UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE 1 U.F.R. d'Informatique, Électronique, Électrotechnique et Automatique Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal

Numéro attribué par la bibliothèque : 4196

<u>THÈSE</u>

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LILLE 1

Discipline : Automatique et Informatique Industrielle

Présentée et soutenue publiquement

 par

Samuel BOUDET

le 03 Juillet 2008

Filtrage d'artefacts par analyse multicomposante de l'électroencéphalogramme de patients épileptiques

JURY :

François CABESTAING	Professeur à l'USTL (Lille)	Président
Christian JUTTEN	Professeur à l'UJF (Grenoble)	Rapporteur
Alain RAKOTOMAMONJY	Professeur au LITIS (Rouen)	Rapporteur
Arnaud DELORME	Chargé de recherche au CerCo (Toulouse)	Examinateur
Philippe GALLOIS	Professeur à la FLM (Lille)	Examinateur
Jacques MARTINERIE	Ingénieur de recherche au LENA (Paris)	Examinateur
Laurent PEYRODIE	Enseignant chercheur à HEI (Lille)	Co-Directeur
Christian VASSEUR	Professeur à l'USTL (Lille)	Directeur

Remerciements

Mes premiers remerciements vont à mon co-directeur de thèse Laurent Peyrodie, pour sa disponibilité tout au long de ma thèse, sa patience, son implication, et surtout pour ces nombreux encouragements dont il a su faire preuve. Il a su me laisser une grande liberté dans mes recherches et son investissement personnel m'a permis de réaliser cette thèse dans les meilleures conditions.

J'aimerais ensuite remercier Christian Vasseur, mon directeur, pour ses nombreux conseils et corrections et pour m'avoir permis de partir aux Etats unis et en Chine.

J'exprime également toute ma gratitude envers Philippe Gallois, pour m'avoir accompagné dans mes recherches avec beaucoup d'implication. Collaborer avec lui fut un plaisir et j'espère conserver ce lien.

J'offre mes sincères remerciements à mes deux rapporteurs Alain Rakotomamonjy et Christian Jutten pour avoir accepter de rapporter sur cette thèse et pour leurs nombreux commentaires et ouvertures. J'ai particulièrement apprécié l'attention avec laquelle ils ont lu mes rapports.

Je souhaite sincèrement remercier François Cabestaing pour avoir accepter de présider ce Jury et également pour les encouragements qu'il m'a apporté pour mes travaux sur les interfaces cerveau ordinateur.

Je remercie Arnaud Delorme et Jacques Martinerie pour m'avoir fait l'honneur d'examiner cette thèse.

Je remercie également tout le personnel du GHICL qui m'a aidé à effectuer mes essais notamment Dominique, Agnès et Isabelle qui m'ont fourni de nombreux enregistrements.

Ces travaux n'auraient probablement pas pu aboutir sans le soutien financier de l'AINF, la FNS et la FRM, et je tiens à leur exprimer ma sincère reconnaissance.

Enfin, je tiens à exprimer tout le plaisir que j'ai eu à travailler avec tout le personnel d'HEI. Je remercie tous les collègues qui m'ont soutenu tout au long de ces trois années, et je leur souhaite une bonne continuation.

Table des matières

Liste d	les syn	nboles utilisés	9
Liste d	les abr	éviations	11
Introd	uction	générale	13
Chapit	tre 1. 1	L'électroencéphalogramme	17
1.1	Introd	luction	17
	1.1.1	Historique	17
	1.1.2	Comparaison par rapport à d'autres technologies $\ldots \ldots \ldots \ldots$	18
	1.1.3	Applications	18
1.2	Proto	cole d'enregistrement EEG standard	19
	1.2.1	Positionnement des électro des "Système 10/20" $\hfill\hfil$	19
	1.2.2	L'examen standard \ldots	21
1.3	Foncti	onnement du cerveau	22
	1.3.1	L'encéphale	22
	1.3.2	Les neurones ou cellules nerveuses	23
	1.3.3	Signal électrique recueilli	25
1.4	L'épile	$psie \ldots \ldots$	28
	1.4.1	Définition	29
	1.4.2	Classification internationale des crises d'épilepsie et des épilepsies $% \mathcal{L}^{(n)}$.	29
	1.4.3	Incidence sur la vie quotidienne et les conditions de travail $\ . \ . \ .$	31
1.5	Classi	fication des Signaux	32
	1.5.1	Les rythmes de bases	32
	1.5.2	EEG pathologique	34
	1.5.3	L'EEG de sommeil \ldots	36
	1.5.4	Les artefacts	37
1.6	Concl	usion	40

Chapit	tre 2. 1	La séparation aveugle de sources	41
2.1	Introd	uction	41
	2.1.1	Historique	41
	2.1.2	Modèle linéaire instantané	42
	2.1.3	Formalisation	42
	2.1.4	Rappel des notions de traitements de signal aléatoire	43
	2.1.5	Critères de séparation	43
2.2	L'anal	yse en composantes principales (ACP)	44
	2.2.1	Introduction	44
	2.2.2	Principes	44
	2.2.3	Propriétés de l'ACP	45
	2.2.4	Illustration	46
2.3	L'anal	yse en composantes indépendantes (ACI)	46
	2.3.1	Introduction	46
	2.3.2	Formalisation	47
	2.3.3	L'information mutuelle comme fonction de contraste	50
	2.3.4	La méthode FastICA	51
	2.3.5	L'algorithme Jade	54
	2.3.6	Illustration	55
2.4	La mé	thode Common Spatial Pattern (CSP)	55
	2.4.1	Obtention de la première composante	56
	2.4.2	Obtention des autres composantes	57
	2.4.3	Lien avec les méthodes diagonalisation simultanée	58
	2.4.4	Illustration	58
2.5	Conclu	usion	59
Chapit	re 3.	Méthodes de filtrage automatique d'artefacts	61
3.1	Introd	uction	61
0.1	311	Utilisation de la détection	62
	3.1.2	Les deux axes de résolutions	62
32	Princi	ne du filtrage spatial	62
0.2	3 2 1	Filtrage par classification manuelle des composantes	63
	322	Principe de projection	64
	323	Combinaison avec les méthodes de filtrage temporel	67
33	Carac	téristiques statistiques de l'EEG	67
0.0	331	n sources suffisent-elles nour reconstruire l'EEC?	67
	339	Nombre de sources nécessaires pour la suppression de chaque des	01
	0.0.4	artefacts	60
			00

	3.3.3	Le mélange est-il constant?	69
	3.3.4	Le mélange est-il instantané ?	70
	3.3.5	Conclusion	73
3.4	Métho	odes de classification à partir de caractéristiques	73
	3.4.1	Extraction de caractéristiques	74
	3.4.2	Classification	77
3.5	Métho	odes d'adaptation de la base SAS	80
	3.5.1	L'analyse canonique des corrélations	81
	3.5.2	L'ACI adaptative	82
3.6	Conclu	usion	82
Chapit	re 4.	Filtrage par projection optimale	85
4.1	Introd	uction	85
4.2	Aspec	ts théoriques	86
	4.2.1	Caractérisation d'une base ACI	86
	4.2.2	Les méthodes FOP et AFOP	89
	4.2.3	Stabilisation de la méthode AFOP	96
	4.2.4	Application à des signaux synthétiques	98
4.3	Applic	cation à l'EEG	99
	4.3.1	Protocole	99
	4.3.2	Découpage en bandes de fréquences	99
	4.3.3	Stabilisation de la méthode AFOP	102
	4.3.4	Traitement des artefacts cardiaques	102
	4.3.5	Traitement des artefacts mécaniques	106
4.4	Param	nétrisation	108
	4.4.1	Choix des bandes de fréquences	108
	4.4.2	Réglage du seuil de rapport de variance	110
4.5	Conclu	usion	115
Chapit	re 5.	Résultats cliniques	117
5.1	Introd	luction	117
5.2	Comp	araison des méthodes	118
5.3	Valida	tion de la méthode finale préconisée pour l'analyse clinique	133
5.4	Conclu	usion	146

