{\partial b} \quad (3.40)$$

ce qui conduit à l'expression récursive suivante pour adapter  $b$  :

$$b_{k+1} = b_k + 2\mu_2 e_k(b_k) \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b_k} \quad (3.41)$$

Pour mettre en œuvre l'équation 3.41, la valeur de  $\partial y_k(b_k)/\partial b_k$  à chaque instant  $k$  doit être connue. Cette valeur peut se révéler être une combinaison linéaire de  $w_i$  et  $\phi_i(k, b(k))$ . Ainsi, elle peut être calculée en ligne à chaque itération. L'équation 3.41 peut être reformulé comme suit :

$$b(k+1) = b(k) + 2\mu_2 e(k) \sum_{i=1}^N W_i \frac{\partial \phi_i(k, b(k))}{\partial b(k)} \quad (3.42)$$

et il a été prouvé que [126] :

$$\frac{\partial \phi_i(t, b)}{\partial b} = \frac{1}{2b} \times \left[ -\sqrt{i(i-1)} \phi_{i-2}(t, b) + \sqrt{(i+2)(i+1)} \phi_{i+2}(t, b) \right] \quad (3.43)$$

Le pas d'adaptation  $\mu_2$  est contrôlé par les mêmes expressions que  $\mu_1$  :

$$\mu'_2(k+1) = \alpha \mu_2(k) + \gamma e^2(k) \quad (3.44)$$

$$\mu_2(k+1) = \begin{cases} \mu_{2max} & \text{si } \mu'_2(k+1) > \mu_{2max} \\ \mu_{2min} & \text{si } \mu'_2(k+1) < \mu_{2min} \\ \mu'_2(k+1) & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (3.45)$$

### 3.4.3 La convergence du vecteur des coefficients

La constante  $\mu_{1\max}$ , choisie pour garantir une EQM bornée de l'algorithme VSS-LMS, doit satisfaire la condition ([125, 126]) :

$$\mu_{1\max} \leq \frac{2}{3\text{tr}(R)} \quad (3.46)$$

où  $\text{tr}$  désigne la trace de la matrice de covariance  $R$  de l'entrée  $X$ . Étant donné que les fonctions d'Hermite restent orthonormales pour n'importe quel paramètre  $b$ , la matrice  $R$  est proportionnelle à la matrice identité  $I$  et ne dépend pas du paramètre  $b$  :

$$R = \frac{1}{LT}I$$

donc l'équation (3.46) devient :

$$\mu_{1\max} \leq \frac{2LT}{3N} \quad (3.47)$$

où  $L$  et  $T$  sont respectivement le nombre d'échantillons et la période d'échantillonnage. Le temps de convergence associé à chaque poids  $w_n(\tau_{w_n})$  [124] est donné par :

$$w_n(\tau_{w_n}) = \frac{1}{2\mu_1\lambda_n} = \frac{LT}{2\mu_1} \quad (3.48)$$

où  $\lambda_n$  est la  $n$ ème valeur propre de la matrice  $R$ . Dans notre cas, toutes les valeurs propres ont la même valeur  $\lambda_n = \lambda = 1/LT$ .

Le temps de convergence associé à l'EQM ( $\tau_{eqm}$ ) [124] est :

$$\tau_{eqm} = \frac{1}{4\mu_1\lambda} = \frac{LT}{4\mu_1} \quad (3.49)$$

### 3.4.4 La convergence du facteur d'échelle

De l'équation 3.41 et en utilisant la valeur de  $e_k(b_k)$ , on peut écrire :

$$E[b_{k+1}] = E[b_k] + 2\mu_2 \left( E \left[ d_k \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b_k} \right] - E \left[ y_k(b_k) \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b_k} \right] \right) \quad (3.50)$$

Étant donné que le vecteur des coefficients est censé être constant, en différenciant l'expression  $E[y_k^2(b)] = \eta$  on obtient :

$$2E \left[ y_k(b) \frac{\partial y_k(b)}{\partial b} \right] = 0 \quad (3.51)$$

et l'équation 3.50 devient :

$$E[b_{k+1}] = E[b_k] + 2\mu_2 E \left[ d_k \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b_k} \right] \quad (3.52)$$

Pour analyser la convergence de cette expression, nous calculons la valeur de  $E[d_k(\partial y_k(b_k)/\partial b_k)]$  en fonction du paramètre  $b$ . En utilisant de l'équation 3.43 et en supposant que  $b_k$  n'est pas corrélé avec  $\phi_{ik}(b_k)$ , nous avons :

$$E\left[d_k \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b}\right] = \frac{1}{2E[b_k]} \sum_{i=0}^{N-1} w_i^*(b_0) \times E\left[d_k \left(-\sqrt{i(i-1)}\phi_{(i-2)k}(b_k) + \sqrt{(i+2)(i+1)}\phi_{(i+2)k}(b_k)\right)\right] \quad (3.53)$$

$$E\left[d_k \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b}\right] = \frac{1}{2E[b_k]LT} \sum_{i=0}^{N-1} w_i^*(b_0) \times \left(-\sqrt{i(i-1)}w_{(i-2)k}^*(E[b_k]) + \sqrt{(i+2)(i+1)}w_{(i+2)k}^*(E[b_k])\right) \quad (3.54)$$

où le vecteur des coefficients est censé être optimal pour la valeur initiale de  $b$ ,  $w_i^*(b_0)$ . Les valeurs  $w_{(i)k}^*(E[b_k])$  sont les coefficients  $c_i(E[b_k])$  lorsque le paramètre  $b$  prend la valeur  $E[b_k]$ . Nous réduisons également les variations de  $w_{(i)k}^*(E[b_k])$  avec  $b_k$  par rapport au terme  $1/E[b_k]$ . Nous considérons  $w_i^*$  constant pour chaque paramètre  $b$ , ce qui donne :

$$E\left[d_k \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b}\right] = \frac{1}{2E[b_k]LT} \times \left(-\sqrt{N(N-1)}w_{N-2}^*w_N^* + \sqrt{(N+1)N}w_{N-1}^*w_{N+1}^*\right) \quad (3.55)$$

Reprenant l'équation 3.52 et compte tenu du développement de Taylor d'ordre 1, nous avons :

$$E[b_{k+1}] = E[b_k] - \frac{\mu_2}{b^{*2}LT} \times \left(-\sqrt{N(N-1)}w_{N-2}^*w_N^* + \sqrt{(N+1)N}w_{N-1}^*w_{N+1}^*\right) \times (E[b_k] - b^*) \quad (3.56)$$

et appelant :

$$a = \frac{\mu_2}{b^{*2}LT} \times \left(-\sqrt{N(N-1)}w_{N-2}^*w_N^* + \sqrt{(N+1)N}w_{N-1}^*w_{N+1}^*\right) \quad (3.57)$$

on obtient :

$$E[b_{k+1}] = E[b_k](1-a) + ab^* \quad (3.58)$$

Considérant la valeur initiale  $b$  à  $k=0$ ,  $b_0$ , nous pouvons réécrire :

$$E[b_k] = b^* + (1-a)^k (b_0 - b^*) \quad (3.59)$$

Cette expression récursive converge quand  $0 < a < 2$  et, en reprenant la valeur de  $a$ , on a la condition de convergence pour l'algorithme d'adaptation de  $b$  :

$$\mu_2 < \frac{2b^{*2}LT}{\sqrt{N(N-1)}w_{N-2}^*w_N^* + \sqrt{(N+1)N}w_{N-1}^*w_{N+1}^*} \quad (3.60)$$

Pour estimer le côté droit de l'équation 3.60, on approxime  $\sqrt{N(N-1)} \simeq \sqrt{(N+1)N} \simeq N$  alors :

$$\mu_2 < \frac{2b^{*2}LT}{N(w_{N-2}^*w_N^* + w_{N-1}^*w_{N+1}^*)} \quad (3.61)$$

D'autre part, on peut affirmer que pour le poids le plus élevé  $w_{N-2}^*$ ,  $w_{N-1}^*$ ,  $w_N^*$  et  $w_{N+1}^*$ , l'énergie du signal est inférieure à l'énergie moyenne de chaque poids. Si on appelle  $SE = E[s_k^2]LT$ , on peut supposer que :

$$N(w_{N-2}^*w_N^*) < SE \quad \text{and} \quad N(w_{N-1}^*w_{N+1}^*) < SE \quad (3.62)$$

Ensuite, nous pouvons prendre une limite de convergence plus restrictive :

$$\mu_2 < \frac{LTb^{*2}}{SE} < \frac{2b^{*2}LT}{N(w_{N-2}^*w_N^* + w_{N-1}^*w_{N+1}^*)} \quad (3.63)$$

donc nous pouvons considérer

$$\mu_2 < \frac{LTb^{*2}}{SE} \quad (3.64)$$

comme la condition de convergence [126].

Les constantes  $\mu_{1max}$  et  $\mu_{2max}$  sont généralement considérées comme étant les valeurs initiales des pas d'adaptation  $\mu_1$  et  $\mu_2$  respectivement. Les paramètres  $\mu_1$  et  $\mu_2$  sont toujours positives, et sont contrôlés par l'énergie de l'erreur et par les paramètres  $\alpha$  et  $\gamma$ . Nous choisissons les valeurs minimales  $\mu_{1min}$  et  $\mu_{2min}$  afin qu'ils fournissent un minimum de poursuite.

### 3.5 Conclusion

Nous avons proposé une modélisation adaptative des essais individuels PE présentant plusieurs avantages. Premièrement, la méthode ne met pas de supposition sur la stationnarité des PE et n'a pas besoin de connaissance a priori des statistiques du signal et du bruit. Deuxièmement, contrairement à d'autres méthodes proposées dans la littérature [67, 74, 111], elle n'utilise pas la moyenne de l'ensemble des signaux comme signal de référence ce qui la rend adaptée pour les applications en ligne. L'utilisation des OHBF comme bases permettra la représentation des PE en utilisant un nombre compact de fonctions. L'utilisation de l'algorithme VSS-LMS, permet au filtre adaptatif de converger plus rapidement tout en assurant sa stabilité, et améliorant sa capacité de poursuite des changements des signaux PE. La conséquence positive d'une convergence rapide consiste à la réduction du nombre d'essais nécessaires afin de faire un diagnostic et éviter la fatigue du sujet.

## SIMULATIONS

**L**es simulations effectuées dans ce chapitre ont pour but de justifier le choix des fonctions d’Hermite comme base orthonormale et de l’algorithme VSS-LMS comme algorithme adaptatif pour la modélisation des essais individuels PE. Elles visent aussi à montrer la capacité de la méthode proposée à éliminer l’activité cérébrale de fond, à estimer les paramètres utilisés pour l’étude des PE (à savoir : amplitude et latence de ses composantes) et à comparer les performances de l’approche avec celles d’autres méthodes de traitement des essais individuels PE.

### 4.1 Comparaison des algorithmes adaptatifs

La performance d’un filtre adaptatif dépend principalement de l’algorithme utilisé pour mettre à jour ses coefficients. De nombreux algorithmes adaptatifs existent. Parmi eux, l’algorithme RLS, l’algorithme LMS et l’algorithme VSS-LMS comme proposé par Kwong et Johnston [125]. Les performances des algorithmes pour la modélisation des signaux PE sont comparées et évaluées en termes de taux de convergence, de régime permanent de l’EQM et de capacité de poursuite.

L’objectif est d’évaluer la performance de ces algorithmes adaptatifs pour savoir lequel est le plus approprié pour la modélisation des PE. En outre, nous voulions montrer que la performance du filtre dépend, non seulement de l’algorithme adaptatif utilisé, mais aussi de l’application [127].

La complexité en temps de calcul de l'algorithme LMS et de l'algorithme VSS-LMS augmente linéairement avec  $M$ , où  $M$  est le nombre des coefficients variables. De tels algorithmes sont communément appelés algorithmes  $O(M)$ , où  $O(\cdot)$  désigne "ordre de". La complexité computationnelle de l'algorithme VSS-LMS est légèrement augmentée avec une multiplication et une addition de plus que l'algorithme LMS. D'autre part, l'algorithme RLS est un algorithme  $O(M^2)$ , de sorte que sa complexité de calcul augmente avec le carré de  $M$  (voir Tableau 4.1).

Tableau 4.1 – La complexité du calcul des algorithmes adaptatifs par itération

Algorithme	Mult.	Add.	Div.
RLS	$3M^2 + 4M$	$3M^2 + 2M - 1$	1
LMS	$2M + 1$	$2M$	-
VSS-LMS	$2M + 2$	$2M + 1$	-

Un grand nombre d'essais (300) a été construit pour montrer clairement l'EQM au régime permanent et le taux de convergence pour chaque algorithme. La latence et l'amplitude des ondes sont modifiées pour simuler la variabilité en termes de latences et d'amplitudes des PE. Afin de comparer la capacité de poursuite des algorithmes, la forme du signal a été changée à partir du 151<sup>ème</sup> essai, pour simuler une variation rapide du signal PE. Le bruit EEG ajouté 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 implémenté par Rafal Bogacz comme utilisé par Yeung et al. dans [128, 129]. Les performances des trois algorithmes sont comparées pour différentes valeurs de SNR : -10 dB, 0 dB et +10 dB (Figure.4.1).

Au début, l'algorithme RLS présente une convergence plus rapide et une EQM au régime permanent légèrement plus faible (pour  $SNR = -10$  dB ou négligable pour  $SNR = 0$  dB et  $SNR = +10$  dB) que les algorithmes LMS et VSS-LMS pour chaque niveau de bruit. En réponse au changement du signal, l'EQM augmente d'abord fortement puis diminue jusqu'à un niveau d'erreur inférieur pour les trois algorithmes. L'algorithme VSS-LMS s'adapte plus rapidement au changement du signal que l'algorithme LMS. En revanche, l'algorithme RLS affiche les performances les plus faibles et ne parvient plus à converger une autre fois.

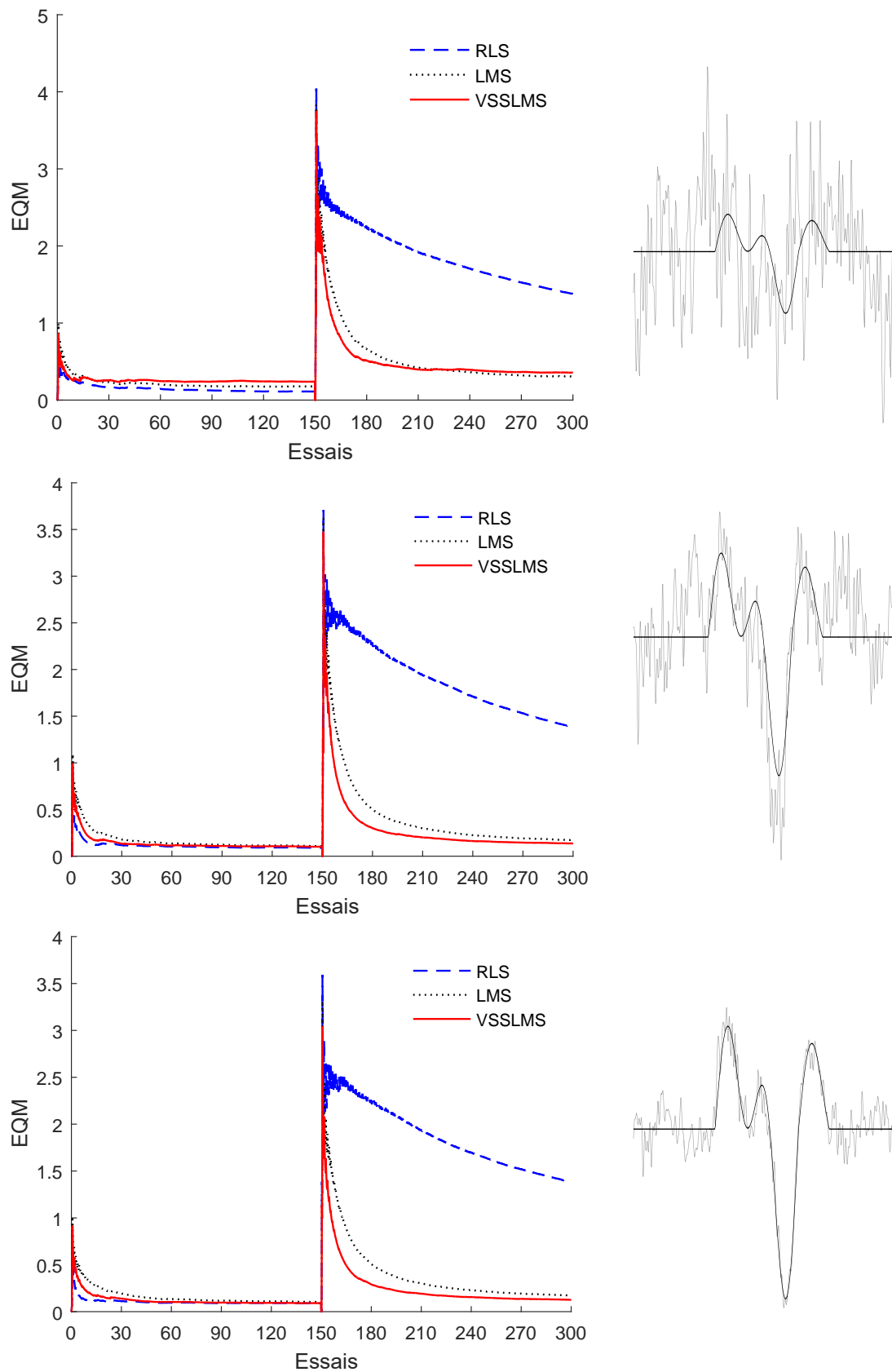


FIGURE 4.1 – Courbes d’erreurs des algorithmes adaptatifs RLS, LMS et VSS-LMS pour différentes valeurs de SNR; de haut en bas : SNR=-10 dB, SNR=0 dB et SNR=+10 dB.



A partir de ces résultats, il est évident que l'algorithme VSS-LMS est plus performant que l'algorithme LMS avec une convergence plus rapide et une erreur comparable au régime permanent. Il est aussi bien connu que l'algorithme RLS entraîne une faible erreur et une convergence plus rapide, mais avec son application à l'extraction des essais individuels PE, sa faible capacité de poursuite le rend moins approprié. La complexité en temps de calcul de l'algorithme LMS et de l'algorithme VSS-LMS est  $O(M)$ , celle de l'algorithme de RLS est  $O(M^2)$ . Pour les grandes valeurs de  $M$ , la complexité en temps de calcul des algorithmes  $O(M^2)$  peut devenir inappropriée d'un point de vue de mise en œuvre matérielle. Pour les applications temps réel telles que la surveillance clinique ou les applications BCI, un algorithme avec une faible complexité de calcul sera très attractif.