Conclusion générale et perspectives

7

Annexes Annexe A. Principe de la SVM linéaire

A.2	La marge légère	•	•	•		•									•		•					1	54

Bibliographie

157

153

153

Liste des symboles utilisés

Notation sur les vecteurs et les matrices

Soient deux vecteurs $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ et la matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times m}$. Nous noterons :

a_i	i^{eme} élément de \mathbf{a} ,
$< \mathbf{a}, \mathbf{b} >$	Produit scalaire entre \mathbf{a} et \mathbf{b} ,
$ \mathbf{a} $	Norme l^2 de a ,
\mathbf{A}^{T}	Transposée de \mathbf{A} ,
\mathbf{A}^{\perp}	Désigne l'orthogonal de la matrice, soit $Ker(A^T)$,
$\mathbf{A} _{ij}$	Lignes $i \ge j$ de \mathbf{A} ,
$\mathbf{A} ^{ij}$	Colonnes $i \neq j$ de A ,
\mathbf{A}^{\sharp}	Désigne le pseudo inverse de Moore-Penrose $(\mathbf{A}^{\sharp} = (\mathbf{A}\mathbf{A}^{T})^{-1}\mathbf{A}^{T}).$

Symboles usuels

t	temps
$C\{\}$	fonction de contraste
$\delta(p_1, p_2)$	divergence de Kullback entre les lois p_1 et p_2
$I\{\}$	information mutuelle
$J\{\}$	néguentropie
$kurt\{\}$	Kurtosis
C_{abcd}	cumulant d'ordre 4
$\mathbf{x}(t)$	pour $t \in 1, \dots, T-1$ processus aléatoire (dimension $m)$ correspondant au
	mélange des sources.
X	matrice des voies (signaux EEG) (dimension $m\times T).$ Une ligne représente une
	voie et une colonne représente un échantillon temporel. $\mathbf{X} ^t$ représente une
	instance de $\mathbf{x}(\mathbf{t})$

- $\mathbf{s}(t)$ pour $t \in 1, \dots, T-1$ variable aléatoire (dimension n) correspondant aux sources
- **S** matrice des sources (signaux EEG) (dimension $n \times T$). Une ligne représente une source et une colonne représente un échantillon temporel. $\mathbf{S}|^t$ représente une instance de $\mathbf{s}(\mathbf{t})$
- $\mathbf{z}(t)$ variable aléatoire (dimension m) correspondant au blanchiment de $\mathbf{x}(t)$.

 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$ matrice de covariance (= $E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^{T}(t)\}$)

- $\mathbf{C}_{\mathbf{X}}$ matrice de covariance estimée $(=\frac{1}{T}\mathbf{X}\mathbf{X}^T)$
- m nombre de voies
- n nombre de sources
- M matrice de mélange
- **W** matrice de séparation
- **F** matrice de filtrage
- **B** matrice de blanchiment
- **D** matrice diagonale de valeurs propres
- **P** matrice de passage
- \mathbf{I}_n matrice identité de dimension n
- $\mathbf{0}_{n_1,n_2}$ matrice nulle de dimension $n_1 \times n_2$

Liste des abréviations

BCI	Brain Computer Interface
CSE	Classification internationale des epilepsie et Syndromes Epileptiques
CT	Computed Tomography
ECG	Electrocardiographie
EEG	Electroencéphalographie
EMG	Electromiographie
EOG	Electrooculographie
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
IRMf	Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle
MEG	Magnetoencéphalographie
SLI	Stimulations Lumineuses Intermittentes
TEP	Tomographie par Emission de Positron
ACI	Analyse en composantes indépendantes
ACP	Analyse en composantes principales
AFOP	Adaptive Filtering by Optimal Projection
BDF	Bandes de fréquences
CSP	Common Spatial Pattern
FOP	Filtering by Optimal Projection
GAFOP	Generalized Adaptive Filtering by Optimal Projection
IID	Indépendent Identiquement Distribué
LDA	Linear discriminent analysis
LSVM	Linear Support Vector Machine
ssi	Si et Seulement si
SVM	Support Vector Machine

ILAE	International League Against Epilepsy
LAGIS	Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal
HEI	Hautes Etudes d'Ingénieur
FLM	Faculté Libre de Médecine
GHICL	Groupe Hospitalier de l'Institut Catholique de Lille
AINF	L'Association INterprofessionnelle de France (AINF)
FNS	La Fondation Norbert Segard
FRM	La Fondation pour la Recherche Médicale

Introduction générale

L'électroencéphalographie (EEG) est une méthode de mesure de l'activité électrique cérébrale à la surface du cuir chevelu. Les potentiels post-synaptiques sont recueillis et enregistrés à l'aide d'un ensemble d'électrodes placées à la surface du scalp. Ces signaux sont de l'ordre du microvolt et sont donc amplifiés afin de pouvoir les enregistrer sur ordinateur. Ce système a été inventé par Hans Berger en 1924, un neurologue allemand, qui utilisa son matériel radio pour amplifier l'activité électrique enregistrée sur un cerveau humain.

La principale application de l'EEG est le diagnostic de la maladie d'épilepsie. Il s'agit d'une affection neurologique qui est le symptôme d'une hyperactivité cérébrale paroxystique. Elle peut se manifester par des convulsions, une perte de conscience, voire même par des hallucinations. Dans le monde, plus de 40 millions de personnes sont concernées par cette maladie. En France, environ 450 000 personnes sont répertoriées dont 250 000 jeunes de moins de 20 ans. 5% de la population est susceptible de faire un jour une crise (sans pour autant être réellement épileptique).

L'épilepsie représente un handicap important car les personnes épileptiques doivent éviter toute activité où l'apparition d'une crise pourrait s'avérer dangereuse, par exemple : la conduite automobile, le vélo, la natation, etc. Par ailleurs, de nombreux métiers sont interdits en raison des risques encourus par le patient et son entourage comme les activités manuelles et les métiers du bâtiment.

Le diagnostic de l'épilepsie se fait principalement par EEG, car c'est souvent la seule technique révélant des anormalités pathologiques. L'activité enregistrée est malheureusement contaminée par une activité autre que l'activité cérébrale appelé artefacts, qui rendent l'analyse délicate. Ces artefacts peuvent avoir plusieurs origines. Il y a d'abord l'artefact du secteur qui correspond à une interférence principalement à 50Hz (en France). Il y a les artefacts oculaires, qui sont liés aux mouvements mécaniques des yeux et des paupières. Il y a ensuite les artefacts musculaires qui correspondent à l'électromyographie (EMG), constitués de rythmes hautes fréquences (>13Hz), créés par la contraction des muscles (principalement mâchoire et front). Enfin, il y a les artefacts mécaniques causés par des mouvements de la tête ou par de légers mouvements d'électrodes ou de fils. Tous ces artefacts peuvent avoir une amplitude bien supérieure à celle du signal EEG. Une des principales difficultés du neurologue est donc de discerner les signaux d'origine cérébrale des artefacts. Le filtrage d'artefact peut alors représenter une aide précieuse pour le diagnostic. Il faut noter que pour un adulte éveillé sain, la majeure partie du rythme cérébral se situe dans la bande alpha (α), c'est à dire entre 8 et 13 Hz. Cette bande est en général peu sujette aux artefacts. Cependant, les grapho-éléments signes des pathologies épileptiques se situent dans un spectre fréquentiel beaucoup plus large, recouvrant les fréquences des artefacts. Par exemple, un des signes les plus caractéristiques de l'épilepsie est la pointe-onde qui correspond à un signal en forme de pointe dans les hautes fréquences (entre 8 et 40 Hz), suivi d'une onde basse fréquence (entre 1 et 4Hz). Les artefacts musculaires ont des fréquences majoritairement supérieures à 13 Hz et les artefacts oculaires et mécaniques ont des fréquences majoritairement inférieures à 8Hz. De ce fait, il n'est pas possible de discerner les signaux pathologiques des artefacts en utilisant uniquement leur fréquence. Nous utilisons donc une deuxième information qui est la répartition des signaux sur les différentes voies de mesures.

L'approche la plus prometteuse pour la suppression d'artefacts est le filtrage spatial. Celui-ci est généralement basé sur la Séparation Aveugle de Sources (SAS) [Jung 00] et notamment l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI). Celle-ci consiste à rechercher des sources (cérébrales et artefactielles) à partir de leur mélange mesuré sur les voies de l'EEG. Le filtrage spatial consiste alors à supprimer les sources d'artefacts et à reconstruire le signal en utilisant uniquement les sources cérébrales.

Un des majeurs problèmes de l'ACI est qu'il est nécessaire d'identifier manuellement parmi l'ensemble des sources, les sources cérébrales et les sources d'artefact. Depuis 2000, de nombreux chercheurs se sont concentrés sur l'automatisation de l'ACI pour le filtrage d'artefact. Plus des 60% des articles sur le sujet ne considèrent qu'un seul type d'artefact (musculaire ou oculaire). Par ailleurs, il n'y a, à notre connaissance, que deux articles [De Clercq 05] [Le Van 06] s'intéressant aux effets du filtrage sur des rythmes pathologiques dont les fréquences majoritaires recouvrent celles des artefacts. Le filtrage est alors un problème très délicat. On ne parle d'ailleurs souvent que de réduction d'artefact et non de suppression.

Dans cette thèse, nous nous intéressons au problème du filtrage automatique d'artefact principalement dans le cadre clinique, pour faciliter et améliorer le diagnostic de l'épilepsie. Il faut donc accorder une attention particulière à la conservation du rythme cérébral notamment le rythme pathologique. Etant donné que les examens peuvent être de très longue durée (jusqu'à une semaine), nous cherchons à filtrer tous les types d'artefacts (oculaires, musculaires et mécaniques) dans les conditions correspondant à la vie de tous les jours. Le patient n'ayant pas pour consigne de se décontracter ni de garder les yeux fermés, les artefacts peuvent être très importants. Nous ne nous intéressons pas au problème de détection d'artefact, mais à leur filtrage automatique. De ce fait, nous appliquons constamment le filtre même si aucun artefact n'est présent.

Pour répondre à ces critères, nous avons développé la méthode Filtering by Optimal Projection (FOP) ainsi qu'une généralisation appelée Adaptive FOP (AFOP). Ces méthodes se basent sur un apprentissage des artefacts. Le patient doit effectuer un protocole de 2 à 3 minutes en réalisant volontairement une succession d'artefacts. La période d'artefacts est alors comparée à une période de repos afin de déterminer les sources cérébrales et artéfactielles. Une fois l'apprentissage effectué, la totalité de l'enregistrement peut être filtré de façon entièrement automatisée.

Ces méthodes ainsi définies permettent de filtrer les artefacts musculaires et oculaires. Nous avons alors développé une extension basée sur la Common Spatial Pattern (CSP) afin de filtrer également les artefacts mécaniques. Par ailleurs pour améliorer les résultats, nous appliquons ces filtres sur un découpage en bandes de fréquences. Nous arrivons ainsi à combiner les qualités des filtres spatiaux et des filtres fréquentiels.

Nous avons ensuite établi des critères statistiques basés sur l'expertise du neurologue afin d'évaluer et comparer les méthodes de filtrage. Chacune de nos méthodes sont comparées entre elles ainsi qu'avec l'ACI manuelle sur des enregistrements de courtes durées (20 min). Enfin, nous validons notre méthode finale sur des enregistrements de longues durées (1 à 5 heures). Ces enregistrements ont été fournis par le service d'exploration fonctionnelle des hôpitaux St Vincent et St Philibert de Lille. Ils ont été analysés avant et après filtrage par le professeur en neurologie Philippe Gallois qui a validé nos conclusions.

Ces travaux se situent dans le prolongement de la thèse de Wassilla Hamadene [Hamadene 05] soutenue en 2005, sur la détection anticipée des crises d'épilepsies. Le but original est de diminuer les fausses détections grâce à l'élimination d'artefact. L'étude de l'influence du filtrage sur cette détection est encore en cours. Ce travail est le fruit d'une collaboration scientifique entre des équipes du Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal (LAGIS), d'Hautes Etudes d'Ingénieur (HEI), et de la Faculté Libre de Médecine (FLM) de Lille ainsi que le personnel médical du Groupe Hospitalier de l'Institut Catholique de Lille (GHICL). Cette thèse a été soutenue financièrement par :

- L'Association INterprofessionnelle de France (AINF),
- La Fondation Norbert Segard (FNS),
- La Fondation pour la Recherche Médicale (FRM).

Dans un premier chapitre, nous introduisons le contexte médical en étudiant notamment quelles doivent être les signaux à filtrer et les signaux à conserver.

Le deuxième chapitre est consacré à la théorie de la séparation de sources. Trois grandes méthodes sont présentées, l'Analyse en Composantes Principales (ACP), l'Analyse

en Composantes Indépendantes (ACI) et la Common Spatial Pattern (CSP). Ce chapitre représente les principales bases mathématiques permettant d'effectuer le filtrage d'artefact.

Le troisième chapitre présente l'état de l'art sur le filtrage d'artefact EEG. Nous effectuons d'abord une étude statistique pour justifier les hypothèses réalisables sur l'EEG, et nous introduisons les principes des méthodes d'automatisation du filtrage par ACI.

Dans le quatrième chapitre, nous étudions les méthodes FOP et AFOP avec les différentes améliorations. Nous effectuons des essais sur des signaux synthétiques, ainsi que sur des signaux isolés (cérébraux et artefacts) pour évaluer les effets du filtrage sur eux.

Enfin, le dernier chapitre est consacré à l'étude des résultats cliniques, sur des exemples réels d'artefacts. Nous commençons par comparer nos méthodes entre elles et nous validons ensuite la méthode finale sur plusieurs enregistrements.

Chapitre 1

L'électroencéphalogramme

1.1 Introduction

La mesure des activités physiologiques de l'homme représente un challenge pour la médecine moderne et particulièrement celle de l'activité du cerveau. C'est dans ce cadre que se situe l'électroencéphalographie (EEG). Il s'agit de la mesure de l'activité électrique cérébrale à la surface du cuir chevelu. Des potentiels post-synaptiques, générés par de nombreux neurones, se diffusent dans le cerveau et sont mesurés par un ensemble d'électrodes (de 8 à 256) placées à la surface du scalp. Ces signaux sont de l'ordre du microvolt et sont donc amplifiés afin de pouvoir les enregistrer sur ordinateur. Ils sont alternatifs, de forme proche de la sinusoïde et de fréquences usuelles variant entre 0.5Hz et 60 Hz. L'EEG de surface est très utilisé en neurologie (notamment dans le cadre de l'épilepsie) car il constitue une technique non invasive.

1.1.1 Historique

L'existence d'une activité électrique cérébrale à été découverte en 1875 par un physicien anglais nommé Richard Caton. Il a observé l'EEG sur le cerveau exposé d'un lapin et d'un singe. En 1890, Beck publia une étude sur l'activité électrique spontanée recueillie sur le cerveau de lapins et de chiens. Cette activité était composée d'oscillations dont le rythme était modifié par la lumière.

En 1912, le physiologiste russe, Vladimir Vladimirovich Pravdich-Neminsky publia le premier EEG et le potentiel évoqué de mammifère (chien).

En 1924, Hans Berger, un neurologue allemand, utilisa son matériel radio pour amplifier l'activité électrique enregistrée sur un cerveau humain. Il montra qu'il était possible d'enregistrer une partie de l'activité électrique à la surface du scalp, sans ouvrir le crâne. Il mit ainsi en évidence différents changements de signaux selon l'état du cerveau. Il créa une fondation pour toutes les applications de l'encéphalographie et fut aussi le premier à employer le mot électroencéphalogramme. Il suggéra à juste titre que les changements d'états du patient comme la relaxation ou le stress peuvent modifier de façon notable les rythmes cérébraux. Plus tard en 1934, Edgar Douglas Adrian a vérifié le concept d'onde cérébrale et a identifié les oscillations régulières aux alentours de 10 à 12 Hz appelées ondes alpha (α).

L'EEG ne s'est vraiment développé et répandu dans la pratique médicale courante que dans les années 1950 (en particulier dans la pratique épileptologique). Les premiers modèles de machine EEG traçaient les enregistrements sur papier. Ils sont maintenant numérisés et couplés à la vidéo. La numérisation permet un traitement du signal a posteriori et facilite le stockage des archives.

1.1.2 Comparaison par rapport à d'autres technologies

Il existe d'autres technologies que l'EEG pour apprécier l'activité et la physiologie de l'encéphale, comme les techniques d'imagerie (CT,IRM, IRMf, PET, etc.). Par rapport à ces techniques, l'intérêt de l'EEG réside dans sa haute résolution temporelle (>100Hz), sa non-invasivité, son faible coût et son faible encombrement. Au détriment, l'EEG n'a qu'une faible résolution spatiale puisque le nombre d'électrodes pouvant être mis à la surface du crâne est limité.