## 4.2 Comparaison avec d'autres méthodes

Dans la présente section, le modèle d'Hermite, le modèle de Fourier [95, 101], le modèle de Walsh [95], le modèle de Gauss [91, 93], l'approche proposée par Wang et al. [71] et la méthode basée sur la transformée en ondelettes (NWT) [67] sont comparés pour l'estimation des amplitudes et latences des PE, ainsi que pour l'amélioration du SNR des essais individuels.

Pour le modèle de Fourier, de Walsh et de Gauss, la structure dans la figure 2.4 est la même que dans la figure 3.6, les seules différences sont les suivantes :

- il n'y a pas de facteur d'échelle et en conséquence pas de  $\mu_2$  ;
- les fonctions d'entrée  $X$  sont soit la série Fourier, soit les fonctions Walsh, soit des fonctions gaussiennes pour le modèle de Fourier, de Walsh ou de Gauss respectivement ;
- l'algorithme VSS-LMS est utilisé à la place de l'algorithme LMS de taille de pas fixe utilisé par les auteurs dans les études originales.

Pour la méthode NWT, nous avons utilisé les outils fournis par l'auteur de la méthode : une implémentation MATLAB disponible gratuitement à [http://www.le.ac.uk/centres/csn/EP\\_den](http://www.le.ac.uk/centres/csn/EP_den).

Pour cette simulation, 60 essais ont été construits avec différents niveaux de bruit, de  $-12$  dB à  $+4$  dB (Figure. 4.2). Comme pour la première simulation, les latences et

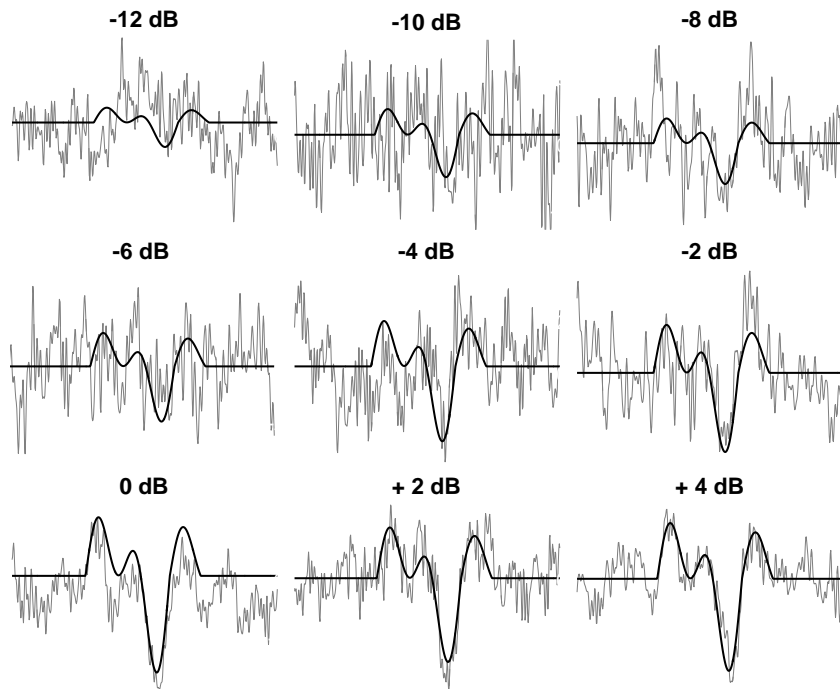


FIGURE 4.2 – signal simulé PE (ligne noire) et le même signal avec EEG ajouté (ligne grise) pour différentes valeurs de SNR

les amplitudes des ondes ont été variées aléatoirement pour simuler la variabilité des enregistrements PE réels. Le bruit EEG ajouté a été généré en utilisant le programme MATLAB de Rafal Bogacz utilisé par Yeung et al. dans [128, 129]. Le tableau 4.2 résume les paramètres des modèles adaptatifs utilisés pour cette simulation. Les paramètres ont été choisis avec soin afin de permettre une comparaison équitable entre les modèles. Les vecteurs des coefficients  $W$  de tous les modèles adaptatifs sont initialisés à zéro et le paramètre de largeur  $b$  du modèle adaptatif d’Hermite est initialisé à 30.

La figure 4.3 montre l’évolution de l’EQM des différentes méthodes pour différents niveaux de bruits. En général, les filtres adaptatifs donnent des EQM au régime permanent les plus faibles. Pour les SNR élevés, l’estimation des PE par les techniques d’ondelettes

Tableau 4.2 – Les paramètres des modèles adaptatifs utilisés pour la simulation.

Modèle	Ordre	$\mu_{1\min}$	$\mu_{1\max}$	$\mu_{2\min}$	$\mu_{2\max}$	$\alpha$	$\gamma$
Fourier	20	$10^{-8}$	$2 \times 10^{-4}$	-	-	0.97	0.5
Walsh	64	$10^{-8}$	$10^{-4}$	-	-	0.97	0.5
AGRBF	20	$10^{-5}$	$10^{-3}$	-	-	0.97	0.5
Hermite	9	$10^{-5}$	$5 \times 10^{-2}$	$10^{-5}$	$10^{-2}$	0.97	0.5

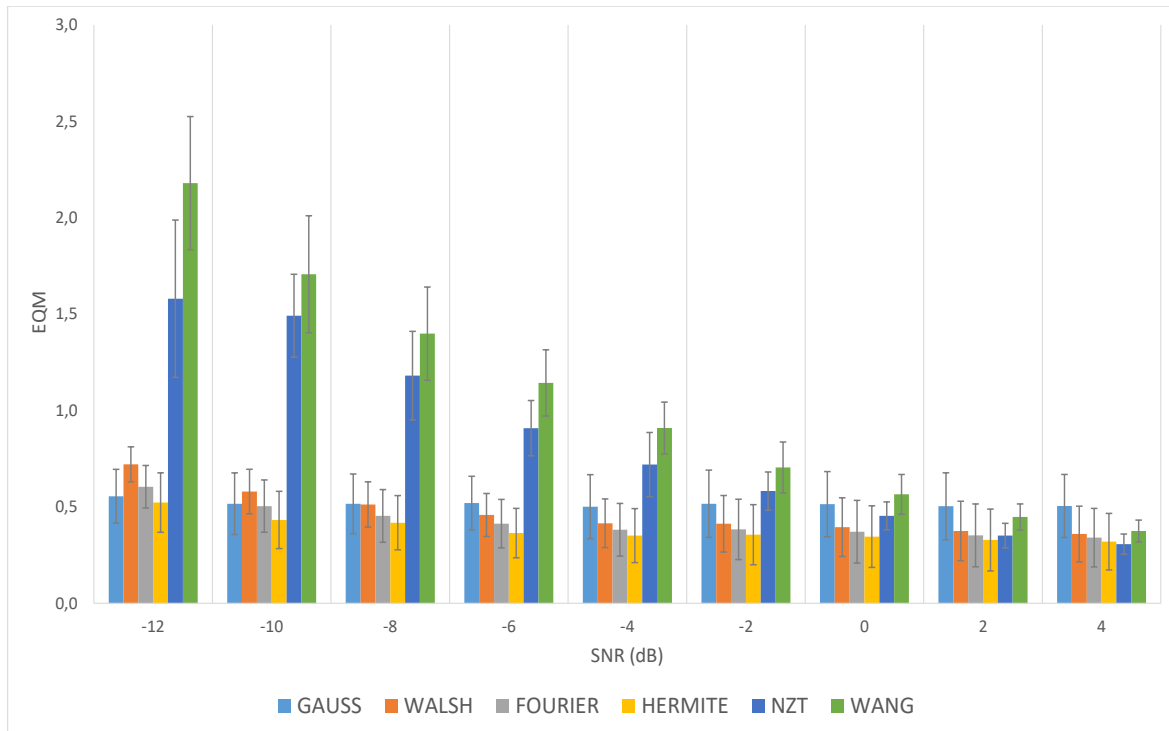


FIGURE 4.3 – Erreur quadratique moyenne (EQM) pour les essais individuels filtrés utilisant les modèles adaptatifs de Walsh, de Fourier de Gauss et d’Hermite, l’approche de Wang et la méthode NZT pour différentes valeurs de SNR.

est aussi bonne que celle des modèles adaptatifs. Le filtre adaptatif utilisant comme modèle les polynômes d’Hermite donne l’erreur la plus faible sauf pour le  $SNR = +4$  dB où la meilleure estimation est obtenue par la méthode NZT. Ce résultat confirme celui des auteurs de la méthode NZT [67] qui ont appliqués la méthode à des signaux de simulation dont le SNR est supérieur à 0 dB bien que le SNR des signaux réels est souvent bien inférieur à 0 dB [5, 130].

Nous avons aussi quantifié l’erreur d’estimation de la latence et de l’amplitude pour chaque pic du signal PE simulé. L’erreur est définie comme  $\delta = |x_k - \hat{x}_k|$ , où  $x_k$  est la vraie latence (ou amplitude) et  $\hat{x}_k$  est l’estimation. Les pics sont définis comme étant le maximum (ou le minimum) dans des fenêtres temporelles choisies : 50 – 185 ms pour  $P_1$ , 235 – 370 ms pour  $P_2$ , 360–496 ms pour  $N_1$  et 450 – 630 ms pour  $P_3$ .

Les figures (4.4, 4.5, 4.6 et 4.7) présentent l’erreur d’estimation des amplitudes des quatre composantes ( $P_1$ ,  $P_2$ ,  $N_2$  et  $P_3$ ) des signaux simulés. Généralement, pour les composantes  $P_2$ ,  $N_2$  et  $P_3$ , les modèles adaptatifs présentent une erreur plus faible et

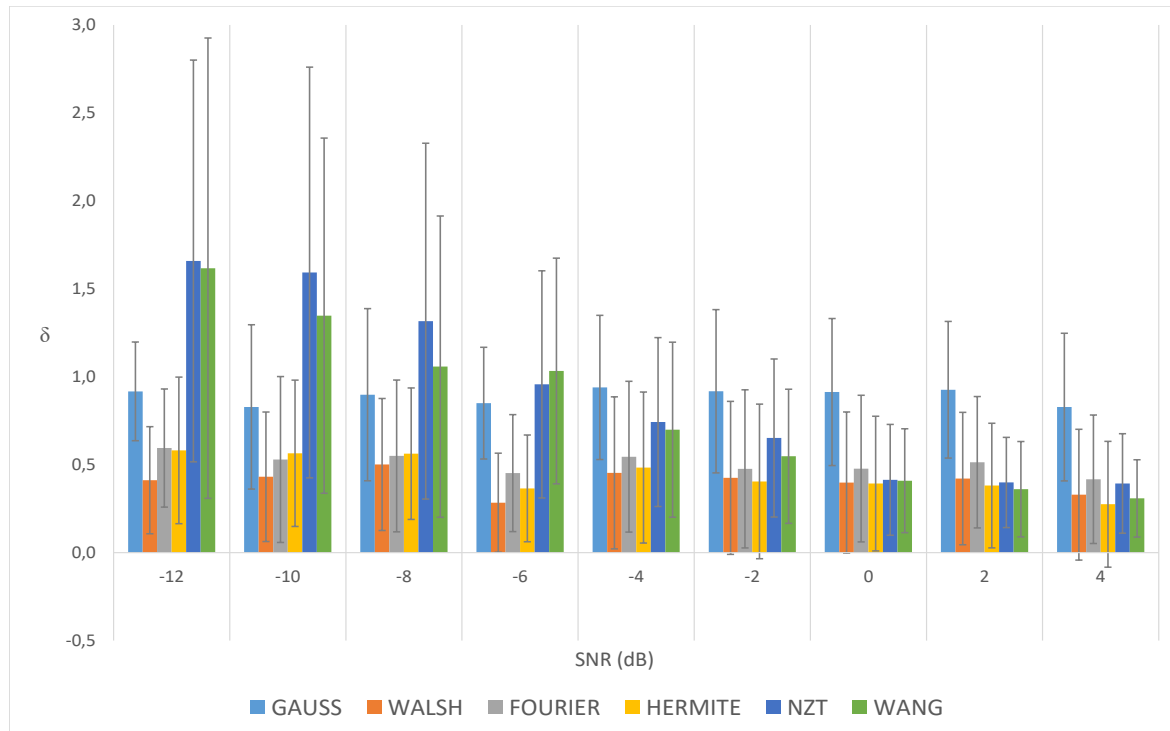


FIGURE 4.4 – Erreur d'estimation des amplitudes du pic P1

moins de variabilités que les techniques des ondelettes pour les valeurs de SNR allant de -12 dB à -2 dB. Pour les valeurs de 0 dB à +4 dB, les résultats de toutes les approches sont comparables. Pour la composante P1, le modèle adaptatif de Gauss fait l'exception et présente une erreur plus grande que les autres modèles et techniques pour toutes les valeurs de SNR.

Les figures (4.8, 4.9, 4.10 et 4.11) présentent l'erreur d'estimation des latences des quatre composantes (P1, P2, N2 et P3) des signaux simulés. Pour l'estimation de latence, on fait la même remarque que pour l'estimation de l'amplitude. Tous les modèles adaptatifs (sans exceptions cette fois) présentent une erreur plus faible ou comparable à celle des techniques des ondelettes pour les composantes P1, P2, N2 et P3.

Pour tester s'il existe une *différence significative* entre les performances des différentes approches, une analyse de la variance (ANOVA pour *analyse of variance*) a été effectuée.

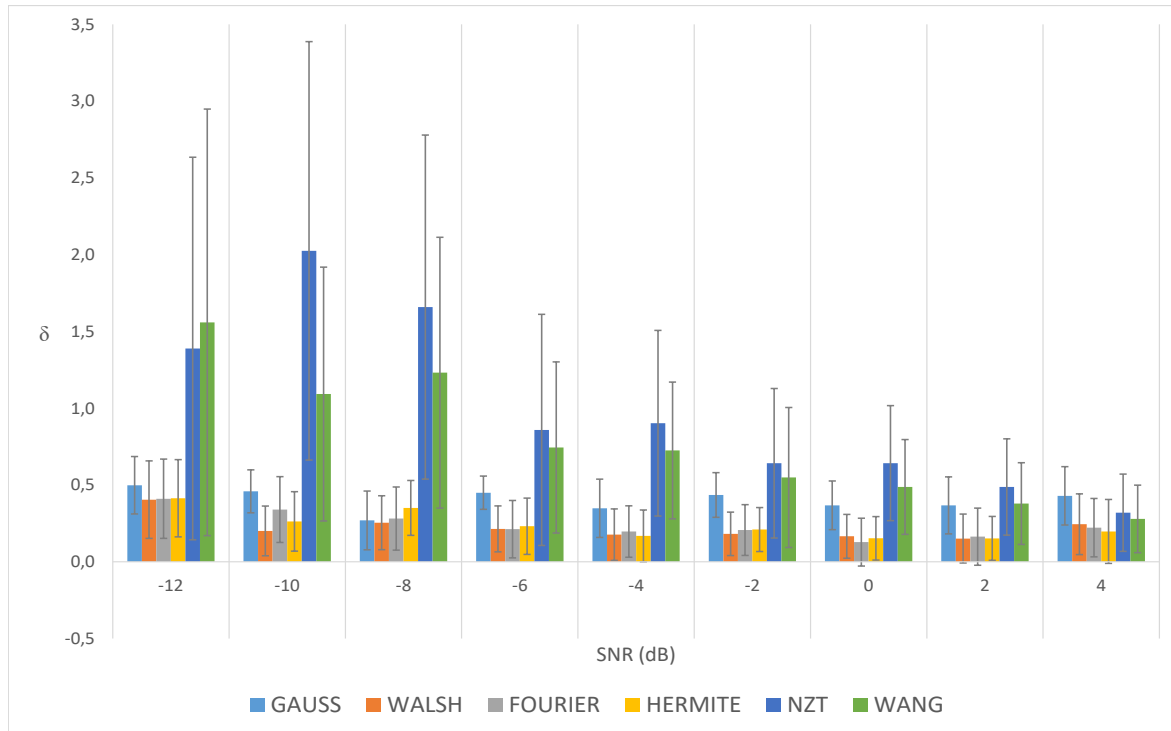


FIGURE 4.5 – Erreur d'estimation des amplitudes du pic P2

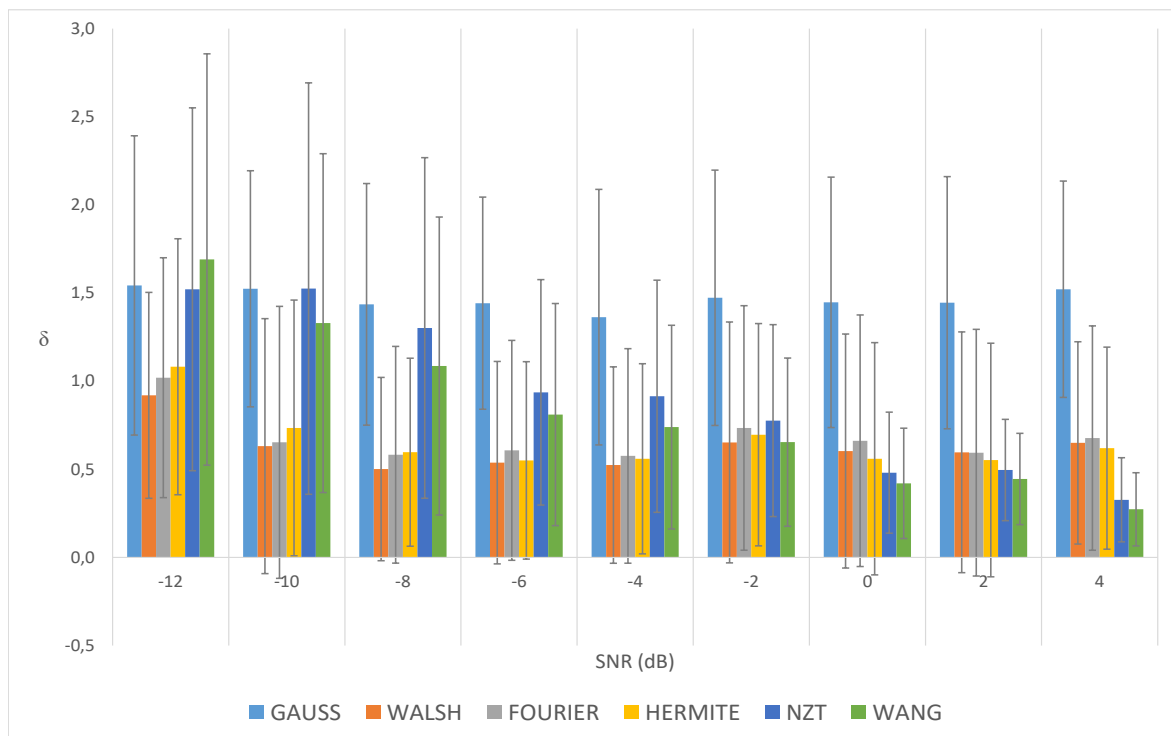


FIGURE 4.6 – Erreur d'estimation des amplitudes du pic N2

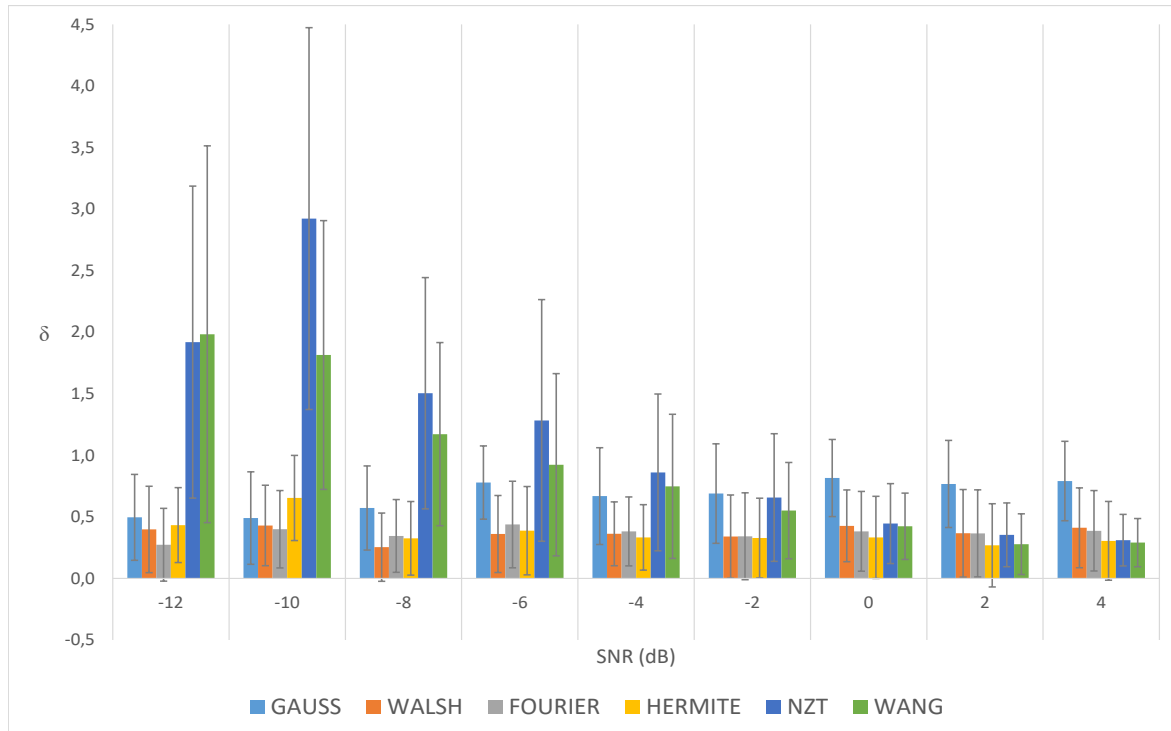


FIGURE 4.7 – Erreur d'estimation des amplitudes du pic P3

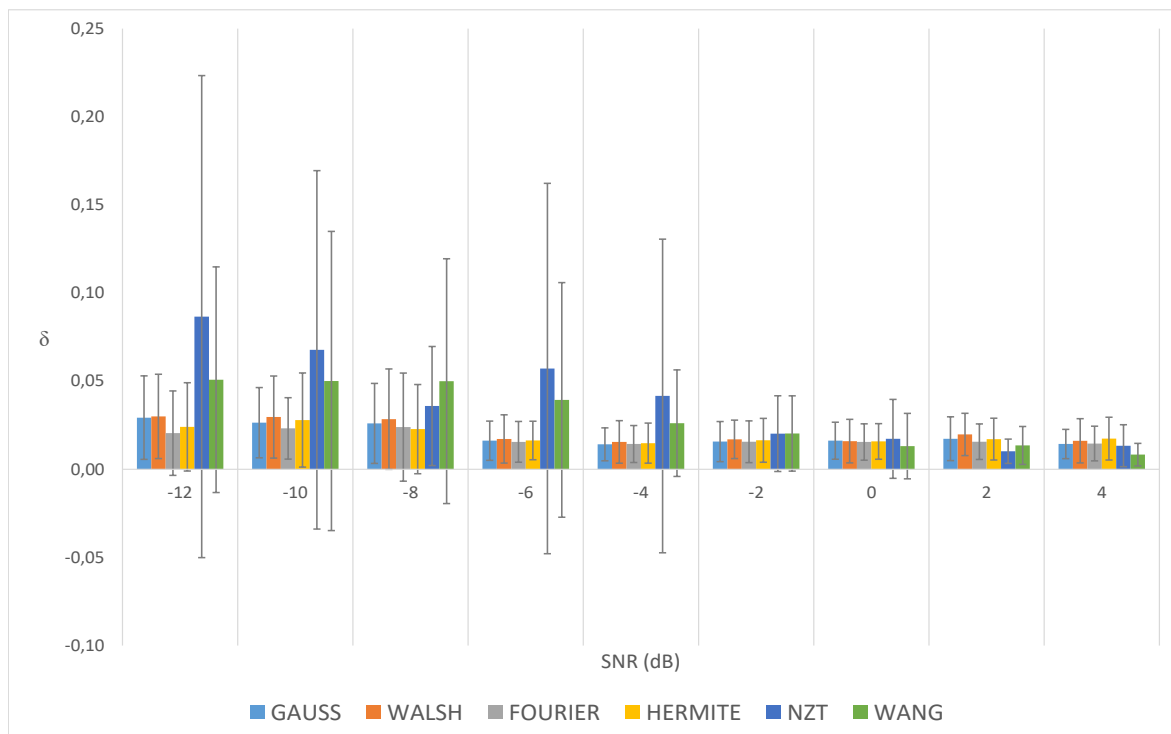


FIGURE 4.8 – Erreur d'estimation des latences du pic P1

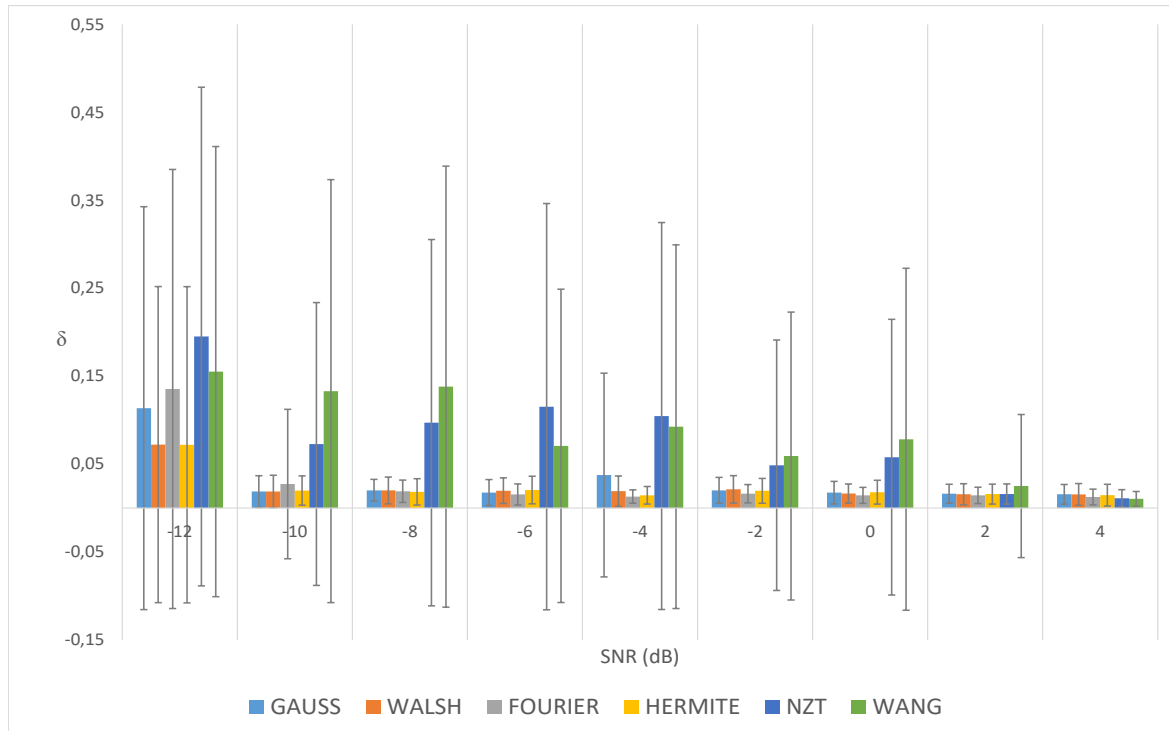


FIGURE 4.9 – Erreur d'estimation des latences du pic P2



FIGURE 4.10 – Erreur d'estimation des latences du pic N2

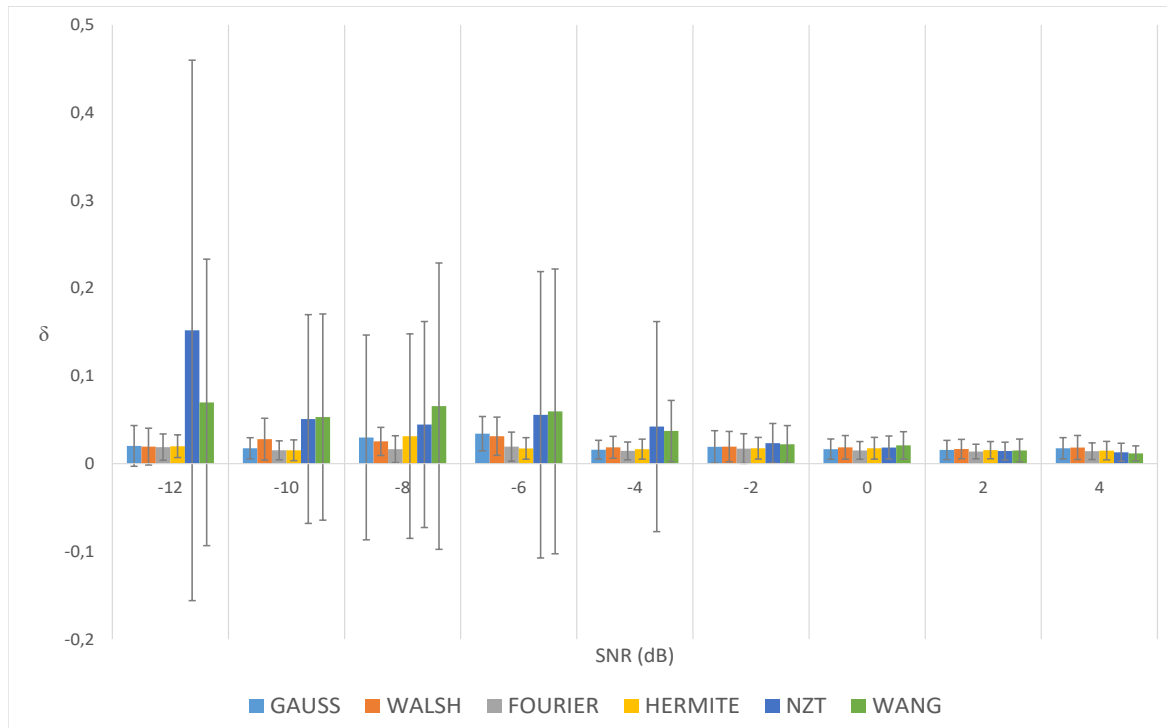


FIGURE 4.11 – Erreur d'estimation des latences du pic P3

## 4.3 Analyse statistique des résultats

### 4.3.1 Analyse de la variance

L'analyse de variance à un facteur (*one-way ANOVA*) est utilisée pour déterminer s'il existe des différences statistiquement significatives entre les moyennes de trois groupes ou plus.

Une ANOVA à un facteur compare les moyennes des groupes étudiés et détermine si au moins l'une de ces moyennes est statistiquement significativement différente des autres. Plus précisément, il teste l'hypothèse nulle. Les hypothèses du test de l'égalité des variances sont les suivantes :

- $H_0$  : toutes les variances sont égales
- $H_1$  : toutes les variances ne sont pas égales

Cependant, si l'ANOVA à un facteur renvoie un résultat statistiquement significatif, nous acceptons l'hypothèse alternative  $H_1$ , d'existence d'au moins de deux moyennes de groupe qui sont statistiquement significativement différentes l'une de l'autre.



Il est important de noter que l'ANOVA à un facteur ne peut pas indiquer quels groupes spécifiques sont significativement différents, d'un point de vue statistique, les uns des autres, mais seulement qu'au moins deux groupes le sont. Pour déterminer quels groupes spécifiques diffèrent les uns des autres, nous devons utiliser un test a posteriori ou dit test de comparaisons multiples.

### 4.3.2 Les tests de comparaisons multiples

Les tests de comparaisons multiples (ou tests *post-hoc*) sont utilisés pour déterminer les différences significatives entre les moyennes des groupes dans une ANOVA, c'est-à-dire quand la probabilité de rejeter l'hypothèse nulle  $H_0$  est supérieure au seuil de signification choisi ( $p > \alpha$ ). Si la valeur  $p$  est supérieure au seuil de signification choisi  $\alpha$ , il n'y a pas de différence statistiquement significative entre les moyennes des groupes. Donc l'exécution d'un test *post-hoc* n'est pas nécessaire.

Généralement, lorsque les effectifs sont égaux dans chaque groupe et qu'on s'intéresse aux différences de moyennes, le test de Tukey, ou test de la différence franchement significative (HSD pour *honestly significant difference*), est très utilisée en complément de l'ANOVA. Nous avons utilisé le logiciel Minitab<sup>®</sup> <sup>1</sup> qui propose de nombreuses analyses statistiques, comme l'analyse de régression, l'ANOVA, l'analyse des outils de la qualité et l'analyse des séries chronologiques.

Les résultats de l'analyse statistique sont présentés dans le tableau 4.3 pour l'erreur quadratique moyenne et le tableau 4.4 pour l'estimation de l'amplitude et de la latence <sup>2</sup>. Pour chaque pic et pour chaque SNR, les résultats sont présentés de sorte que l'erreur la plus faible soit en bas. Les méthodes qui ne partagent pas une lettre sont significativement différentes d'un point de vue statistique.

Pour l'erreur quadratique moyenne (Tableau 4.3), le modèle adaptatif d'Hermite présente toujours l'erreur la plus faible sauf pour SNR=+2 dB et SNR=+4 dB où le modèle d'Hermite se montre moins performant que la méthode NZT mais sans différence significative. On remarque aussi que pour les valeurs petites du SNR (de -12 dB à -2 dB) les techniques des ondelettes présentent des EQM significativement larges.

---

1. Le logiciel Minitab<sup>®</sup> est disponible sur : [www.minitab.com](http://www.minitab.com)

2. Voir la fin du chapitre pour le tableau 4.4

Tableau 4.3 – ANOVA de l’erreur quadratique moyenne.

-12 dB			-10 dB			-8 dB		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	4,867	A	Wang	3,004	A	Wang	2,0135	A
NZT	2,659	B	NZT	2,2702	B	NZT	1,44	B
Walsh	0,5275	C	Walsh	0,3488	C	Gauss	0,2897	C
Fourier	0,3775	C	Gauss	0,2919	C	Walsh	0,2761	C
Gauss	0,3275	C	Fourier	0,2722	C	Fourier	0,2238	C
Hermite	0,2964	C	Hermite	0,2106	C	Hermite	0,1942	C
-6 dB			-4 dB			-2 dB		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	1,3362	A	Wang	0,8442	A	Wang	0,5134	A
NZT	0,8455	B	NZT	0,5450	B	NZT	0,3485	B
Gauss	0,2889	C	Gauss	0,2784	C	Gauss	0,2964	B
Walsh	0,2220	C	Walsh	0,1880	C	Walsh	0,1913	C
Fourier	0,1861	C	Fourier	0,1639	D	Fourier	0,1709	C
Hermite	0,1488	D	Hermite	0,1425	D	Hermite	0,1504	C
0 dB			+2 dB			+4 dB		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	0,3297	A	Gauss	0,2829	A	Gauss	0,2811	A
Gauss	0,2925	A	Wang	0,20497	B	Walsh	0,1496	B
NZT	0,21079	B	Walsh	0,1641	B	Wang	0,14355	B
Walsh	0,1788	B	Fourier	0,1502	B	Fourier	0,1385	B
Fourier	0,1638	B	Hermite	0,1331	C	Hermite	0,1233	B
Hermite	0,1448	B	NZT	0,12720	C	NZT	0,09685	B

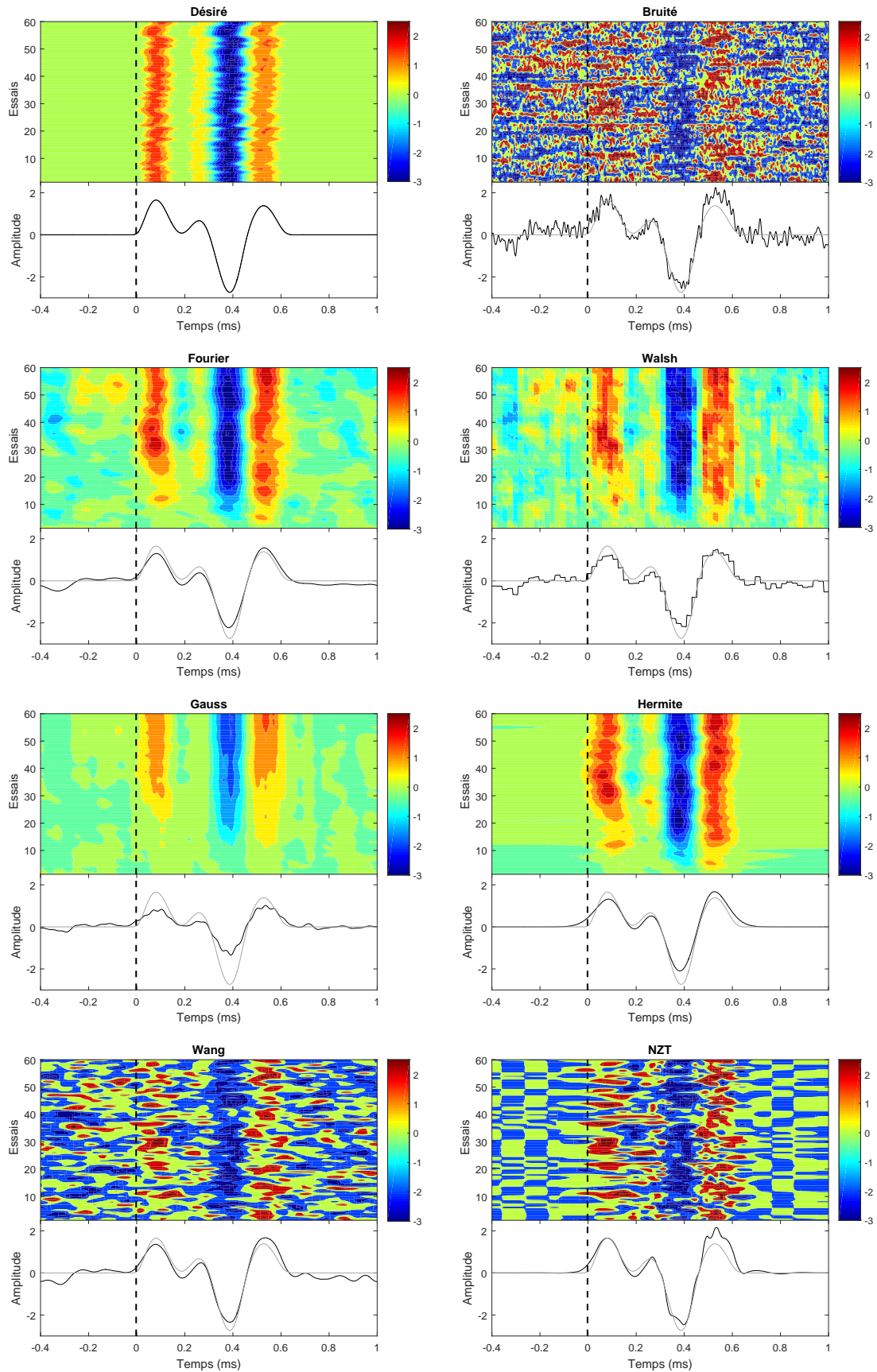


FIGURE 4.12 – Résultats de la simulation pour un SNR=-10 dB.