Par ailleurs, le signal EEG de surface est filtré par les différentes enveloppes. De plus, le fait que ces électrodes soient en surface rend difficile la mesure de l'activité de source plus profonde. La qualité du signal EEG peut être améliorée à l'aide d'électrodes souscutanées, placées à la surface du crâne. Il est également possible d'utiliser des électrodes intracrâniennes, sur la surface corticale (Electrocorticographie) ou même en profondeur (Electrogramme) ce qui améliore très fortement la qualité du signal. Cependant, ces deux méthodes nécessitent une intervention chirurgicale lourde.

1.1.3 Applications

Les applications de l'EEG recouvrent un spectre assez large :

diagnostic : Au niveau du diagnostic, l'EEG est très utilisé dans la détection de la maladie de Creuzfeldt-Jakob, de la panencéphalite sclérosante subaiguë de Van Bogaert et de la Méningo-encéphalite herpétique. Toutefois ces maladies sont très rares et la plus grande application reste l'épilepsie. Les résultats n'ont par contre pas de valeur diagnostic intrinsèque et doivent être complétés par les éléments cliniques. En effet, un tracé normal ne permet pas d'exclure la possibilité d'une épilepsie non détectée et certains patients peuvent avoir des signes pathologiques sur leurs tracés sans être épileptique. Un enregistrement standard permet de détecter 7% des épilepsies et 50% avec un enregistrement de longue durée. Par ailleurs, l'EEG contribue à apprécier le retentissement du traitement ou à mesurer les effets d'un réajustement thérapeutique.

- Sommeil : L'analyse des phases de sommeils (Sec. 1.5.3) par l'EEG et les données polygrahiques permet d'examiner les pathologies de sommeil.
- Neurophysiologie : L'EEG est également un outil d'explorations fonctionnelles. Bien que peu précis spatialement, il permet d'observer des événements de très courtes durées comme les potentiels évoqués. Toutefois, même si la résolution spatiale est faible, en utilisant des méthodes de Séparation Aveugle de Sources (SAS), il est possible de localiser certaines sources cérébrales ou encore des zones endommagées suite à un traumatisme crânien, une tumeur, etc.
- Interfaces Cerveau-Ordinateur : Depuis quelques années, l'EEG est utilisé pour développer les interfaces cerveau ordinateur (BCI). Il s'agit d'un système de communication qui reconnaît les commandes d'un utilisateur en utilisant uniquement ces ondes cérébrales et les réactions du cerveau. Actuellement ces outils permettent d'épeler des mots, de contrôler une souris d'ordinateur ou un fauteuil roulant. Des systèmes plus complexes utilisant des électrodes intracrâniennes pourraient permettre de retrouver l'utilisation d'un membre.
- Le biofeedback : Le biofeedback est une technique qui consiste à donner la possibilité au patient de visualiser les signaux physiologiques de son corps. Le patient essayera de les modifier, pour réduire son stress et arriver dans un état de relaxation.

1.2 Protocole d'enregistrement EEG standard

1.2.1 Positionnement des électrodes "Système 10/20"

Le système 10/20 est un standard international pour le positionnement d'électrodes. Chaque électrode possède un nom précis (ex. Fp1 Fp2, O1,...). Les lettres indiquent le lobe cérébral (FP:Front Polaire, F:Frontal, P:Parietal, C:Central, T:Temporal, O:Occipital). Les électrodes sur le côté droit ont un numéro pair, les électrodes à gauche un numéro impair et les électrodes de la ligne médiane reçoivent le suffixe z. Le nombre d'électrodes varie de 8 à 21 en routine mais peut atteindre 256 dans le cadre principalement de la recherche. Le schéma de positionnement des électrodes est donné Fig. 1.1(a)[Thomas 00].

Il existe différents montages qui définissent les combinaisons de couples d'électrodes.



(a) Système international 10/20 à 21 électrodes



(b) Deux exemples de montages bipolaires

Fig. 1.1 : Positionnement des électrodes

- Montage bipolaire : Il recueille les différences de potentiel entre deux électrodes actives disposées en chaînes contiguës dans un plan sagittal pour les montages longitudinaux et frontal pour les montages transverses (Fig. 1.1(b)[Thomas 00]).
- Montage monopolaire : Il recueille la différence de potentiel entre une électrode active et une électrode de référence généralement les lobes des oreilles reliés entre eux.
- Montage référentiel moyen : Il recueille la différence de potentiel entre une électrode active et la moyenne de toute les électrodes sans Fp1 et Fp2 qui sont les plus artefactées.

1.2.2 L'examen standard

Un examen EEG standard dure environ 45 minutes comprenant 20 minutes pour positionner les électrodes, 20 minutes d'examen et 5 minutes pour enlever les électrodes. Il arrive cependant qu'une analyse plus poussée soit nécessaire notamment lorsque le patient doit être enregistré pendant le sommeil. Dans ce cas, le patient peut être enregistré pendant plusieurs heures. Le positionnement des électrodes se fait selon le système 10/20. Le protocole standard définit trois épreuves de sensibilisation de l'EEG.

a) Activité au repos, yeux ouverts et fermés

La première étape de l'examen consiste à enregistrer le patient pendant le repos, les yeux fermés, ce qui permet de mesurer le rythme du fond. Certaines anomalies peuvent déjà apparaître. Le patient doit ensuite ouvrir plusieurs fois les yeux pendant une dizaine de secondes afin de tester sa réactivité. Parfois, il est également demandé au patient d'effectuer d'autres tâches comme fermer et ouvrir le poing afin de tester sa réactivité motrice.

b) Hyperventilation

L'hyperventilation (ou hyperpnée) consiste à demander au patient d'effectuer une respiration ample durant 3 à 4 minutes, afin de provoquer une Hypocapnie. L'objectif est de rechercher une modification du rythme de base, une accentuation d'anomalies préexistantes, la survenue de paroxysmes. L'hyperpnée est particulièrement utile pour déclencher certaines formes d'épilepsie comme les absences simples (Sec. 1.4.2(b))).

c) Stimulations Lumineuses Intermittentes (SLI)

La SLI consiste à délivrer des éclairs lumineux intenses à une fréquence variant progressivement de 1 à 60 Hz. Les éclairs ont une intensité et une durée identique quelle que soit la fréquence. L'objectif de la SLI est de rechercher une photosensibilité, définie par une réaction à cette excitation lumineuse apparaissant sous forme d'éléments paroxystiques (Sec. 1.5.2(b))). Le " spectre de photosensibilité " sera alors défini par la gamme de fréquences où apparaissent ces éléments. Cette photosensibilité caractérise certains syndromes épileptiques. Les SLI sont testées dans 3 conditions : pendant la fermeture des yeux, les yeux fermés et les yeux ouverts.

d) Privation de sommeil

Les variations du niveau de vigilance, l'endormissement sont des moments propices au déclenchement d'anomalies paroxystiques. C'est pourquoi on demande parfois au patient de réduire significativement son temps de sommeil afin de favoriser l'apparition d'anomalies intercritiques.

1.3 Fonctionnement du cerveau

1.3.1 L'encéphale

L'encéphale comprend le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral, véritable échangeur entre la moelle épinière, le cerveau et le cervelet (Fig. 1.2 [Dumas 93]).



Fig. 1.2 : Composition de l'encéphale

a) Hémisphères cérébraux

Le cerveau représente la plus grande partie de l'encéphale, il est constitué de deux portions identiques, appelées hémisphères cérébraux. Chacun d'eux contrôle la moitié du corps située du côté opposé; ils sont reliés entre eux par une commissure, composée de plus de 200 millions de fibres nerveuses et dénommé le corps calleux (Fig. 1.2).

b) Cortex

Chaque hémisphère cérébral présente un revêtement de substance grise, d'une épaisseur d'environ trois millimètres. C'est l'écorce cérébrale ou cortex, formée de nombreux replis qui en augmentent ainsi la surface. Elle est constituée de 6 couches (Néocortex) de cellule nerveuses. Elle permet de traiter l'information afin d'organiser, mémoriser, communiquer, comprendre, juger, créer... Son développement qui s'inscrit dans la phylogénèse différencie particulièrement l'homme des animaux. Le cortex de chaque hémisphère est divisé en quatre régions, appelées lobes (Fig. 1.2) [Dumas 93].