Pour l'estimation de l'amplitude et de la latence (Tableau 4.4), le modèle d'Hermite présente soit l'erreur la plus faible dans 20% des cas, soit il n'y a pas de différence significative entre ce modèle et celui qui présente l'erreur la plus faible (c'est-à-dire dans 55% des cas). Dans 16% des cas, il n'y a aucune différence significative entre les différentes méthodes. Dans 8% des cas, le modèle d'Hermite présente une erreur significativement différente de l'erreur la plus faible dont seulement un cas où il présente la plus large erreur.

Pour des niveaux élevés de bruits (-12 dB à -2 dB), les modèles adaptatifs donnent une erreur significativement plus faible que les techniques des ondelettes. Pour des niveaux de bruits peu élevés (0 dB à +4 dB), les performances des techniques des ondelettes sont comparables à celles des méthodes adaptatives mais sans différence significative. A partir de ces résultats, il semble raisonnable de supposer que les deux techniques d'ondelettes ne sont pas efficaces pour l'extraction des essais individuels des PE dans un environnement à haut bruit. La méthode de Wang peut ne pas être efficace dans un environnement à faible SNR car elle a été proposée aux enregistrements intra-corticaux connus pour leur SNR élevé en comparaison avec SNR des enregistrements de surface [71]. L'efficacité de la méthode NZT est également limitée aux faibles niveaux de bruit, car elle a été proposée pour des SNR relativement élevés (+0,5 dB à +2,5 dB) [67]. Un autre inconvénient de la méthode NZT c'est qu'elle nécessite un signal de référence qui est calculé comme la moyenne de tous les essais, ce qui la rend inadéquate pour les applications en line. Donc on peut en déduire que les filtres adaptatifs sont de meilleurs estimateurs que la méthode de Wang et la méthode NZT.

On remarque aussi que la méthode NZT donne une EQM plus faible que la méthode de Wang, mais cette dernière donne une meilleure estimation de l'amplitude des différentes composantes du PE. C'est le cas aussi pour le modèle d'Hermite et le modèle de Fourier où ce dernier présente une EQM plus élevée mais une meilleure estimation des amplitudes. Cela peut s'expliquer par une analyse visuelle des signaux traités par les différentes méthodes (Figure 4.12). Contrairement au modèle d'Hermite et à la méthode de NZT, le modèle de Fourier et la méthode de Wang créent des artefacts : des formes d'ondes qui n'existent pas sur le signal désiré. On remarque cela sous forme d'ondulation sur les parties nulles des signaux simulés : avant 0 seconde et après 600 milliseconde. L'analyse visuelle des images de la figure 4.12 nous permet de voir que le modèle d'Hermite améliore le SNR des signaux individuels tout en préservant la variabilité en amplitude et

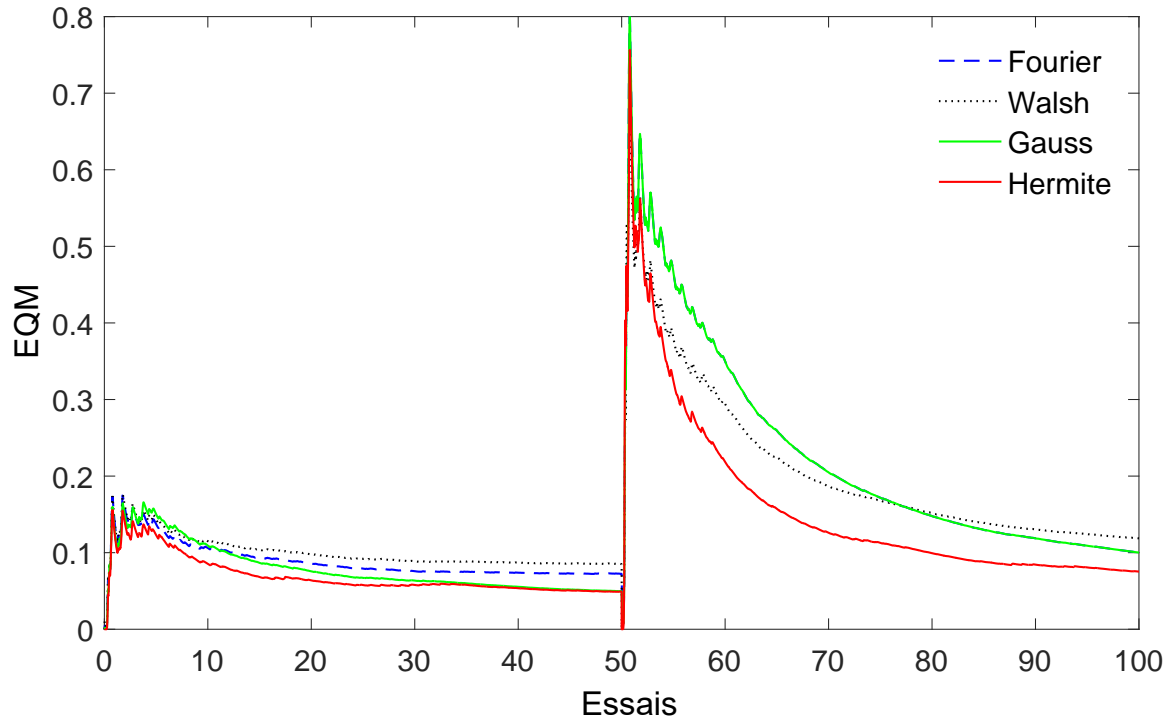


FIGURE 4.13 – Courbes d’EQM des modèles adaptatifs de Fourier, Walsh, Gauss et Hermite pour l’extraction des signaux potentiels évoqués.

en latence de ces signaux. La variabilité des essais peut être utilisée pour diagnostiquer des maladies psychiatriques telles que la dépression [131].

#### 4.4 Convergence et capacité de poursuite

Les modèles adaptatifs produisent des résultats presque similaires (des différences statistiquement non significatives). À cette effet, une autre simulation a été menée pour examiner les capacités de poursuite des modèles adaptatifs. À l’essai 51, la forme du signal a été changée intentionnellement. Les résultats de simulation sont présentés sur la figure 4.13. Les paramètres de simulation sont les mêmes que dans le tableau 4.2.

Comparé au modèle de Fourier, au modèle de Walsh et à celui de Gauss, le modèle d’Hermite a une EQM au régime permanent plus faible. À l’essai 51, en réponse au changement du signal, l’EQM augmente brusquement puis se réduit à un niveau inférieur. Encore une fois, le modèle d’Hermite présente une EQM au régime permanent plus faible que les modèles de Fourier, Walsh et Gauss. Il montre également une convergence plus rapide et donc une meilleure capacité de poursuite.

Le modèle d’Hermite entraîne une erreur plus faible et nécessite un ordre plus petit que les modèles de Fourier et de Walsh. Un ordre élevé du modèle Walsh est nécessaire pour reconstruire le signal avec précision, mais un ordre trop élevé ne permet pas de réduire le niveau de bruit alors qu’un ordre plus faible donnera une forme d’onde irrégulière indésirable [95]. Cependant, la ressemblance entre la morphologie des fonctions d’Hermite et les composantes du PE permet une meilleure approximation du signal PE avec peu de fonctions. Cela a pour conséquence de diminuer le temps de calcul. Un autre avantage de l’ordre faible du modèle d’Hermite est la compression des données, c’est-à-dire que seuls les paramètres du modèle doivent être enregistrés pour chaque essai.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, les performances du filtre de Hermite ont été évaluées et comparées avec d’autres méthodes de débruitage des PE en essais individuels. Les résultats des simulations ont montré la capacité du modèle à extraire les essais individuels, à estimer l’amplitude et la latence des différentes composantes du PE et à suivre leur variation au fil des essais [132–134]. Les résultats obtenus indiquent que l’association des OHBF à l’algorithme VSS-LMS permet une meilleure extraction des signaux PE en essais individuels. La forte ressemblance des fonctions d’Hermite avec la forme générale des PE (une forme d’onde transitoire) permet une bonne localisation de ses composantes. Une légère amélioration de la convergence du filtre a été aussi observée lors de l’utilisation de ces fonctions par rapport aux fonctions de Walsh et aux séries de Fourier. L’utilisation de l’algorithme VSS-LMS assure une convergence plus rapide et une plus faible erreur d’état stationnaire que l’algorithme LMS à pas fixe. Même si l’algorithme RLS montre une meilleure convergence, ses faibles capacités pour suivre les variations des signaux PE le mettent en dernière position dans le cas de notre étude.

Tableau 4.4 – ANOVA de l'estimation de l'amplitude et de la latence des quatre pics des signaux simulés.

Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
NZT	1,658	A	Wang	1,559	A	Wang	1,690	A	Wang	1,983	A
Wang	1,617	A	NZT	1,389	A	Gauss	1,543	A	NZT	1,919	A
Gauss	0,9170	B	Gauss	0,4984	B	NZT	1,521	A	Gauss	0,4959	B
Fourier	0,5946	B	Hermite	0,4138	B	Hermite	1,0817	B	Hermite	0,4330	B
Hermite	0,5813	B	Fourier	0,4106	B	Fourier	1,0196	C	Walsh	0,3976	B
Walsh	0,4118	C	Walsh	0,4047	B	Walsh	0,9194	C	Fourier	0,2735	B
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
NZT	0,0866	A	NZT	0,1950	A	NZT	0,0743	A	NZT	0,1519	A
Wang	0,05082	B	Wang	0,1552	A	Wang	0,0363	A	Wang	0,0698	B
Walsh	0,03000	B	Fourier	0,1354	A	Hermite	0,02283	B	Gauss	0,02023	B
Gauss	0,02932	B	Gauss	0,1136	A	Walsh	0,02064	B	Hermite	0,01991	B
Hermite	0,02406	B	Walsh	0,0721	B	Gauss	0,01836	B	Walsh	0,01945	B
Fourier	0,02050	B	Hermite	0,0720	B	Fourier	0,01763	B	Fourier	0,01886	B
Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	1,593	A	Wang	2,025	A	Wang	1,525	A	Wang	2,923	A
NZT	1,347	A	NZT	1,092	B	Fourier	1,5240	A	NZT	1,815	B
Fourier	0,8286	B	Fourier	0,4587	C	NZT	1,329	A	Hermite	0,5177	C
Gauss	0,5296	B	Gauss	0,3401	C	Hermite	0,7478	B	Fourier	0,4902	C
Hermite	0,5262	B	Hermite	0,2667	C	Gauss	0,6528	B	Walsh	0,4302	C
Walsh	0,4313	C	Walsh	0,2010	C	Walsh	0,6313	B	Gauss	0,3995	C
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	0,0678	A	NZT	0,1330	A	Wang	0,0410	A	NZT	0,0531	A
NZT	0,0501	A	Wang	0,0728	A	NZT	0,02187	A	Wang	0,0509	A
Walsh	0,02963	B	Gauss	0,0273	B	Walsh	0,01731	B	Walsh	0,02795	A
Hermite	0,02804	B	Walsh	0,01886	B	Hermite	0,01553	B	Fourier	0,01758	A
Fourier	0,02644	B	Fourier	0,01877	B	Gauss	0,01479	B	Gauss	0,01521	B
Gauss	0,02320	B	Hermite	0,01662	B	Fourier	0,01438	B	Hermite	0,01466	C
Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
NZT	1,316	A	NZT	1,659	A	Gauss	1,4357	A	NZT	1,504	A
Wang	1,057	A	Wang	1,231	B	NZT	1,302	A	Wang	1,1718	B
Gauss	0,8980	B	Hermite	0,3507	C	Wang	1,086	A	Gauss	0,5721	C
Hermite	0,5626	C	Fourier	0,2815	C	Hermite	0,5969	B	Fourier	0,3450	C
Fourier	0,5498	C	Gauss	0,2693	C	Fourier	0,5824	B	Hermite	0,3256	C
Walsh	0,5012	C	Walsh	0,2544	C	Walsh	0,5013	B	Walsh	0,2537	D
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	0,05000	A	Wang	0,1380	A	NZT	0,0330	A	Wang	0,0655	A
NZT	0,03589	A	NZT	0,0971	A	Wang	0,0307	A	NZT	0,0446	A
Walsh	0,02845	B	Gauss	0,02018	B	Walsh	0,02059	A	Hermite	0,0314	A
Gauss	0,02603	B	Walsh	0,02000	B	Hermite	0,01580	A	Gauss	0,0299	A
Fourier	0,02393	B	Fourier	0,01909	B	Fourier	0,01539	A	Walsh	0,02534	A
Hermite	0,02279	B	Hermite	0,01840	B	Gauss	0,01479	A	Fourier	0,01658	A

-12 dB

-10 dB

-8 dB



-6 dB

Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	1,0328	A	NZT	0,8589	A	Gauss	1,4424	A	NZT	1,283	A
NZT	0,9566	A	Wang	0,7445	A	NZT	0,9366	A	Wang	0,9234	B
Gauss	0,8499	A	Gauss	0,4499	B	Wang	0,8105	B	Gauss	0,7788	B
Fourier	0,4521	B	Hermite	0,2313	C	Fourier	0,6075	C	Fourier	0,4377	C
Hermite	0,3653	B	Walsh	0,2142	C	Hermite	0,5505	C	Hermite	0,3876	C
Walsh	0,2839	B	Fourier	0,2123	C	Walsh	0,5376	C	Walsh	0,3606	C
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
NZT	0,0572	A	NZT	0,1153	A	Wang	0,01744	A	Wang	0,0596	A
Wang	0,03936	A	Wang	0,0707	A	NZT	0,01699	A	NZT	0,0557	A
Walsh	0,01721	B	Hermite	0,02050	B	Walsh	0,01589	A	Gauss	0,03420	A
Hermite	0,01635	B	Walsh	0,01977	B	Hermite	0,01575	A	Walsh	0,03128	A
Gauss	0,01621	B	Gauss	0,01767	B	Fourier	0,01470	A	Fourier	0,01941	A
Fourier	0,01557	B	Fourier	0,01543	B	Gauss	0,01461	A	Hermite	0,01735	A

-4 dB

Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Fourier	0,9393	A	Wang	0,9024	A	Fourier	1,3631	A	Wang	0,8611	A
Wang	0,7424	A	NZT	0,7249	B	Wang	0,9143	B	NZT	0,7477	A
NZT	0,6990	B	Fourier	0,3483	C	NZT	0,7393	B	Fourier	0,6685	A
Gauss	0,5455	B	Gauss	0,1969	C	Gauss	0,5758	C	Gauss	0,3818	B
Hermite	0,4838	C	Walsh	0,1768	C	Hermite	0,5595	C	Walsh	0,3624	B
Walsh	0,4536	D	Hermite	0,1687	D	Walsh	0,5240	C	Hermite	0,3332	B
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	0,0416	A	Wang	0,1047	A	Walsh	0,01826	A	Wang	0,0422	A
NZT	0,02616	A	NZT	0,0925	A	Fourier	0,01452	A	NZT	0,03721	A
Walsh	0,01553	B	Fourier	0,0375	A	Wang	0,01402	A	Walsh	0,01868	A
Hermite	0,01484	B	Walsh	0,01918	B	Hermite	0,01397	A	Hermite	0,01653	A
Gauss	0,01434	B	Hermite	0,01452	B	Gauss	0,01361	A	Fourier	0,01594	A
Fourier	0,01416	B	Gauss	0,013105	B	NZT	0,011	B	Gauss	0,01457	B

-2 dB

Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Gauss	0,9176	A	NZT	0,6416	A	Gauss	1,4729	A	Gauss	0,6891	A
NZT	0,6517	B	Wang	0,5489	A	NZT	0,7762	A	NZT	0,6569	A
Wang	0,5478	B	Gauss	0,4350	B	Fourier	0,7346	B	Wang	0,5507	A
Fourier	0,4763	B	Hermite	0,2099	C	Hermite	0,6962	B	Fourier	0,3423	B
Walsh	0,4251	B	Fourier	0,2067	C	Wang	0,6539	B	Walsh	0,3400	B
Hermite	0,4049	C	Walsh	0,1819	C	Walsh	0,6524	B	Hermite	0,3278	B
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Wang	0,02032	A	Wang	0,0591	A	Walsh	0,01717	A	Modèle	0,02333	A
NZT	0,02023	A	NZT	0,0487	A	Fourier	0,01461	A	NZT	0,02205	A
Walsh	0,01699	A	Walsh	0,02128	A	Gauss	0,01443	A	Walsh	0,01945	A
Hermite	0,01644	A	Gauss	0,02014	A	Hermite	0,01406	A	Gauss	0,01913	A
Gauss	0,01571	A	Hermite	0,01959	A	NZT	0,01155	B	Hermite	0,01758	A
Fourier	0,01562	A	Fourier	0,01630	A	Wang	0,01023	B	Fourier	0,01721	A



0 dB											
Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Gauss	0,9131	A	NZT	0,6424	A	Gauss	1,4470	A	Gauss	0,8154	A
Fourier	0,4779	B	Wang	0,4873	B	Fourier	0,6619	B	NZT	0,4453	B
NZT	0,4140	B	Gauss	0,3677	B	Walsh	0,6036	B	Walsh	0,4272	B
Wang	0,4089	B	Walsh	0,1659	C	Hermitte	0,5598	B	Wang	0,4235	B
Walsh	0,3987	B	Hermitte	0,1527	C	NZT	0,4809	B	Fourier	0,3825	B
Hermitte	0,3926	B	Fourier	0,1279	C	Wang	0,4202	B	Hermitte	0,3332	B
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
NZT	0,01726	A	Wang	0,0782	A	Walsh	0,02059	A	Wang	0,02082	A
Gauss	0,01621	A	NZT	0,0579	A	Gauss	0,01553	B	Walsh	0,01863	A
Walsh	0,01598	A	Hermitte	0,01804	B	Hermitte	0,01475	B	NZT	0,01845	A
Hermitte	0,01580	A	Gauss	0,01749	B	Fourier	0,01470	B	Hermitte	0,01758	A
Fourier	0,01548	A	Walsh	0,01648	B	NZT	0,01000	C	Gauss	0,01658	A
Wang	0,01315	A	Fourier	0,01443	B	D Wang	0,009543	D	Fourier	0,01511	A
+2 dB											
Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Fourier	0,9261	A	Wang	0,4870	A	Fourier	1,4451	A	Fourier	0,7672	A
Gauss	0,5140	B	NZT	0,3791	A	Walsh	0,5964	B	Walsh	0,3665	B
Walsh	0,4212	B	Fourier	0,3672	B	Gauss	0,5942	B	Gauss	0,3658	B
Wang	0,3990	B	Gauss	0,1634	C	Hermitte	0,5526	B	Wang	0,3541	B
Hermitte	0,3813	B	Hermitte	0,1525	C	Wang	0,4959	B	NZT	0,2781	B
NZT	0,3607	B	Walsh	0,1514	C	NZT	0,4450	B	Hermitte	0,2686	B
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Walsh	0,01977	A	NZT	0,0250	A	Walsh	0,01653	A	Walsh	0,01667	A
Fourier	0,01735	A	Fourier	0,01626	A	Fourier	0,01447	A	Fourier	0,01557	A
Hermitte	0,01712	A	Wang	0,01594	A	Hermitte	0,01411	A	Hermitte	0,01539	A
Gauss	0,01566	A	Hermitte	0,01584	A	Gauss	0,01320	A	NZT	0,01511	A
NZT	0,01352	B	Walsh	0,01566	A	Wang	0,007945	B	Wang	0,01434	A
Wang	0,010228	C	Gauss	0,01438	A	NZT	0,006164	B	Gauss	0,01388	A
+4 dB											
Amplitude P1			Amplitude P2			Amplitude N2			Amplitude P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Gauss	0,8276	A	Gauss	0,4294	A	Gauss	1,5215	A	Gauss	0,7910	A
Fourier	0,4172	B	NZT	0,3194	B	Fourier	0,6771	B	Walsh	0,4111	B
NZT	0,3934	B	Wang	0,2791	B	Walsh	0,6497	B	Fourier	0,3870	B
Walsh	0,3295	B	Walsh	0,2446	B	Hermitte	0,6199	B	NZT	0,3108	B
Wang	0,3083	B	Fourier	0,2222	B	NZT	0,3270	C	Hermitte	0,3052	B
Hermitte	0,2750	B	Hermitte	0,1976	C	Wang	0,2730	C	Wang	0,2907	B
Latence P1			Latence P2			Latence N2			Latence P3		
Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement	Modèle	Moyenne	Groupement
Hermitte	0,01740	A	Gauss	0,01566	A	Walsh	0,01626	A	Walsh	0,01845	A
Walsh	0,01616	A	Walsh	0,01543	A	Gauss	0,01607	A	Gauss	0,01753	A
Fourier	0,01461	A	Hermitte	0,01466	A	Fourier	0,01388	A	Hermitte	0,01489	A
Gauss	0,01434	A	Fourier	0,012	A	Hermitte	0,01379	A	Fourier	0,01420	A
NZT	0,01338	A	NZT	0,01119	A	NZT	0,008356	B	NZT	0,01301	A
Wang	0,008311	B	Wang	0,01050	A	Wang	0,005708	B	Wang	0,01174	B

## TRAITEMENT DES DONNÉES RÉELLES

**L**es PEC ont été utilisés en psychiatrie et neurologie comme des marqueurs de diverses fonctions cognitives. En particulier, le potentiel P300 a été largement utilisé pour étudier la démence et le vieillissement, car cette composante est facile à observer et reflète l'attention et le traitement de la mémoire. L'onde de l'erreur quant à elle, bien moins connue et étudiée que la P300, permet d'étudier le processus d'adaptation à des environnements en évolution et l'évaluation des performances des sujets. Dans ce chapitre, l'application du modèle d'Hermite à des enregistrements réels des deux types de PEC (la P300 et l'onde de l'erreur) est présentée. En l'absence du vrai signal PEC sans bruit, les performances de la méthode sont comparées avec d'autres méthodes par le biais de deux estimateurs de SNR.

### 5.1 Protocole expérimental

#### 5.1.1 Les sujets

Les potentiels évoqués visuels ont été obtenus à partir d'une dizaine de volontaires droitiers (trois femmes et sept hommes), âgés entre 20 et 31 ans avec une moyenne d'âge de 25 ans. Ils avaient une vision normale ou corrigée à la normale et ne signalaient aucun désordre neurologique.

Selon la déclaration d'Helsinki<sup>1</sup>, un consentement écrit a été obtenu de tous les sujets avant le début de l'expérience et le comité local d'éthique a approuvé l'expérience.

### 5.1.2 *Eriksen's flanker task*

Les sujets ont effectué la *Eriksen's flanker task* [135]. Sur chaque essai, trois lettres ont été présentées aux sujets qui devaient répondre à la lettre centrale (cible) tout en ignorant les autres (distraktion). Ils ont exécuté 20 blocs expérimentaux de 128 essais chacun. Après la présentation du stimulus, ils avaient une seconde pour répondre. Le stimulus suivant a été administré une seconde après la réponse. Tous les types de stimuli (HHH, HSH, SHS et SSS) étaient équiprobables et présentés dans un ordre pseudo-aléatoire.

Dans la présente expérience, la lettre cible apparaît toujours dans le même endroit. Le sujet a été chargé de répondre uniquement à la lettre à cet endroit et d'ignorer toutes les autres lettres qui apparaissent simultanément avec la cible. Le sujet devait appuyer le plus rapidement possible sur le bouton droit si la lettre cible était un S et sur le bouton gauche si la lettre cible était un H. La cible était toujours encadrée de chaque côté par un distracteur. Ces éléments de distraction comportent deux conditions :

- 1 les distracteurs sont identiques à la cible (congruent) : la lettre cible était encadrée de chaque côté par une répétition de la lettre cible ;
- 2 les distracteurs sont différents de la cible (non congruent) : la lettre cible était encadrée de chaque côté par une lettre qui était l'autre cible.

Les quatre stimuli sont présentés dans le tableau 5.1.

### 5.1.3 Enregistrement et prétraitement des données EEG

Les activités EEG et EMG ont été enregistrées avec des électrodes Ag-AgCl<sup>2</sup> (BIO-SEMI Active-Two electrodes, Amsterdam). La fréquence d'échantillonnage était de 1024 Hz (filtres : DC à 268 Hz, 3 dB / octave). Pour l'EEG, nous avons utilisé 64 canaux (selon

---

1. L'Association Médicale Mondiale (AMM) a élaboré la Déclaration d'Helsinki comme un énoncé de principes éthiques applicables à la recherche médicale impliquant des êtres humains, y compris la recherche sur du matériel biologique humain et sur des données identifiables. Conformément au mandat de l'AMM, cette Déclaration s'adresse en priorité aux médecins. L'AMM invite cependant les autres personnes engagées dans la recherche médicale impliquant des êtres humains à adopter ces principes.

2. Les électrodes Argent-Chlorure d'argent (Ag-AgCl) sont connues pour leur basse tension de décalage (*offset voltage*), faible bruit et stabilité. Résistantes et non toxiques, les électrodes peuvent être stérilisées à froid et utilisées indéfiniment avec un soin minimal.

Tableau 5.1 – Les stimuli dans l'*Eriksen Flanker Task*

	Distracteur	Cible	Distracteur
Congruent	S	S	S
Non-Congruent	H	S	H
Congruent	H	H	H
Non-Congruent	S	H	S

le système international 10-20). L'électro-oculogramme (EOG) vertical a été enregistré au moyen de deux électrodes (même type que l'EEG) juste au-dessus et au-dessous de l'œil gauche, et l'EOG horizontal a été enregistré avec deux électrodes positionnées sur les deux canthi<sup>3</sup> externes. L'EMG a été enregistrée au moyen de deux paires d'électrodes collées sur la peau de l'éminence thénar<sup>4</sup> au-dessus du muscle fléchisseur court du pouce (*flexor pollicis brevis*) de chaque main. La distance entre les deux électrodes EMG était de 2 cm.

Après l'acquisition, les données électrophysiologiques ont été filtrées (EEG : passe-haut = 0,3 Hz, passe bas = 100 Hz et EMG : passe-haut = 10 Hz). Les artefacts dus aux mouvements oculaires ont été corrigés par la méthode statistique de Gratton [136]. Tous les autres artefacts ont été rejetés après inspection visuelle des essais individuels. Le début de l'activité EMG a été marqué manuellement après inspection visuelle.

Les essais ont été triés en trois catégories en fonction des réponses et des modèles EMG : essais à correction pure, à erreur et à erreur partielle (voir [137, 138] pour plus de détails concernant l'erreur et l'erreur partielle).

3. Le canthus, appelé aussi angle de l'œil, le coin de chaque côté de l'œil formé par la jonction des paupières supérieure et inférieure.

4. Les muscles thénar sont quatre muscles courts situés à la base du pouce (le muscle adducteur, le muscle court abducteur, le muscle court fléchisseur et le muscle opposant). Les ventres musculaires produisent un renflement, connu sous le nom d'éminence thénar. Ils sont responsables des mouvements du pouce.

Tableau 5.2 – Les paramètres des modèles adaptatifs utilisés pour les données réelles.

Modèle	Ordre	$\mu_{1\min}$	$\mu_{1\max}$	$\mu_{2\min}$	$\mu_{2\max}$	$\alpha$	$\gamma$
Fourier	20	$10^{-8}$	0.001	-	-	0.97	0.5
Walsh	64	$10^{-8}$	0.001	-	-	0.97	0.5
Hermite	10	$10^{-5}$	0.1	$10^{-8}$	$10^{-4}$	0.97	0.5

## 5.2 Analyse des données

Les signaux EEG utilisés dans la comparaison sont extraits de l'électrode FCz pour l'ERN et de l'électrode Oz pour l'onde P300. La sélection des canaux varie d'une application à l'autre. L'ERN est maximal à la médiane frontocentrale (électrodes : Fz, FCz, Cz), donc nous avons choisi l'électrode FCz. Pour la P300, nous avons choisi l'électrode Oz située près de la zone sensorielle visuelle primaire (électrodes : O1, Oz, O2), ce qui permettra de détecter les composantes P100 et P200 en plus de la P300. Les enregistrements ERN contiennent 38 essais synchronisés à l'EMG (longueur : 500 ms). Les enregistrements P300 contiennent 361 essais avec délai de stimulation (longueur : 690 ms). Le Tableau 5.3 résume les paramètres des modèles adaptatifs utilisés pour l'analyse des données réelles.

### 5.2.1 L'onde P300

La composante P300 a été découverte dans les années 60 et a contribué de manière significative à la compréhension des processus cérébraux liés à la cognition. Cette composante PEC est souvent obtenue en utilisant le paradigme *oddball*, dans lequel deux stimuli sont présentés dans un ordre aléatoire.

Il existe plusieurs générateurs corticaux de l'onde P300 : le lobe frontal et le lobe temporal médial. Le lobe frontal et l'hippocampe sont nécessaires pour la génération de la P3a, alors que la jonction temporo-pariétale contribue à la P3b.

L'amplitude de l'onde P300 peut être considérée comme indiquant la quantité d'activité du système nerveux central liée au traitement des informations entrantes. La latence de l'onde P300 est décorrélée de la fonction mentale chez les sujets normaux : les latences plus courtes sont associées à une performance cognitive supérieure à partir des tests neuropsychologiques de l'attention et de la mémoire immédiate.

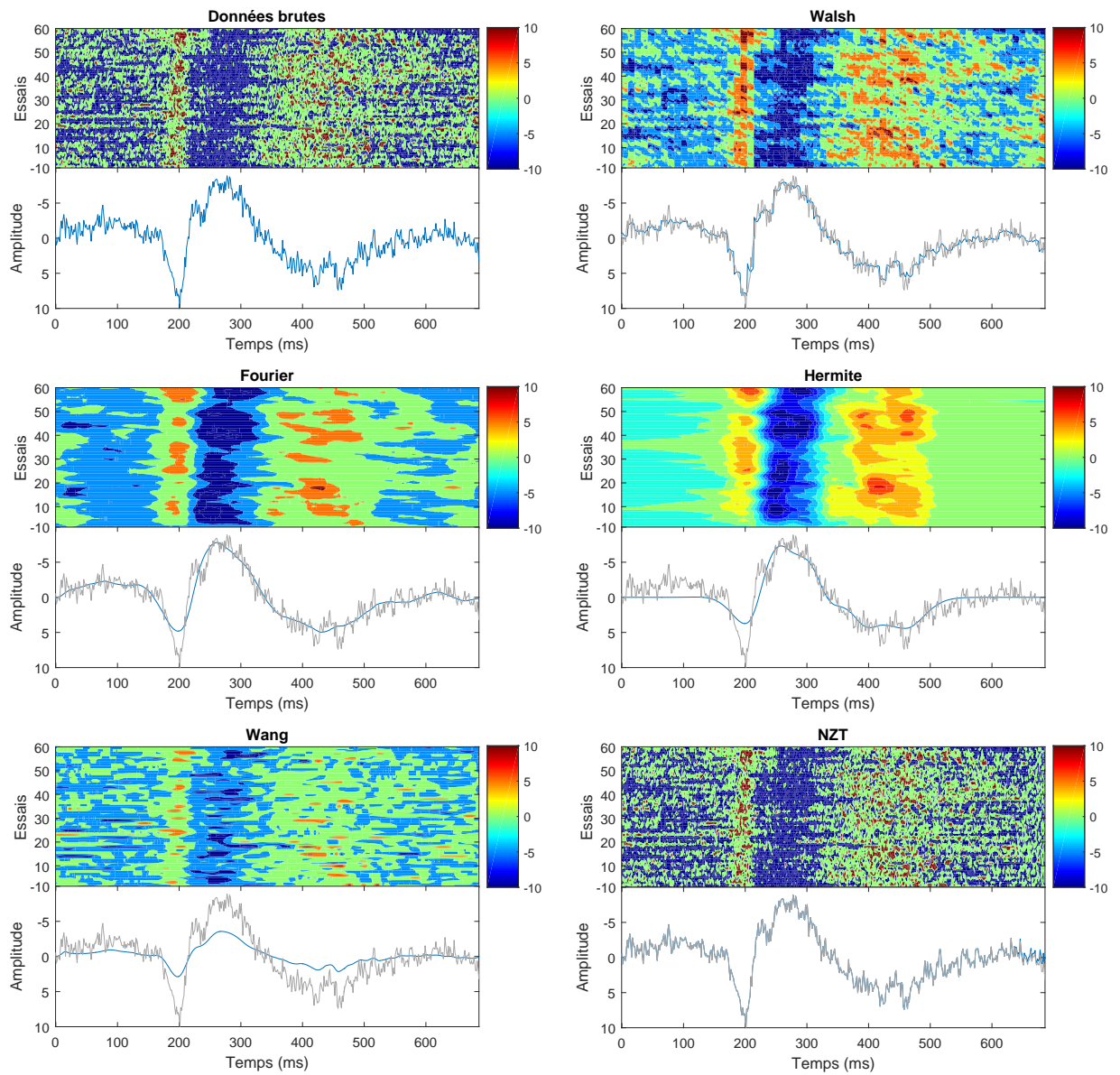


FIGURE 5.1 – Traitement des données réelles : la P300.

Dans la figure 5.1, nous présentons les essais individuel PEC par tracé de contour avant et après le débruitage par les modèles adaptatifs (Hermite, Fourier et Walsh) la méthode NZT et la méthode de Wang. Le temps 0 *ms*, correspond à l'apparition de la stimulation physique. On peut remarquer que la P300 est plus reconnaissable sur les résultats du modèle adaptatif d'Hermite et les pics P100-N200 sont moins masqués par l'activité haute fréquence. La composante P100 du PEC reflète la réponse du cortex visuel et dépend principalement du stimulus physique. La P300 est la composante cognitive utilisée pour étudier les fonctions cognitives et elle reflète le processus de prise de décision. Cette onde ne dépend que de la réaction du sujet au stimulus. La composante N200 précède la P300 lorsque les stimulations cibles sont rares parmi de plus fréquentes stimulations non-cibles [17, 18].

## 5.2.2 L'onde de l'erreur

Au début des années 90, Falkenstein et al. [139] a décrit une composante EEG qui atteint son maximum juste après que le sujet ait commis une erreur dans l'exécution d'une tâche cognitive de temps de réaction (RT) (voir également [140]) : cette onde négative frontocentrale débute juste avant la réponse mécanique et atteint un pic entre 50 et 100 ms plus tard. Avec des enregistrements monopolaires classiques, cette activité n'a été observée à l'origine que sur les erreurs et a donc été interprétée comme reflétant un mécanisme de "détection d'erreurs". En conséquence, il a été nommé *Error Negativity* (Ne, [139]) ou *Negativity Error-Related* (ERN, [140]). Maintenir un comportement adapté à des environnements en évolution permanente exige une évaluation constante des performances de soi. À cet égard, les erreurs jouent un rôle essentiel dans cette évaluation, car elles signalent fortement la nécessité d'adaptation.