- Lobe frontal : Il est impliqué dans les processus de prévision, de décision, d'action préméditée, d'idéation, d'imagination et la réalisation du langage pour l'hémisphère gauche.
- Lobe pariétal : Il traite l'image du corps, en regroupant un certain nombre d'informations sensorielles venant des différentes régions du corps.
- Lobe occipital : La majorité de sa partie traite l'information visuelle, d'ou son nom de cortex visuel.
- Lobe temporal : Il est impliqué dans beaucoup de fonctions importantes, telles l'intégration de l'audition, le langage, la mémoire, le décodage des informations de l'espace qui nous entoure, etc.

1.3.2 Les neurones ou cellules nerveuses

Le tissu qui constitue la masse de l'encéphale comprend des cellules gliales, des neurones, des vaisseaux et des méninges. Les neurones possèdent des caractéristiques propres. Ils donnent naissance et assurent le cheminement de l'influx nerveux, qui est à la base du traitement de l'information sous-tendant nos processus idéatoires, affectifs et comportementaux. Ce sont des cellules hautement spécialisées et différenciées, de petite taille, dont le nombre est de l'ordre de cent milliards. Il n'existe pas deux neurones identiques, néanmoins, leur forme et leur fonction permettent de les répartir en plusieurs classes [Dumas 93].

a) Anatomie d'un neurone

Un neurone comprend trois régions (Fig. 1.3 [Dumas 93]):

• Le corps : Le corps de la cellule a une forme généralement sphéroïdale ou pyramidale. Il contient le noyau qui renferme de l'acide désoxyribonucléique (ADN), support de l'information génétique, il est en contact étroit avec les autres neurones



Fig. 1.3 : Schéma représentatif d'un neurone

par l'intermédiaire de nombreuses synapses qui comme des ventouses, s'appliquent sur lui. De nombreux pieds d'astrocytes se plaquent de même sur lui, lui apportant les éléments indispensables à son fonctionnement et à sa survie. Autour de ce noyau, on dénombre dans le corps du neurone différentes structures, parmi lesquelles les mitochondries, dont la fonction première est la fabrication d'énergie à partir du sucre et de l'oxygène continuellement fournis par le sang [Dumas 93].

- Les dendrites : Les dendrites sont de fins prolongements du corps cellulaire, qui se ramifient en formant une véritable arborisation touffue autour du corps cellulaire. C'est par ces dendrites que le neurone reçoit la majorité des signaux, c'est à dire des informations qui lui parviennent [Dumas 93].
- L'axone : C'est une longue émanation, sorte de fibre principale, qui part du corps cellulaire comme une grande queue et se dirige vers d'autre régions de l'encéphale ou d'autres parties du système nerveux. L'axone est entouré d'oligodendrocytes : des variétés de cellules gliales qui fabriquent une sorte d'isolant, la myéline, facilitant la propagation de l'influx nerveux et le protègent.

Le neurone est entouré par une enveloppe, appelée membrane cellulaire, qui le sépare du monde extérieur (sa frontière). Tout échange entre le neurone et son environnement se fait par l'intermédiaire de cette membrane.

b) Connexion entre neurones et cellules

Le neurone est donc l'unité fonctionnelle du cerveau. Par ses dendrites, il reçoit des informations, ou signaux d'entrées. Il les combine, les intègre, les traite dans son corps cellulaire avant de les distribuer, après traitement, à d'autres neurones et à d'autres cellules par l'intermédiaire de son axone et des multiples fibres terminales. La transmission de cette information se fait à travers un très petit espace dénommé la synapse, ou jonction synaptique, qui est la connexion fonctionnelle permettant aux neurones de communiquer entre eux. Un neurone cérébral peut avoir plusieurs milliers de jonctions synaptiques, lui permettant ainsi de s'articuler à son tour avec de nombreux autres neurones. Si le cerveau humain possède 100 milliards de neurones, il existe au moins cent fois plus de synapses. Un neurone reçoit des informations provenant de plusieurs centaines ou milliers de neurones et les transmet à son tour à plusieurs centaines ou milliers d'autres neurones [Dumas 93]. La Fig. 1.4 [Dumas 93] représente trois neurones reliés entre eux par les extrémités, formant des synapses. A travers ces synapses passent les courants (l'influx) qui en règlent le fonctionnement.



Fig. 1.4 : La transmission de l'influx nerveux

1.3.3 Signal électrique recueilli

a) Naissance et transmissions signaux électriques par les neurones

Au repos, le neurone à une charge électrique, dite potentiel de repos. Celui-ci est dû à la différence de concentration ionique entre l'intérieur de la cellule (milieu endocellulaire) et l'extérieur (milieu extracellulaire). Ce potentiel de repos est négatif (de l'ordre de -70mV), ce qui montre que la membrane se comporte comme une pile électrique, dont le pôle positif est dirigé vers l'extérieur et, inversement, le pôle négatif vers l'intérieur de la cellule. Mais en raison des variations continuelles des milieux intracellulaires et extracellulaires dues aux stimulations incessantes parvenant aux neurones, cet état de repos ne représente en fait qu'un état d'équilibre très instable sous la dépendance des variations de concentration ionique avec leurs charges opposées de part et d'autre de la membrane [Dumas 93]. La Fig. 1.5[Dumas 93] présente un neurone et l'agrandissement de la membrane montre les ouvertures (les canaux) qui permettent le passage des ions : $Cl^-=$ Chlore; $Ca^{++}=$ Calcium; $Na^+=$ Sodium; $K^+=$ Potassium.



Fig. 1.5 : Schéma d'un neurone et de l'agrandissement de sa membrane

b) Les régulateurs de l'activité des neurones

Le neurone est rarement à l'état de repos, le potentiel électrique de membrane varie continuellement sous les influences de messages inhibiteurs ou excitateurs, qui parviennent aux neurones par les dendrites, et par la concentration en ions du milieu extracellulaire [Dumas 93].

Les neurotransmetteurs excitateurs, tels que l'acétylcholine, l'acide glutamique et l'acide aspartique, entraînent, par une différence de concentration ionique avec entrée de sodium, une dépolarisation de la membrane. Cette dépolarisation rend l'intérieur de la cellule plus positif qu'au repos, ce qui engendre l'émission d'un potentiel d'action.

Les neurotransmetteurs inhibiteurs, tels que l'acide gamma aminobutyrique (GABA), favorisent au contraire l'entrée dans la cellule d'ions chlore à charge négative, d'où une inhibition du potentiel d'action. Chaque neurone est en permanence soumis à l'influence de milliers de neurones, il existe normalement un équilibre entre les phénomènes d'excitation et d'inhibition permettant un fonctionnement global harmonieux et adapté du système nerveux (Fig. 1.4).

c) Des neurones aux sources cérébrales

Une source cérébrale est définie comme un réseau de neurone correspondant à une fonction physiologique. Chaque neurone de cette source reçoit de nombreuses afférences synaptiques. Si ces afférences déchargent à intervalles irréguliers, les réponses des neurones corticaux ne sont pas synchronisées et la sommation des activités unitaires détectées par l'électrode est de faible amplitude. Si les afférences déchargent en même temps, les réponses des neurones corticaux sont synchronisées et la sommation résultante sera de grande amplitude. [Bear 02]

Un rythme synchronisé correspond à un tracé EEG de grande amplitude et de faible fréquence qui traduit un niveau de vigilance faible. Un rythme désynchronisé correspond à un tracé EEG de faible amplitude et de grande fréquence traduisant un niveau de vigilance élevé. C'est pour cette raison que les signaux mesurés par l'EEG ne sont visibles que lorsque la source est au "repos" (par exemple le rythme α n'apparaît que lorsque les yeux sont fermés).

Dans le cerveau des mammifères, l'activité rythmique synchrone est coordonnée par la combinaison de deux mécanismes:

- un mécanisme générateur, c'est à dire d'une structure capable d'imposer un rythme. Le rôle de générateur est tenu par le thalamus qui est capable d'imposer une activité rythmique aux neurones du cortex cérébral (réseau thalamo-cortical).
- Le second mécanisme est la méthode collective. La synchronisation peut être la conséquence d'un comportement collectif de tous les neurones (réseau cortico-cortical).