La Figure 5.2 compare la moyenne des enregistrements brutes affectés par le bruit et la moyenne des sorties des différentes méthodes. Nous pouvons clairement voir que la moyenne de la sortie obtenue après filtrage par les filtres adaptatifs Hermite et Fourier adaptatifs VSS-LMS est bien superposée à la moyenne d'ensemble des enregistrements bruts.

Les signaux sont aussi présentés à l'aide d'un diagramme de contour, l'axe des abscisses représentant le temps et l'axe des ordonnées représentant les essais. Un code de couleur indique l'amplitude pour chaque essai (Figure 5.2). Le temps 0 *ms*, correspond à l'apparition du EMG. Pour le modèle Hermite, d'abord, on peut voir que le bruit est



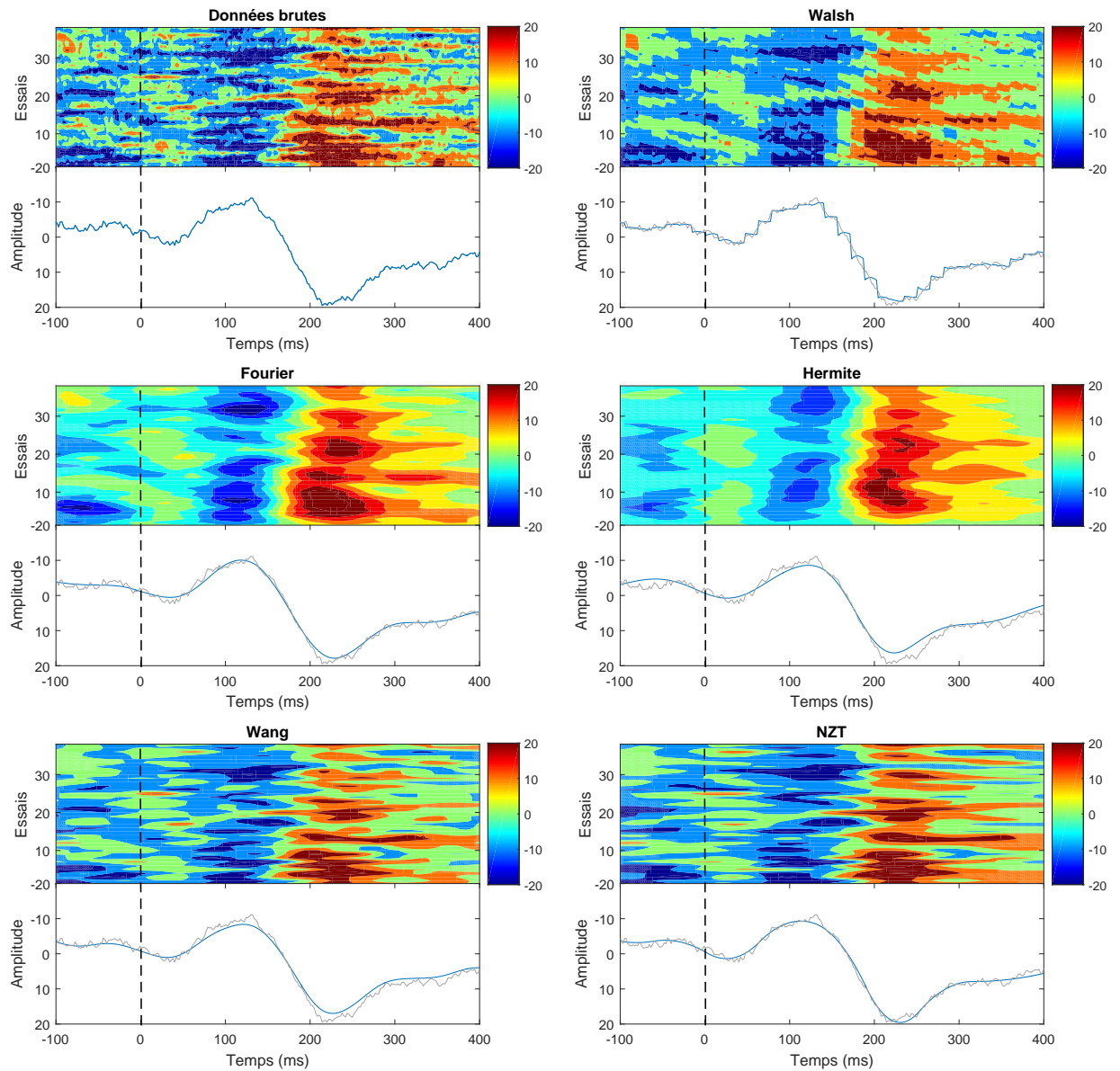


FIGURE 5.2 – Traitement des données réelles : l'ERN.



plus atténué avant l'apparition du EMG que les autres modèles. Deuxièmement, pour les essais individuels, le modèle d'Hermité VSS-LMS permet d'extraire l'onde *ERN* des essais bruités (Figure 5.2). Nous pouvons également voir à travers ces résultats que la variabilité en latence et en amplitude des essais individuels est préservée. L'étude de la variabilité permet de diagnostiquer des maladies neurologiques telles que la maladie d'Alzheimer [141].

### 5.3 Estimation du SNR des données réelles

Dans le cas de données EEG réelles, la vraie morphologie du PEC *propre* (non affecté par le bruit) est inconnue. Par conséquent, il est impossible d'évaluer rigoureusement l'efficacité des méthodes par les paramètres usuels tel que l'EQM ou le SNR. Nous avons donc eu recours à deux méthodes d'estimations du SNR pour quantifier leurs performances.

Le premier estimateur est basé sur la corrélation entre deux essais successifs  $s_1$  et  $s_2$  [142] :

$$r = \frac{\sum_{k=1}^L s_{1k} s_{2k}}{\sqrt{\sum_{k=1}^L s_{1k}^2 \sum_{k=1}^L s_{2k}^2}} \quad (5.1)$$

où  $L$  est le nombre d'échantillon par essai. Le SNR est donné par :

$$SNR_r = A \frac{r}{1-r} + B \quad (5.2)$$

avec :

$$A = \exp\left(\frac{-2}{L-3}\right)$$

et :

$$B = \frac{1}{2} \left(1 - \exp\left(\frac{-2}{L-3}\right)\right).$$

Le second estimateur est basé sur une technique appelée la *Moyenne +/−*, le SNR des données réelles [94] est donné par :

$$SNR_{+/-} = \frac{P_{moyenne} - P_{+/-}}{P_{bruit} - P_{+/-}} \quad (5.3)$$

Tableau 5.3 – Estimation du SNR des données réelles P300.

	$SNR_r$	Amélioration	$SNR_{+/-}$	Amélioration
Brute	-5,668	-	-7,917	-
Fourier	10,301	15,969	3,681	11,598
Walsh	3,186	8,854	-0,798	7,119
Hermite	18,247	23,914	7,899	15,816
NZT	-5,574	0,094	-7,790	0,128
Wang	-4,270	1,398	-5,501	2,416

Tableau 5.4 – Estimation du SNR des données réelles ERN.

	$SNR_r$	Amélioration	$SNR_{+/-}$	Amélioration
Brute	-2,770	-	-3,015	-
Fourier	11,920	14,690	4,129	7,144
Wang	5,922	8,692	1,268	4,283
Hermite	16,791	19,560	7,818	10,833
NZT	-0,697	2,073	-1,230	1,784
Wang	-1,074	1,696	-1,736	1,279

$P_{moyenne}$  est la puissance de la réponse moyenne,  $P_{bruit}$  est la puissance moyenne du bruit calculée en soustrayant la réponse moyenne des réponses individuelles et  $P_{+/-}$  est la puissance de la moyenne alternée notée  $Moyenne_{+/-}$ . Cette moyenne est calculée en inversant les signaux de rang pair comme suit :

$$Moyenne_{+/-} = \frac{(S_1 - S_2 + S_3 - S_4 + \dots + S_{N-1} - S_N)}{N} \quad (5.4)$$

avec  $N$  ici représente le nombre total des essais.

Le Tableau 5.4 et le Tableau 5.3 résument les résultats des deux estimateurs de SNR pour les données de la P300 et les données de l'ERN respectivement. Les valeurs  $SNR_r$  dans les deux tableaux 5.3 et 5.4 sont calculées comme la moyenne des valeurs  $SNR_r$  calculées pour chaque deux essais consécutifs. Avec les deux estimateurs<sup>5</sup>, le modèle d'Hermite du filtre adaptatif a donné la plus grande amélioration du SNR suivi par le modèle de Fourier tandis que les deux approches d'ondelettes ont donné les améliorations les plus faibles.

5. Il faut mentionner que, selon les tests effectués sur des signaux PE simulés, l'estimateur  $SNR_{+/-}$  fournit une estimation plus fiable que l'estimateur  $SNR_r$ .

## 5.4 Traitement de données supplémentaires

L'analyse de données supplémentaires de la P300 sont présentés dans les figures 5.3, 5.4 et 5.5. Les potentiels évoqués visuel ont été obtenus, à partir d'un sujet sain, en utilisant le paradigme *oddball*. Les données EEG ont été enregistrées à partir de sept électrodes (F3, F4, C2, P3, P4, O1 et O2) placées conformément au système international 10-20, filtré entre 0,1 et 70 Hz et échantillonné à 250 Hz. Ces signaux sont disponibles librement sur [http://www.le.ac.uk/centres/csn/EP\\_den](http://www.le.ac.uk/centres/csn/EP_den). Pour plus de détails sur les données et l'installation expérimentale, voir [67, 74].

Les signaux bruts et les signaux traités par le modèle d'Hermitte apparaissent en diagramme de contour dans les deux panneaux supérieurs de chaque figure. Il y a trois réponses évoquées :

- la P1 : un pic positif à environ 100 ms ;
- la N2 : la déviation négative qui suit la P1 ;
- la P3 : le plus grand pic positif à environ 400 ms.

Le panneau inférieur de chaque figure décrit la moyenne des signaux PEC avant et après traitement par le modèle d'Hermitte.

## 5.5 Conclusion

Comme mentionné précédemment, une évaluation fiable des performances des méthodes appliquées sur des enregistrements réels n'est pas possible à cause de l'absence du signal PEC pur non affecté par le bruit. Certains paramètres tels que le coefficient de corrélation peuvent être utilisés pour évaluer les performances d'une méthode à traiter des données réelles. En absence du signal pur, l'évaluation des performances d'une méthode en utilisant ces paramètres ne sera que globale et les analyses des résultats sont parfois sujettes à discussion. Néanmoins, l'inspection visuelle, qui est la méthode la plus fiable d'analyse et d'interprétation des potentiels PE et des signaux EEG en général, permet de conclure que la méthode proposée, comparée avec d'autres méthodes de la littérature scientifique qui traitent le débruitage des PEC, est un outil utile, très simple et fiable pour le filtrage des signaux individuels PEC dans le domaine de la recherche en neurologie et en neurosciences.

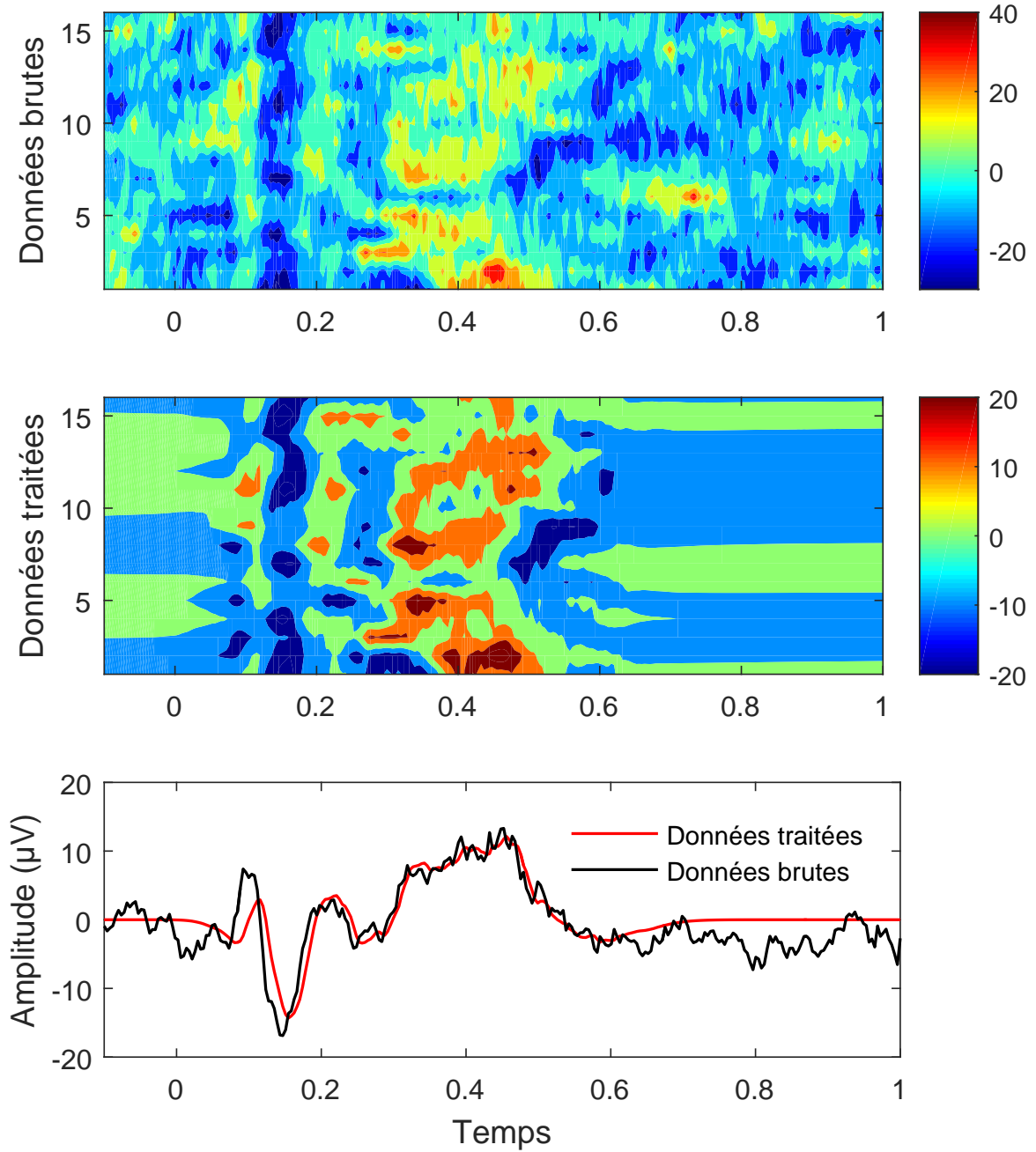


FIGURE 5.3 – Traitement des données réelles : P300 (données supplémentaires 01)

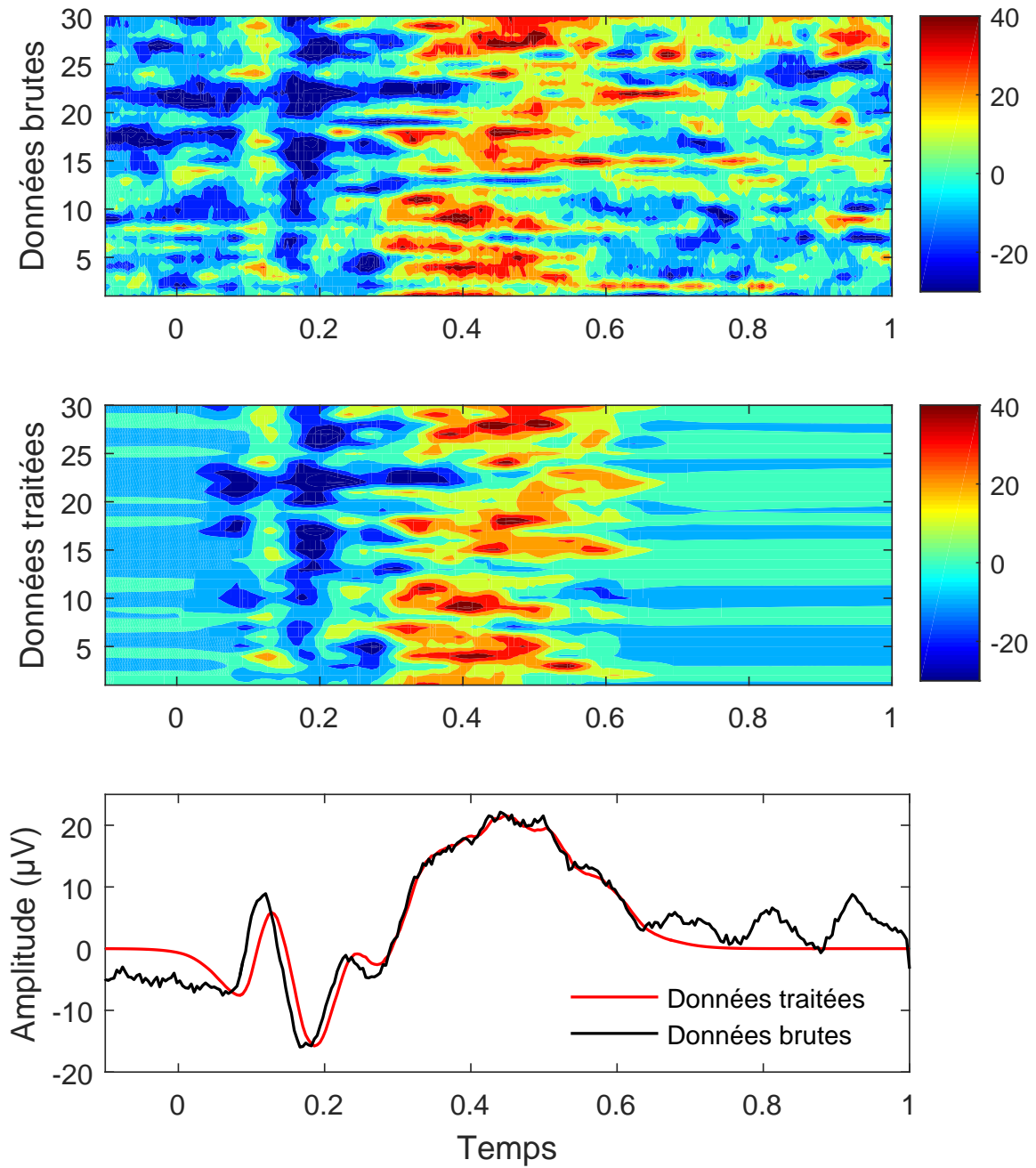


FIGURE 5.4 – Traitement des données réelles : P300 (données supplémentaires 02)