Les réseaux de neurones impliqués varient selon les rythmes EEG étudiés [Rey 97] :

- Le rythme α semble sous la dépendance de multiples générateurs corticaux situés au niveau des régions postérieures du cerveau et sa diffusion se fait probablement par les fibres cortico-corticales.
- Les fuseaux du sommeil sont sous la dépendance de neurones réticulaires thalamiques qui ont des propriétés oscillatoires intrinsèques et qui projettent sur les neurones thalamo-corticaux.
- Les ondes Δ du sommeil seraient sous la dépendance de cellules thalamo-corticales (sommeil), et les ondes delta pathologiques sous la dépendance des oscillations propres des neurones pyramidaux corticaux.

• Le "Theta hippocampique" apparaît sous la dépendance de projection cholinergique septale et du tronc cérébral sur le gyrus denté.

L'EEG apparaît donc comme le résultat de très nombreux oscillateurs couplés qui peuvent siéger soit au niveau du cortex soit au niveau sous-cortical.

d) Activité enregistré à la surface du scalp

Le signal enregistré à la surface du scalp ne représente qu'une petite partie de l'activité électrique produite par le cerveau. Tout d'abord, il n'est possible de mesurer que la résultante de l'activité de plusieurs neurones. Par ailleurs, seule la composante orthogonale à la surface du crâne est enregistrée par EEG. Pour mesurer la composante parallèle à la surface du crâne (composante magnétique), il est nécessaire d'utiliser le Magneto-Encéphalogramme (MEG).

Le fait que les électrodes soient positionnées à la surface implique que seule l'activité de surface est enregistrée et non l'activité en profondeur du cerveau. De plus, l'activité électrique est fortement diminuée par les enveloppes (méninges, os, cuir chevelu), tout particulièrement dans les hautes fréquences où le signal est très peu apparent. L'EEG est microvolté et doit donc être fortement amplifié pour pouvoir être traité.

Enfin, l'activité mesurée n'est qu'une différence de potentiel. De ce fait, il est difficile de reconnaître l'activité propre à la zone du cortex. Par ailleurs l'activité artéfactielle, générée principalement par les yeux et les muscles du visage, vient s'ajouter à l'activité cérébrale ce qui rend encore plus difficile l'interprétation du signal. En conclusion, seule une petite partie de l'activité encéphalographique est recueillie en surface mais elle est suffisante pour l'utilisation clinique habituelle.

1.4 L'épilepsie

La principale application de l'électroencéphalographie est le diagnostic de l'épilepsie. L'épilepsie est l'affection neurologique la plus fréquente (0,5%) à 0,7% de la population mondiale) après la migraine. 30% des cas d'épilepsie sont d'origine génétique et 70% seraient acquis. Parmi ces 70%, la moitié a une cause déterminée (lésion cérébrale due aux séquelles d'une souffrance lors de la grossesse et de l'accouchement, traumatisme crânien lors de la petite enfance, ou problème vasculaire,...) Pour l'autre moitié, les causes restent non élucidées. Tout le monde peut être concerné par une première crise d'épilepsie, mais dans la moitié des cas il n'y en aura plus jamais d'autre.

1.4.1 Définition

Il s'agit d'une affection neurologique qui est le symptôme d'une hyperactivité cérébrale paroxystique. Elle peut se manifester par des convulsions ou une perte de conscience, voire par des hallucinations complexes inaugurales (visuelles et/ou auditives et/ou somesthésiques), avec ou sans convulsions. L'épilepsie est une maladie neurologique causée par un dysfonctionnement passager du cerveau. Lors d'une crise d'épilepsie, les neurones produisent soudainement une décharge électrique anormale synchrone dans certaines zones cérébrales plus ou moins étendues.

1.4.2 Classification internationale des crises d'épilepsie et des épilepsies

a) Historique

En 1981, la ligue internationale contre l'épilepsie (ILAE) a proposé une classification des crises d'épilepsie qui est toujours utilisée. Cette classification est basée sur les observations (cliniques et EEG) plus que sur la pathophysiologie et l'anatomie. En 1989 l'ILAE propose une classification encore utilisée des épilepsies et des syndromes épileptiques. Elle peut être décrite par un schéma à deux axes avec la cause (ou l'étiologie) sur un axe et le syndrome sur l'autre. Les neurologues doivent idéalement classer les crises de leurs patients en utilisant la classification des crises et faire un diagnostic du syndrome si possible. Depuis 1997, la ILAE travaille sur un nouveau schéma à 5 axes :

- Par leur manifestation observable des crises (sémiologie),
- Par leur cause (étiologie)
- Par la localisation de l'origine de la crise
- Par les éléments déclencheurs de crises
- Par leur syndrome identifiable

b) Classification des crises d'épilepsie

La classification de la ILAE de 1981 distingue deux groupes de crises [Thomas 00]:

Les crises généralisées :

Une crise est dite généralisée lorsqu'elle implique d'emblée des aires étendues, corticales et sous-corticales des deux hémisphères cérébraux. Les crises généralisées s'accompagnent le plus souvent d'une perte de connaissance, ou d'une rupture de contact puisque l'ensemble des neurones des deux hémisphères fonctionne de façon pathologique. La majorité des crises généralisées s'accompagne de symptômes moteurs convulsifs : contraction prolongée et continue (crise tonique), secousses myocloniques brèves et répétées (crise clonique ou myoclonique), ou succession d'une contraction prolongée puis de secousses myocloniques (crise tonico-clonique, la plus fréquente). Une autre forme de crise généralisée s'accompagne de phénomènes moteurs "inhibiteurs" : ces crises généralisées non convulsives sont qualifiées d'absences.

Les crises partielles ou focales

Une crise est dite partielle lorsqu'elle prend naissance dans une portion limitée du cortex ou d'un hémisphère cérébral. La très grande variété de symptômes (moteurs, sensitifs, sensoriels ou psychiques) observés au cours d'une crise partielle, dépend de la topographie du foyer épileptique et des voies de propagation de la décharge. Les symptômes dépendent donc du rôle fonctionnel des aires corticales impliquées. La zone dans laquelle s'élaborent les décharges épileptiques est appelée zone épileptogène ou foyer épileptique. Cette zone fonctionnellement anormale ne se superpose pas forcément à la zone lésionnelle visualisée par les examens neuroradiologiques ou affirmée par l'anatomopathologie. La classification internationale différencie trois types principaux de crises partielles [Dietemann 96] :

- Les crises partielles simples non accompagnées de perte de conscience dont l'origine se situe dans une aire primaire du cortex cérébral.
- Les crises partielles complexes différenciées des précédentes par une altération de la conscience, dés le début de la crise ou au cours de son développement. Elle se caractérise également par une symptômatologie élaborée ou complexe.
- Crises partielles secondairement généralisées. La propagation d'une décharge épileptique à partir de la zone épileptogène peut rester limitée à quelques territoires, s'étendre à un hémisphère, ou embraser progressivement l'ensemble des deux hémisphères, provoquant une généralisation secondaire. Le début focal de certaines crises se généralisant rapidement passe souvent inaperçu [Dietemann 96].

c) Classification des épilepsies et des syndromes épileptiques

La Classification internationale des épilepsies et Syndromes Epileptiques (CSE) repose sur le syndrome épileptique [Thomas 00].

Les bases de la CSE sont constituées par deux axes, l'axe symptômatologique et l'axe étiopathologique :

• Axe symptômatologique : Il distingue, comme pour la classification des crises :

- Les épilepsies généralisées : dans lesquelles toutes les crises sont de type généralisé,
- Les épilepsies partielles et focales : dans lesquelles les crises sont focales, bien qu'une généralisation secondaire soit possible.

• Axe étiopathogénique :

- Les épilepsies idiopathiques : elles surviennent indépendamment de toute lésion cérébrale. Le facteur étiologique principal est représenté par une prédisposition génétique réelle ou présumée [Thomas 00].
- Les épilepsies symptômatiques : elles résultent d'une lésion structurelle diffuse ou focale, évolutive ou fixée, du système nerveux central. Cette lésion peut être objectivée directement par les explorations neuroradiologiques. Le cas échéant, un déficit neurologique ou une anomalie biologique témoigne de sa présence [Thomas 00].
- Les épilepsies cryptogéniques : elles sont présumées symptômatiques d'une cause occulte (cachée) qui échappe aux moyens d'investigation. Cette catégorie inclut les épilepsies survenant en dehors de toute lésion cérébrale prouvée mais ne correspondant pas aux critères des épilepsies idiopathiques. Il peut s'agir d'une catégorie d'attente, certaines lésions pouvant faire tardivement leur preuve [Thomas 00].