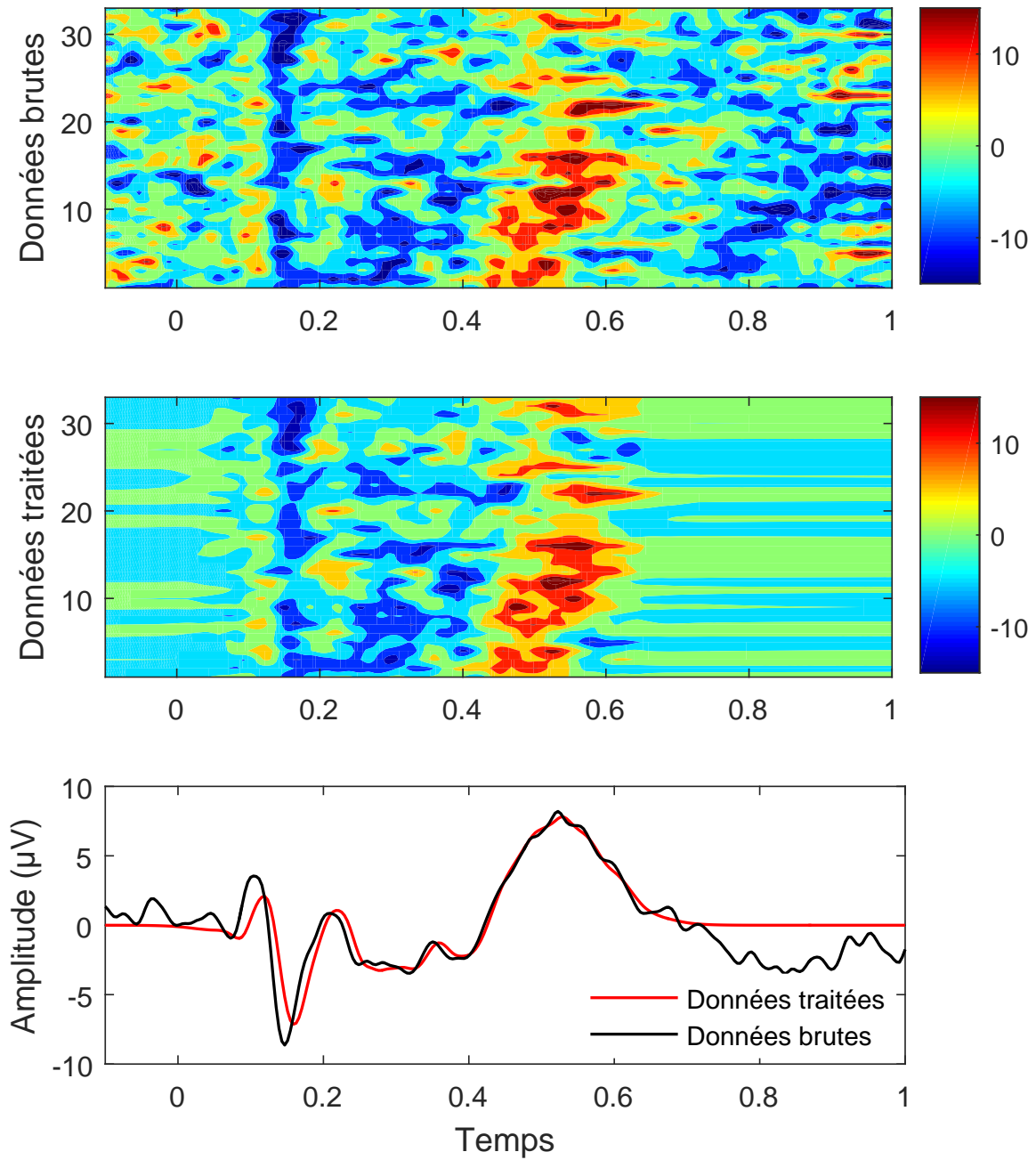


FIGURE 5.5 – Traitement des données réelles : P300 (données supplémentaires 03)

## CONCLUSION GÉNÉRALE

**L** 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 patients malades ou de personnes âgées.

La méthode proposée associe un filtre adaptatif aux fonctions d'Hermite. Le choix des fonctions d'Hermite est justifié par leur morphologie très proche de celle des signaux PEC et par leur caractère transitoire comme les signaux PEC. Le choix de l'algorithme VSS-LMS pour l'ajustement des paramètres du modèle est justifié par le caractère non-stationnaire des signaux PEC à travers les essais. Cet algorithme utilise un pas d'adaptation variable borné par une valeur maximale et une valeur minimale et dont la variation est fonction du signal de l'erreur à la sortie du filtre adaptatif. Cela permet au filtre adaptatif de converger rapidement au voisinage de l'optimum sans diverger. Les résultats de la comparaison avec les algorithmes LMS et RLS en simulation et sur des signaux réels valident notre choix.

Nous avons comparé notre méthode avec d'autres méthodes publiées dans des revues scientifiques en utilisant des signaux de simulation et des signaux réels. Pour les signaux réels, deux types d'enregistrements ont été utilisés, des signaux obtenus avec le protocole *oddball* et 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 sur bruit et l'erreur quadratique moyenne pour comparer les résultats en simulation et deux estimateurs du 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 prouvent la supériorité de notre

approche par rapport aux autres méthodes pour le débruitage des essais individuels [132–134]. Les résultats montrent que l'objectif de réduire le nombre d'essais a 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. Une autre application de la méthode proposée est la compression des signaux : au lieu de stocker les échantillons des signaux, on stocke les paramètres du modèle pour chaque signal. Cette application trouve son utilité en télémédecine lors de la transmission des informations et le stockage des données dans un système embarqué.

## Perspectives

Ce travail présente à notre avis deux perspectives importantes :

- La première est 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.
- La deuxième est l'implémentation de la structure de traitement proposée dans ce travail dans un composant FPGA ou un microcontrôleur ou un microprocesseur de traitement du signal, appelée en anglais Digital Signal Processor (DSP). De nos jours, ces composants comportent des convertisseurs analogique-numérique. L'implémentation de la structure de traitement proposée dans ce travail dans l'un de ces composants associé à un convertisseur analogique-numérique et à un amplificateur constituera une cellule de traitement autonome. Elle pourrait être embarquée dans un casque sans fils de commande de système par la pensée, appelée en anglais Brain-Computer Interfacing.



## BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. Scannella, M. Causse, N. Chauveau, J. Pastor, and F. Dehais, “Effects of the audiovisual conflict on auditory early processes,” *International Journal of Psychophysiology*, vol. 89, pp. 115–122, jul 2013.
- [2] F. Dehais, M. Causse, F. Vachon, N. Régis, E. Menant, and S. Tremblay, “Failure to Detect Critical Auditory Alerts in the Cockpit : Evidence for Inattentive Deafness,” *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, pp. 1–14, nov 2013.
- [3] L. Giraudet, M.-E. St-Louis, and M. Causse, “Electrophysiological correlates of inattentive deafness : No hearing without listening,” in *Human Factors : a view from an integrative perspective. Proceedings HFES Europe Chapter Conference*, (Toulouse), 2012.
- [4] M. F. Bear, B. W. Connors, and M. A. Paradiso, *Neuroscience : exploring the brain*. Lippincott Williams & Wilkins, 4th ed., 2015.
- [5] S. Sanei, *Adaptive Processing of Brain Signals*. Oxford, UK : John Wiley & Sons, Ltd, 2013.
- [6] S. Sanei and J. Chambers, *EEG Signal Processing*. West Sussex, England : John Wiley & Sons, Ltd, sep 2007.
- [7] M. Bradley and A. Keil, “Event-Related Potentials (ERPs),” in *Encyclopedia of Human Behavior* (V. Ramachandran, ed.), pp. 79–85, San Diego : Academic Press, 2nd ed., 2012.
- [8] L. Sörnmo and P. Laguna, *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Academic Press, 2005.
- [9] D. Purves, G. J. Augustine, D. Fitzpatrick, W. C. Hall, A.-S. Lamantia, J. O. McNamara, and S. M. Williams, *Neuroscience*. Sinauer Associates, Inc., 4th ed., 2008.
- [10] C. Hausser-Hauw, *Manuel d'électroencéphalogramme de l'adulte*. Elsevier-Masson, 2007.
- [11] J. Vion-Dury and F. Blanquet, *Pratique de l'EEG : bases neurophysiologiques, principes d'interprétation et de prescription*. Elsevier-Masson, 2008.

- [12] J. A. Urigüen and B. Garcia-Zapirain, “EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines,” *Journal of Neural Engineering*, vol. 12, p. 031001, jun 2015.
- [13] M. Fatourechi, A. Bashashati, R. K. Ward, and G. E. Birch, “EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems : A survey,” *Clinical neurophysiology*, vol. 118, pp. 480–94, mar 2007.
- [14] G. Gratton, “Dealing with artifacts : The EOG contamination of the event-related brain potential,” *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, vol. 30, pp. 44–53, mar 1998.
- [15] T.-P. Jung, S. Makeig, M. Westerfield, J. Townsend, E. Courchesne, and T. J. Sejnowski, “Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 111, no. 10, pp. 1745–1758, 2000.
- [16] T.-P. Jung, S. Makeig, C. Humphries, T.-W. Lee, M. J. McKeown, V. Iragui, and T. J. Sejnowski, “Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation,” *Psychophysiology*, vol. 37, pp. 163–178, mar 2000.
- [17] N. André-Obadia and F. Mauguière, “Potentiels évoqués en neurologie : réponses normales,” *EMC - Neurologie*, vol. 12, no. 3, pp. 1–28, 2015.
- [18] M. Faugere, M. Cermolacce, C. Balzani, J. A. Micoulaud-Franchi, and J. Vion-Dury, “Event related potentials (ERP’s) in psychiatry,” *Annales Medico-Psychologiques*, vol. 171, no. 5, pp. 342–349, 2013.
- [19] M. Hansenne, “Le potentiel évoqué cognitif P300 (I) : aspects théorique et psychobiologique,” *Neurophysiologie Clinique / Clinical Neurophysiology*, vol. 30, no. 4, pp. 191–210, 2000.
- [20] B. Oken and T. Phillips, “Evoked Potentials : Clinical,” in *Encyclopedia of Neuroscience*, pp. 19–28, Elsevier, 2009.
- [21] W. G. Walter, R. Cooper, V. J. Aldridge, W. C. Mccallum, and a. L. Winter, “Contingent Negative Variation : an Electric Sign of Sensorimotor Association and Expectancy in the Human Brain,” *Nature*, vol. 203, pp. 380–384, jul 1964.
- [22] S. Sutton, M. Braren, J. Zubin, and E. R. John, “Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty,” *Science (New York, N.Y.)*, vol. 150, pp. 1187–1188, nov 1965.
- [23] S. S. Jeste and C. a. Nelson, “Event related potentials in the understanding of autism spectrum disorders : An analytical review,” *Journal of Autism and Developmental Disorders*, vol. 39, pp. 495–510, mar 2009.
- [24] H. Serby, E. Yom-Tov, and G. F. Inbar, “An improved P300-based brain-computer interface,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 13, pp. 89–98, mar 2005.

- [25] B. Rivet, H. Cecotti, E. Maby, and J. Mattout, "Impact of spatial filters during sensor selection in a visual P300 brain-computer interface," *Brain Topography*, vol. 25, pp. 55–63, jan 2012.
- [26] S. Cerutti, G. Baselli, D. Liberati, and G. Pavesi, "Single sweep analysis of visual evoked potentials through a model of parametric identification," *Biological cybernetics*, vol. 56, pp. 111–120, jan 1987.
- [27] S. Cerutti, G. Chiarenza, D. Liberati, P. Mascellani, and G. Pavesi, "A parametric method of identification of single-trial event-related potentials in the brain," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 35, pp. 701–711, sep 1988.
- [28] M. Hansson, T. Gänslar, and I. Göran Salomonsson, "Estimation of single event-related potentials utilizing the prony method," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 43, pp. 973–981, oct 1996.
- [29] G. D. Dawson, "A summation technique for detecting small signals in a large irregular background," *The Journal of physiology*, vol. 115, pp. 2p–3p, sep 1951.
- [30] G. D. Dawson, "A summation technique for the detection of small evoked potentials," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 6, pp. 65–84, feb 1954.
- [31] T. W. Picton, O. G. Lins, and M. Scherg, "The recording and analysis of event-related potentials," *Handbook of neuropsychology*, vol. 10, pp. 3 – 71, 1995.
- [32] A. Paukkunen, M. Leminen, and R. Sepponen, "Development of a method to compensate for signal quality variations in repeated auditory event-related potential recordings," *Frontiers in Neuroengineering*, vol. 3, p. 2, 2010.
- [33] A. Bashashati, S. Mason, R. Ward, and G. Birch, "An automatic method to generate ensemble averages of movement-related potentials for individuals with spinal cord injuries," in *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 4, pp. 4529–4532, IEEE, 2004.
- [34] L. Hu, M. Liang, A. Mouraux, R. G. Wise, Y. Hu, and G. D. Iannetti, "Taking into account latency, amplitude, and morphology : improved estimation of single-trial ERPs by wavelet filtering and multiple linear regression," *Journal of Neurophysiology*, vol. 106, no. 6, pp. 3216–3229, 2011.
- [35] W. A. Truccolo, M. Ding, K. H. Knuth, R. Nakamura, and S. L. Bressler, "Trial-to-trial variability of cortical evoked responses : implications for the analysis of functional connectivity," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 2, pp. 206–226, 2002.
- [36] D. Lange, H. Siegelmann, H. Pratt, and G. Inbar, "Overcoming selective ensemble averaging : unsupervised identification of event-related brain potentials," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, pp. 822–826, jun 2000.

- [37] C. D. Woody, "Characterization of an adaptive filter for the analysis of variable latency neuroelectric signals," *Medical & Biological Engineering*, vol. 5, pp. 539–554, nov 1967.
- [38] D. Jarchi, S. Sanei, H. R. Mohseni, and M. M. Lorist, "Coupled particle filtering : A new approach for P300-based analysis of mental fatigue," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 6, no. 2, pp. 175–185, 2011.
- [39] L. Hu, N. N. Boutros, and B. H. Jansen, "Evoked potential variability," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 178, no. 1, pp. 228–236, 2009.
- [40] A. Arieli, A. Sterkin, A. Grinvald, and A. Aertsen, "Dynamics of Ongoing Activity : Explanation of the Large Variability in Evoked Cortical Responses," *Science*, vol. 273, no. 5283, pp. 1868–1871, 1996.
- [41] M. Hansenne, "Le potentiel evoque cognitif P300 (II) : Variabilite interindividuelle et application clinique en psychopathologie," 2000.
- [42] S. Campanella, C. Gomez, B. Rossion, L. Liard, D. Debatisse, S. Dubois, A. Delinte, R. Bruyer, M. Crommelinck, and J. Guérit, "Étude comparative en potentiels évoqués des données fournies par le biais d'analyses de groupes et individuelles," *Neurophysiologie Clinique / Clinical Neurophysiology*, vol. 29, no. 4, pp. 325–338, 1999.
- [43] G. Zouridakis, B. Jansen, and N. Boutros, "A fuzzy clustering approach to EP estimation," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 8, pp. 673–680, 1997.
- [44] A. R. Haig, E. Gordon, G. Rogers, and J. Anderson, "Classification of single-trial ERP sub-types : application of globally optimal vector quantization using simulated annealing," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 94, no. 4, pp. 288–297, 1995.
- [45] P. Comon, "Independent component analysis, A new concept?," *Signal Processing*, vol. 36, pp. 287–314, apr 1994.
- [46] A. Delorme and S. Makeig, "EEGLAB : An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 134, pp. 9–21, mar 2004.
- [47] C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, part I : An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," *Signal Processing*, vol. 24, pp. 1–10, jul 1991.
- [48] W. L. Lee, T. Tan, and Y. H. Leung, "An improved P300 extraction using ICA-R for P300-BCI speller," *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, vol. 2013, pp. 7064–7, jan 2013.

- [49] O. I. Khan, F. Farooq, F. Akram, M.-T. Choi, S. M. Han, and T.-S. Kim, "Robust extraction of P300 using constrained ICA for BCI applications," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 50, pp. 231–241, mar 2012.
- [50] L. Hu, Z. G. Zhang, Y. S. Hung, K. D. K. Luk, G. D. Iannetti, and Y. Hu, "Single-trial detection of somatosensory evoked potentials by probabilistic independent component analysis and wavelet filtering," *Clinical Neurophysiology*, vol. 122, pp. 1429–1439, jul 2011.
- [51] C. Roger, C. G. Bénar, F. Vidal, T. Hasbroucq, and B. Burle, "Rostral Cingulate Zone and correct response monitoring : ICA and source localization evidences for the unicity of correct- and error-negativities," *NeuroImage*, vol. 51, pp. 391–403, may 2010.
- [52] M. Dyrholm, S. Makeig, and L. K. Hansen, "Model Selection for Convolutional ICA with an Application to Spatiotemporal Analysis of EEG," <http://dx.doi.org/10.1162/neco.2007.19.4.934>, 2007.
- [53] D. Iyer and G. Zouridakis, "Single-trial evoked potential estimation : Comparison between independent component analysis and wavelet denoising," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, no. 3, pp. 495–504, 2007.
- [54] G. Zouridakis, D. Iyer, J. Diaz, and U. Patidar, "Estimation of individual evoked potential components using iterative independent component analysis," *Physics in medicine and biology*, vol. 52, pp. 5353–68, sep 2007.
- [55] S. Makeig, T. P. Jung, a. J. Bell, D. Ghahremani, and T. J. Sejnowski, "Blind separation of auditory event-related brain responses into independent components," *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, vol. 94, pp. 10979–10984, sep 1997.
- [56] E. Yin, T. Zeyl, R. Saab, D. Hu, Z. Zhou, and T. Chau, "An Auditory-Tactile Visual Saccade-Independent P300 Brain-Computer Interface," *International Journal of Neural Systems*, vol. 26, p. 1650001, feb 2016.
- [57] H. Woehrle, M. M. Krell, S. Straube, S. K. Kim, E. A. Kirchner, and F. Kirchner, "An Adaptive Spatial Filter for User-Independent Single Trial Detection of Event-Related Potentials," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 62, pp. 1696–1705, jul 2015.
- [58] N. Mammone and F. Morabito, "Enhanced Automatic Wavelet Independent Component Analysis for Electroencephalographic Artifact Removal," *Entropy*, vol. 16, pp. 6553–6572, dec 2014.
- [59] B. Mijović, M. De Vos, I. Gligorijević, J. Taelman, and S. Van Huffel, "Source Separation From Single-Channel Recordings by Combining Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, pp. 2188–2196, sep 2010.