1.4.3 Incidence sur la vie quotidienne et les conditions de travail

Normalement, l'épilepsie n'altère pas les capacités intellectuelles. Cependant, si les crises surviennent sur des enfants en bas âge, les crises peuvent finir par générer un dysfonctionnement cérébral léger. Des études ont montré que 20% des enfants épileptiques présentaient un retard léger dans divers apprentissages, notamment la lecture. L'épilepsie représente un handicap très important dans la vie quotidienne des personnes atteintes. Tout d'abord, certains sports sont déconseillés, non pas en tant que tels, mais parce que leur pratique pourrait mettre le malade en situation critique et risquée en cas de survenue d'une crise. Par exemple, sont particulièrement contre-indiqués :

- gymnastique aux agrès, équitation, alpinisme : risque de chute,
- natation, plongée sous-marine, planche à voile : risque de noyade,
- les sports aériens comme le parachutisme, le deltaplane, les sports mécaniques : risque de perte de contrôle sur le matériel.

Ensuite, il est habituellement interdit, en France, aux épileptiques de passer le permis de conduire. Cependant depuis l'amélioration de la prise en charge médicale de la maladie un avis médical peut accorder une autorisation temporaire à la conduite automobile. Enfin, certaines professions sont interdites ou fortement contre indiquées en raison des risques encourus par le patient lui-même et pour son entourage. On peut citer les métiers suivants :

- Conducteurs d'engins, d'autobus et poids lourds, personnel navigant aérien
- Plongeur sauveteur, maître nageur, policier et pompier
- Métiers faisant intervenir une activité manuelle sur machine ou en hauteur : menuisier, tourneur, fondeur, chirurgien et métiers des bâtiments (maçon, peintre, charpentier, ...)

Il y a quand même certains emplois où ce handicap ne pose pas de problème comme les métiers de bureau ou les commerçants. En générale huit épileptiques sur dix peuvent mener une vie normale en prenant quelques précautions.

1.5 Classification des Signaux

1.5.1 Les rythmes de bases



Fig. 1.6 : Principaux rythmes de l'EEG

a) Le rythme alpha (α) (Fig. 1.6)

- Fréquence : de 8 à 12 Hz ou cycles/s.
- Amplitude : de 20 à 50 $\mu V.$

- Aspect : ondes sinusoïdales régulières formant le plus souvent des fuseaux, en général synchrones à droite et à gauche.

- Symétrique en fréquence, mais l'amplitude et la longueur des fuseaux varient souvent suivant la dominance hémisphérique.

- Localisation : dérivations occipitales, mais extension fréquente aux aires pariétales et même frontales.

- Circonstances d'apparition : c'est le rythme dit "de repos"; il survient quand le sujet est allongé, les yeux fermés à l'abri de toute stimulation sensorielle, sans toutefois s'endormir. Ce rythme est labile : il disparaît à l'ouverture des yeux, caractéristique appelée " réaction d'arrêt visuelle". Une réaction comparable (blocage du rythme α) s'observe aussi lors d'un effort d'attention (calcul mental) ou d'une réaction émotive.

- Ce rythme est observé dès l'âge de 7-8 ans. Il devient prédominant vers 15 ans.

b) Le rythme mu (μ)

- Fréquence : dans la bande α (8 à 12 c/s).

- Amplitude : souvent inférieure au rythme α .

- Localisation : rolandique (Electrodes C3 et C4).

- Morphologie : survient en bouffée, aspect en "arceaux".

- Réactivité : il apparaît quand le sujet éprouve le besoin de bouger mais respecte les consignes d'immobilité de l'examen, et il se bloque pendant le mouvement.

- Rarement observé (10% des cas) mais rythme normal.

c) Le rythme beta (β) (Fig. 1.6)

- Fréquence : 13 à 25 Hz.

- Amplitude : 5 à 10 μV .

- Aspect : ondes sinusoïdales très peu amples, irrégulières, difficiles à visualiser, et difficilement discernables de l'électromyogramme (EMG).

- Localisation : régions frontales essentiellement, et régions rolandiques.

- Circonstances d'apparition : rythme de l'adulte au repos et éveillé, il peut être bloqué lors de l'exécution volontaire d'un mouvement.

- Il apparaît vers l'âge de 15 ans, à l'adolescence.

d) Le rythme theta (θ) (Fig. 1.6)

- Fréquence : 4 à 7 Hz.

- Amplitude : 50 μV .

- Aspect : ondes sinusoïdales assez amples, il survient en général par bouffées fusiformes, brèves et bilatérales.

- Localisation : régions temporales.

- Circonstances d'apparition : normalement présent, mais peu abondant, il est souvent masqué par le rythme α .

- Abondant chez l'enfant.

e) Le rythme delta (Δ) (Fig. 1.6)

- Fréquence : < 4 Hz.

- Amplitude grande mais très variable.

- Aspect variable : on distingue classiquement les ondes Δ monomorphes lentes et régulières, et les ondes Δ polymorphes plus irrégulières, plus lentes et moins amples.

- Circonstances d'apparition : il n'est jamais présent chez l'adulte éveillé au repos, mais on le rencontre pendant le sommeil lent et profond.

1.5.2 EEG pathologique

Deux types d'anomalies peuvent être observés [Moulinier 97]:

a) Les ondes lentes

Les signes de souffrance cérébrale d'un sujet éveillé sont sous la forme d'ondes lentes Δ (0.5 - 4Hz) ou θ (4 - 8Hz). Selon les caractères des anomalies, il est possible d'évoquer une souffrance encéphalique diffuse, ou une souffrance focalisée (Fig. 1.7(a) [Thomas 00]).

b) Les paroxysmes

Ce sont des signes épileptiques intercritiques composés de décharges brèves ou de complexes paroxystiques de pointes, polypointes, pointes-ondes, polypointes-ondes qui, selon les cas, peuvent être localisées, bilatérales synchrones ou asynchrones (Fig. 1.7(c) [Thomas 00]). Le terme paroxystique traduit le caractère brutal du début et de la fin de ces activités, qui atteignent rapidement leur maximum d'amplitude. L'apparition d'éléments paroxystiques supprime les autres rythmes cérébraux. Ces grapho-éléments (ou anomalies élémentaires) se détachent nettement des rythmes fondamentaux :

- La pointe est une onde de très brève durée (10-70ms) et de grande amplitude, monobi- ou triphasique (Fig. 1.7(d)),
- La pointe lente ou onde pointue est une onde dont la durée est comprise entre 70 et 200ms, qui prend de ce fait un aspect moins acéré. Lorsque la pente raide occupe la partie antérieure du grapho-élément, on parle d'onde à front raide. Inversement, nous décrivons des ondes à dos raide (Fig. 1.7(d) [Thomas 00]).



(a) Signes EEG de souffrance hémisphérique gauche (ondes lentes sur les dérivations de l'hémisphère gauche FP_1F_3 , F_3C_3 , C_3P_3 et P_3O_1).



(c) Décharges épileptiques (pointes polypointes-ondes bilatérales)



(b) Signes de souffrance épileptique ou irritative hémisphérique droite au décours d'un traumatisme cranio-cérébral sévère.



(d) Activités paroxystiques élémentaires

Fig. 1.7 : EEG pathologique

- La pointe-onde est une pointe immédiatement suivie d'une onde lente. Lorsque la fréquence du complexe pointe-onde est inférieure à 2.5HZ, il prend le nom de pointeonde lente, que la pointe constitutive de ce complexe ait une durée supérieure ou inférieure à 70ms (Fig. 1.7(d)),
- La polypointe est une succession de plusieurs pointes (Fig. 1.7(d)),
- La polypointe-onde est une succession d'une polypointe et d'une ou plusieurs ondes lentes (Fig. 1.7(d)).