- [60] M. R. Mowla, S.-C. Ng, M. S. A. Zilany, and R. Paramesran, "Single-Trial Evoked Potential Estimation Using Iterative Principal Component Analysis," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, pp. 6955–6960, sep 2016.
- [61] H. Kawaguchi, T. Kume, and T. Kobayashi, "A background EEG removal method combining PCA with multivariate empirical mode decomposition for event-related potential measurements," *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, vol. 8, no. S1, pp. S53–S60, 2013.
- [62] A. Turnip, K.-S. Hong, and M.-Y. Jeong, "Real-time feature extraction of P300 component using adaptive nonlinear principal component analysis," *Biomedical engineering online*, vol. 10, p. 83, jan 2011.
- [63] H. Maki, T. Toda, S. Sakti, G. Neubig, and S. Nakamura, "Enhancing Event-Related Potentials Based on Maximum a Posteriori Estimation with a Spatial Correlation Prior," *IEICE Transactions on Information and Systems*, vol. E99.D, no. 6, pp. 1437–1446, 2016.
- [64] S. Mortaheb, F. Rostami, S. Shahin, and R. Amirfattahi, "Wavelet based single trial Event Related Potential extraction in very low SNR conditions," in *2016 6th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE)*, pp. 82–87, IEEE, oct 2016.
- [65] M. K. I. Molla, T. Tanaka, T. Osa, and M. R. Islam, "EEG signal enhancement using multivariate wavelet transform Application to single-trial classification of event-related potentials," in *2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, pp. 804–808, 2015.
- [66] J. Spinnato, M.-C. Roubaud, B. Burle, and B. Torr sani, "Detecting single-trial EEG evoked potential using a wavelet domain linear mixed model : application to error potentials classification," *Journal of Neural Engineering*, vol. 12, p. 036013, jun 2015.
- [67] M. Ahmadi and R. Quian Quiroga, "Automatic denoising of single-trial evoked potentials," *NeuroImage*, vol. 66, pp. 672–680, feb 2013.
- [68] U. V. Borodina and R. R. Aliev, "Wavelet spectra of visual evoked potentials : Time course of delta, theta, alpha and beta bands," *Neurocomputing*, vol. 121, pp. 551–555, dec 2013.
- [69] M. Benkherrat, F. Vidal, T. Hasbroucq, and B. Burle, "Estimation of individual evoked potential by wavelet transform," in *Deuxi me conf rence fran aise de Neurosciences Computationnelles, 'Neurocomp08'*, pp. 1–5, oct 2008.
- [70] L. Zou, R. Zhou, S. Hu, J. Zhang, and Y. Li, "Single Trial Evoked Potentials Study during an Emotional Processing Based on Wavelet Transform," in *Advances in Neural Networks - ISNN 2008*, pp. 1–10, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2008.

- [71] Z. Wang, A. Maier, D. a. Leopold, N. K. Logothetis, and H. Liang, "Single-trial evoked potential estimation using wavelets," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 37, pp. 463–473, apr 2007.
- [72] M. Benkherrat, B. Burle, S. Allain, T. Hasbroucq, and F. Vidal, "Individual Evoked Potential Extraction by Multiresolution Wavelets Decomposition," in *EUROCON 2005 - The International Conference on Computer as a Tool*, vol. 1, pp. 417–420, IEEE, 2005.
- [73] M. Fatourech, S. Mason, G. Birch, and R. Ward, "A wavelet-based approach for the extraction of event related potentials from EEG," in *2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 2, pp. 737–740, 2004.
- [74] R. Quiroga and H. Garcia, "Single-trial event-related potentials with wavelet denoising," *Clinical Neurophysiology*, vol. 114, pp. 376–390, feb 2003.
- [75] A. Effern, K. Lehnertz, G. Fernández, T. Grunwald, P. David, and C. Elger, "Single trial analysis of event related potentials : non-linear de-noising with wavelets," *Clinical Neurophysiology*, vol. 111, pp. 2255–2263, dec 2000.
- [76] R. Quiroga and M. Schürmann, "Functions and sources of event-related EEG alpha oscillations studied with the Wavelet Transform," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, pp. 643–654, apr 1999.
- [77] E. a. Bartnik, K. J. Blinowska, and P. J. Durka, "Single evoked potential reconstruction by means of wavelet transform," *Biological Cybernetics*, vol. 67, pp. 175–181, jan 1992.
- [78] Mallat Stéphane, *A wavelet tour of signal processing : the Sparse way*. Elsevier /Academic Press, 3rd ed., 2008.
- [79] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 674–693, jul 1989.
- [80] D. Donoho, "Wavelet Shrinkage and W.V.D. : A 10-minute tour," in *Progress in Wavelet Analysis and Applications*, pp. 109–128, 1993.
- [81] D. Donoho and I. Johnstone, "Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data," in *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. A24–A25, IEEE.
- [82] I. M. Johnstone and B. W. Silverman, "Wavelet Threshold Estimators for Data with Correlated Noise," *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)*, vol. 59, pp. 319–351, may 1997.
- [83] D. Donoho and J. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425–455, 1994.

- [84] M. K. Ahirwal, A. Kumar, and G. K. Singh, "Adaptive filtering of EEG/ERP through Bounded Range Artificial Bee Colony (BR-ABC) algorithm," *Digital Signal Processing*, vol. 25, pp. 164–172, feb 2014.
- [85] M. K. Ahirwal, A. Kumar, and G. K. Singh, "Adaptive filtering of EEG/ERP through noise cancellers using an improved PSO algorithm," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 14, pp. 76–91, 2014.
- [86] R. Huang, F. Heng, B. Hu, H. Peng, Q. Zhao, Q. Shi, and J. Han, "Artifacts Reduction Method in EEG Signals with Wavelet Transform and Adaptive Filter," pp. 122–131, Springer International Publishing, 2014.
- [87] N. Acir, "Estimation of brainstem auditory evoked potentials using a nonlinear adaptive filtering algorithm," *Neural Computing and Applications*, vol. 22, pp. 1201–1209, feb 2012.
- [88] F. Bi, T. Qiu, and N. Yu, "Robust adaptive estimator for evoked potentials based on non-linear transform under impulsive noise environments," *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 32, no. 6, pp. 443–452, 2012.
- [89] M. Benkherraf, T. Nefati, F. Vidal, T. Hasbroucq, and B. Burle, "Individual event-related potentials extraction by VSS LMS adaptive hermite model filter," in *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, (Porto, Portugal), pp. 2087–2091, IEEE, 2009.
- [90] Y. Zeng, J. Zhang, H. Yin, and Y. Pan, "Visual evoked potential estimation by adaptive noise cancellation with neural-network-based fuzzy inference system," *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 31, pp. 185–190, jan 2007.
- [91] W. Qiu, C. Chang, W. Liu, P. W. F. Poon, Y. Hu, F. K. Lam, R. P. Hamernik, G. Wei, and F. H. Y. Chan, "Real-time data-reusing adaptive learning of a radial basis function network for tracking evoked potentials," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, pp. 226–237, feb 2006.
- [92] M. Benkherraf, R. Bouguerra, and T. Choufa, "Variable Step Size Least Mean Square Estimator for Single-Sweep Event Related Potentials," in *2006 1ST IEEE International Conference on E-Learning in Industrial Electronics*, pp. 151–155, IEEE, dec 2006.
- [93] K. S. Fung, F. H. Chan, F. K. Lam, and P. W. Poon, "A tracing evoked potential estimator," *Medical & biological engineering & computing*, vol. 37, pp. 218–227, mar 1999.
- [94] F. H. Y. Chan, F. K. Lam, P. W. F. Poon, and W. Qiu, "Detection of brainstem auditory evoked potential by adaptive filtering," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 33, pp. 69–75, jan 1995.



- [95] N. V. Thakor, X. Guo, C. Vax, P. Laguna, R. Jane, P. Caminal, H. Rix, and D. Hanley, "Orthonormal (Fourier and Walsh) models of time-varying evoked potentials in neurological injury," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, pp. 213–221, mar 1993.
- [96] P. Laguna, R. Jane, O. Meste, P. W. Poon, P. Caminal, H. Rix, and N. V. Thakor, "Adaptive filter for event-related bioelectric signals using an impulse correlated reference input : Comparison with signal averaging techniques," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 39, pp. 1032–1044, oct 1992.
- [97] P. G. Madhavan, "Minimal repetition evoked potentials by modified adaptive line enhancement," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 39, pp. 760–764, jul 1992.
- [98] N. V. Thakor, C. Vaz, R. W. McPherson, and D. F. Hanley, "Adaptive Fourier series modeling of time-varying evoked potentials : study of human somatosensory evoked response to etomidate anesthetic," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 80, no. 2, pp. 108–118, 1991.
- [99] C. Vaz and N. V. Thakor, "Adaptive Fourier estimation of time-varying evoked potentials," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 36, pp. 448–455, apr 1989.
- [100] N. V. Thakor, "Adaptive filtering of evoked potentials," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 34, pp. 6–12, jan 1987.
- [101] B. Huang, Y. Xiao, Y. Ma, G. Wei, and J. Sun, "A simplified variable step-size LMS algorithm for Fourier analysis and its statistical properties," *Signal Processing*, vol. 117, pp. 69–81, 2015.
- [102] J. P. C. de Weerd, "A posteriori time-varying filtering of averaged evoked potentials," *Biological Cybernetics*, vol. 41, pp. 211–222, sep 1981.
- [103] J. P. C. de Weerd and J. I. Kap, "A posteriori time-varying filtering of averaged evoked potentials," *Biological Cybernetics*, vol. 41, pp. 223–234, sep 1981.
- [104] J. Fridman, E. R. John, M. Bergelson, J. B. Kaiser, and H. W. Baird, "Application of digital filtering and automatic peak detection to brain stem auditory evoked potential," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 53, pp. 405–416, apr 1982.
- [105] J. R. Boston and P. J. Ainslie, "Effects of analog and digital filtering on brain stem auditory evoked potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 48, pp. 361–364, mar 1980.
- [106] D. G. Wastell, "The application of low-pass linear filters to evoked potential data : Filtering without phase distortion," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 46, pp. 355–356, mar 1979.

- [107] S. Cerutti, V. Bersani, A. Carrara, and D. Liberati, "Analysis of visual evoked potentials through Wiener filtering applied to a small number of sweeps," *Journal of biomedical engineering*, vol. 9, pp. 3–12, jan 1987.
- [108] H. J. Heinze and H. Kunkel, "ARMA - Filtering of evoked potentials," *Methods of Information in Medicine*, vol. 23, pp. 29–36, jan 1984.
- [109] L. Rossi, A. M. Bianchi, A. Merzagora, A. Gaggiani, S. Cerutti, and F. Bracchi, "Single trial somatosensory evoked potential extraction with ARX filtering for a combined spinal cord intraoperative neuromonitoring technique," *Biomedical engineering online*, vol. 6, p. 2, jan 2007.
- [110] M. H. Jacobs, S. S. Rao, and G. V. José, "Parametric modeling of somatosensory evoked potentials," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 36, pp. 392–403, mar 1989.
- [111] D. H. Lange, H. Pratt, and G. F. Inbar, "Segmented matched filtering of single event related evoked potentials," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, pp. 317–321, mar 1995.
- [112] C.-M. Ting, S.-H. Salleh, Z. Zainuddin, and A. Bahar, "Artifact Removal from Single-Trial ERPs using Non-Gaussian Stochastic Volatility Models and Particle Filter," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 21, pp. 923–927, aug 2014.
- [113] C.-M. Ting, S.-H. Salleh, Z. Zainuddin, and A. Bahar, "Spectral estimation of nonstationary EEG using particle filtering with application to event-related desynchronization (ERD)," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 58, pp. 321–31, feb 2011.
- [114] T. Fukami, J. Watanabe, and F. Ishikawa, "Robust estimation of event-related potentials via particle filter," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 125, pp. 26–36, mar 2016.
- [115] H. R. Mohseni, K. Nazarpour, E. L. Wilding, and S. Sanei, "The application of particle filters in single trial event-related potential estimation.," *Physiological measurement*, vol. 30, pp. 1101–16, oct 2009.
- [116] S. D. Georgiadis, P. O. Ranta-Aho, M. P. Tarvainen, and P. a. Karjalainen, "Single-trial dynamical estimation of event-related potentials : A Kalman filter-based approach," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, pp. 1397–1406, aug 2005.
- [117] F. Legland, "Filtrage particulaire," in *Actes du 19me Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images*, vol. 2, (Paris), pp. 1–8, 2003.
- [118] Y. Huang and X. Ding, "Single-trial Event-related Potentials Denoising based on Collaborative Filtering in Transform Domain," in *Proceedings of International*

- Conference on Internet Multimedia Computing and Service - ICIMCS '14*, (New York, New York, USA), pp. 391–394, ACM Press, 2014.
- [119] Y. Huang, X. Chen, J. Zhang, D. Zeng, D. Zhang, and X. Ding, “Single-trial ERPs denoising via collaborative filtering on ERPs images,” *Neurocomputing*, vol. 149, pp. 914–923, feb 2015.
- [120] C. Sieluzycki, R. König, A. Matysiak, R. Kuś, D. Ircha, and P. J. Durka, “Single-trial evoked brain responses modeled by multivariate matching pursuit,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, pp. 74–82, jan 2009.
- [121] M. Jörn, C. Sieluzycki, M. a. Matysiak, J. Zygierewicz, H. Scheich, P. J. Durka, and R. König, “Single-trial reconstruction of auditory evoked magnetic fields by means of Template Matching Pursuit,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 199, pp. 119–128, jul 2011.
- [122] M. Bellanger, *Adaptive digital filters*. CRC Press, 2nd ed., 2001.
- [123] B. Widrow, J. Glover, J. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, R. Hearn, J. Zeidler, J. Eugene Dong, and R. Goodlin, “Adaptive noise cancelling : Principles and applications,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 63, no. 12, pp. 1692–1716, 1975.
- [124] B. Widrow and S. Stearns, *Adaptive signal processing*. Prentice Hall, 1985.
- [125] R. Kwong and E. Johnston, “A variable step size LMS algorithm,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, pp. 1633–1642, jul 1992.
- [126] P. Laguna, R. Jané, S. Olmos, N. V. Thakor, H. Rix, and P. Caminal, “Adaptive estimation of QRS complex wave features of ECG signal by the Hermite model,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 34, pp. 58–68, jan 1996.
- [127] M. Boudiaf, M. Benkherraf, and K. Mansouri, “Comparison of Adaptive Algorithms for Single-Trial Event-Related Potentials Extraction,” in *Intelligent Systems Conference 2017*, vol. 2, (London), pp. 3–6, 2017.
- [128] N. Yeung, R. Bogacz, C. B. Holroyd, S. Nieuwenhuis, and J. D. Cohen, “Theta phase resetting and the error-related negativity,” *Psychophysiology*, vol. 44, pp. 39–49, jan 2007.
- [129] N. Yeung, R. Bogacz, C. B. Holroyd, and J. D. Cohen, “Detection of synchronized oscillations in the electroencephalogram : An evaluation of methods,” *Psychophysiology*, vol. 41, pp. 822–832, nov 2004.
- [130] E. C. Ifeachor and B. W. Jervis, *Digital Signal Processing : A Practical Approach*. Pearson United Kingdom, 2nd ed., 2002.
- [131] J. Röscke and P. Wagner, “A Confirmatory Study on the Mechanisms Behind Reduced P300 Waves in Depression,” *Neuropsychopharmacology*, vol. 28, pp. S9–S12, jul 2003.

- [132] M. Boudiaf, M. Benkherraf, and K. Mansouri, "Single-trial evoked potentials denoising using adaptive modelling," *International Journal of Bioinformatics Research and Applications*, vol. in press, 2017.
- [133] M. Boudiaf, M. Benkherraf, and K. Mansouri, "Denoising of single-trial event-related potentials using adaptive modelling," *IET Signal Processing*, vol. 11, pp. 846–853, sep 2017.
- [134] M. Boudiaf, M. Benkherraf, and K. Mansouri, "Single-Trial Evoked Potential Extraction Using VSS-LMS Adaptive Hermite Modelling," in *International Conference on Automatic control, Telecommunications and Signals (ICATS15)*, pp. 1–5, 2015.
- [135] B. A. Eriksen and C. W. Eriksen, "Effects of noise letters upon the identification of a target letter in a nonsearch task," *Perception & Psychophysics*, vol. 16, pp. 143–149, jan 1974.
- [136] G. Gratton, M. G. H. Coles, and E. Donchin, "A new method for off-line removal of ocular artifact," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 55, pp. 468–484, apr 1983.
- [137] B. Burle, C.-A. Possamaï, F. Vidal, M. Bonnet, and T. Hasbroucq, "Executive control in the Simon effect : an electromyographic and distributional analysis," *Psychological Research*, vol. 66, pp. 324–336, nov 2002.
- [138] B. Burle, C. Roger, S. Allain, F. Vidal, and T. Hasbroucq, "Error Negativity Does Not Reflect Conflict : A Reappraisal of Conflict Monitoring and Anterior Cingulate Cortex Activity," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 20, pp. 1637–1655, sep 2008.
- [139] M. Falkenstein, J. Hohnsbein, J. Hoormann, and L. Blanke, "Effects of crossmodal divided attention on late ERP components. II. Error processing in choice reaction tasks," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 78, no. 6, pp. 447–455, 1991.
- [140] W. J. Gehring, B. Goss, M. G. Coles, D. E. Meyer, and E. Donchin, "A Neural System for Error Detection and Compensation," *Psychological Science*, vol. 4, pp. 385–390, nov 1993.
- [141] M.-S. Lee, S.-H. Lee, E.-O. Moon, Y.-J. Moon, S. Kim, S.-H. Kim, and I.-K. Jung, "Neuropsychological correlates of the P300 in patients with Alzheimer's disease," *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, vol. 40, pp. 62–69, 2013.
- [142] R. Coppola, R. Tabor, and M. S. Buchsbaum, "Signal to noise ratio and response variability measurements in single trial evoked potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 44, pp. 214–222, feb 1978.