Ces anomalies paroxystiques élémentaires s'organisent rythmiquement, selon des modalités diverses, pendant la crise épileptique (anomalies critiques). Dans l'intervalle des crises, leur présence sur l'EEG de surface (anomalies intercritiques) constitue une aide importante au diagnostic de l'épilepsie [Thomas 00].

c) Interprétation clinique

Dans le cas de pathologies cérébrales lésionnelles, l'EEG peut comporter à la fois des anomalies lentes de type souffrance et des anomalies paroxystiques de type épileptique. On parle alors de souffrance irritative ou souffrance épileptique (Fig. 1.7(b)). L'enregistrement d'évènements critiques au cours d'un examen EEG de routine est possible, en particulier au cours de l'épreuve d'hyperpnée ou de la SLI. Les anomalies EEG et leur localisation diffèrent selon le type de crise. Certaines crises cliniques peuvent se produire sans modification du tracé EEG, hormis des artefacts liés à l'hypertonie et aux mouvements. L'absence d'anomalies critiques sur l'EEG de surface est vraisemblablement liée à l'origine profonde et interne de la crise (frontale ou temporale). La présence d'anomalies bilatérales ou controlatérales sur l'EEG de surface est possible, ces anomalies sont en relation avec la propagation des décharges, dans ces cas, les évènements électriques de début de crises ne sont repérables que par des électrodes intracrâniennes [Moulinier 97]. Toutefois, il est possible d'observer des anomalies EEG chez un sujet non épileptique chez 1% de la population.

1.5.3 L'EEG de sommeil

Entre 1935 et 1938, Loomis et ses collaborateurs remarquèrent que le sommeil pouvait être décomposé en 5 stades (A,B,C,D,E). Cette classification ne mentionnait pas le stade de sommeil paradoxal, mis en évidence en 1939 par Kleitman et Dément. En 1968, fut publié un manuel de standardisation des états de sommeil chez l'homme (Rechstchaffen et al).

La différenciation des phases se fait grâce un enregistrement polygraphyque de l'EEG, EMG (électrodes mentonnières), des mouvements oculaires (électrodes à 1 cm en dehors de l'angle externe de l'œil), de la fréquence respiratoire, cardiaque.

a) Le sommeil lent :

- Stade I (stade A et B de Loomis) : activité électrique : fragmentation du rythme α, remplacé par une activité moins ample et de fréquences EEG mélangées : activité θ dominante mais aussi β.
- Stade II (stade C de Loomis) : activité électrique lente, de 4 à 6 Hz. Des figures peuvent être individualisée : bouffées de θ (50 à 70 microvolts) et "pointes vertex" (200 microvolts).
Durant ce stade, on note l'apparition de figures caractéristiques :

- Les spindles : fuseaux de sommeil de fréquence 14 à 16 Hz, amplitude 50 $\mu V,$ en bouffées symétriques.
- Le complexe K : 2 ou 3 ondes très amples, très lentes qui suivent une stimulation sensorielle sans réveiller le sujet.
- Stade III (stade D de Loomis) : activité électrique lente, de 4 à 6 HZ généralisée, entrecoupée d'ondes de type Δ . (>20%)
- Stade IV (stade E de Loomis) : activité électrique : sommeil profond constitué d'ondes Δ . (>50%)

b) Le sommeil rapide (ou paradoxal ou REM)

Alors que le seuil d'éveil est très élevé (le sujet " dort profondément "), le tracé rappelle celui d'un état vigile, c'est à dire une électrogenèse plus rapide et irrégulière. Cette phase comporte de petits mouvements oculaires caractéristiques alors que le tonus musculaire, notamment sur les muscles du tronc et des racines des membres, est aboli.

1.5.4 Les artefacts

Les artefacts sont des altérations de signal dû à des phénomènes mécaniques ou externes et qui ne sont pas d'origine neuronale. Ils viennent se superposer aux signaux de surface enregistrés.

a) Les artefacts oculaires

Les globes oculaires agissent comme un dipôle dont le pole positif serait la partie antérieure (cornée) et le pôle négatif, la partie postérieur (rétine). Lorsque le globe tourne autours de ces axes, il génère un courant de large amplitude qui est détectable sur toutes les électrodes près de l'œil.

Mouvements verticaux et clignements (Fig. 1.8 (10-20sec))

- Les mouvements des yeux verticaux sont souvent observés avec des clignements. Un clignement a pour effet de rapprocher le pôle positif (cornée) vers les électrodes frontales (Fp1, Fp2), ce qui produit une déflexion symétrique vers le bas. A l'inverse, un mouvement des yeux vers le bas éloignera le pôle positif des électrodes frontales et créera une déflection vers le haut.

- Bande de fréquence : 0.5 à 4Hz. (liée directement au mouvement)

- Amplitude : de 20 à 150 μV .

- Localisation : principalement frontale (Fp1, Fp2) et s'étend jusqu'aux électrodes centrales (Cz, C1, C2)

Mouvements latéraux (Fig. 1.8 (0-10sec))

Les mouvements latéraux des yeux affectent le plus les électrodes frontales. Lorsque les yeux se déplacent vers la gauche, les pôles positifs des globes se rapprochent de F7 et s'éloignent de F8. On a donc une déflexion antisymétrique entre les deux hémisphères.

- Bande de fréquence : 0.5 à 4Hz. (liée directement au mouvement)

- Amplitude : de 20 à 150 μV .

Localisation : Principalement frontale (Fp1, Fp2) et s'étend sur la zone temporale (T5, T6)



Fig. 1.8 : Artefacts oculaires : mouvements latéraux des yeux (0-10 s), clignements des yeux (10-20s)

b) Les artefacts musculaires

Les potentiels myogéniques

Les potentiels myogéniques sont les artefacts les plus courants. Les muscles frontaux et temporaux (ex. serrement de mâchoire, plissement du front) en sont les principales causes (Fig. 1.9).

- Bande de fréquence : élevée pour les potentiels myogéniques (>13Hz)
- Amplitude : de 0 à 200 μV (dépendant de l'intensité de la contraction)
- Localisation : frontale et également pariétale et temporale pour le serrement de mâchoire

Potentiels mécaniques

En plus des potentiels myogéniques, des signaux liés aux mouvements mécaniques générés par ces muscles peuvent perturber le signal. Par exemple, lors d'une déglutition ou lorsque le patient parle, un artefact lié à la langue vient s'ajouter. Celle-ci fonctionne également comme un dipôle dont l'extrémité est chargée négativement (Fig. 1.9).

- Bande de fréquence : entre 0.5 à 4Hz (lié au mouvement)

- Amplitude : 200 μV si les mouvements sont forcés

- Localisation : frontal, temporal, pariétale



Fig. 1.9 : Artefacts musculaires : plissements du front (0-10s), serrements de mâchoire (10-20s)

c) Les artefacts cardiaques et respiratoires

Le champ électrique généré par le cœur arrive rarement jusqu'aux électrodes de l'EEG, il est filtré par la nuque. Il arrive cependant qu'un artefact cardiaque apparaisse lorsqu'une électrode est placée sur un vaisseau sanguin. Les pulsations créent alors des ondes lentes qui peuvent ressembler à de l'activité EEG. Ces artefacts sont reconnaissables par leur synchronisation avec l'ECG et du fait qu'ils n'apparaissent que sur une seule électrode (Fig. 1.10). La respiration peut elle aussi créer le même type d'artefact. En effet chaque mouvement peut entraîner un léger déplacement d'une électrode et affecter son impédance. Ces artefacts peuvent être particulièrement importants durant l'hyperpnée (Fig. 1.10).



Fig. 1.10 : Artefacts cardiaques (Cz 0-10s), artefacts dus à la respiration (T3 et P4 10-20s)

d) Le secteur

Il arrive que le courant du secteur vienne parasiter les signaux EEG. Le secteur en France à une fréquence de 50 Hz ce qui est supérieur aux rythmes EEG étudiés en clinique. On effectuera donc un filtre réjecteur de cette fréquence pour le supprimer.

e) Les artefacts dus aux électrodes

La transpiration peut causer des modifications de l'impédance. Il est également possible que des mouvements de la tête déplacent une ou plusieurs électrodes rendant ainsi les signaux inutilisables.

1.6 Conclusion

Le filtrage des artefacts est nécessaire pour faciliter l'analyse clinique de l'EEG. Les artefacts sont principalement dans deux bandes de fréquences : la bande Δ (artefacts oculaires, cardiaque, respiratoire et ceux liés à des mouvements) et la bande β pour les artefacts musculaires. Cependant, ces bandes de fréquences contiennent également du signal EEG pouvant être signe de pathologie. Il sera donc impossible d'effectuer des filtres classiques pour supprimer ces artefacts sans altérer le signal cérébral utile, et c'est pour cette raison que nous utiliserons des filtres spatiaux, objet des recherches décrites dans ce mémoire.

Chapitre 2

La séparation aveugle de sources

2.1 Introduction

La Séparation Aveugle de Sources (SAS) consiste à reconstruire n signaux inconnus (sources) en utilisant uniquement m mélanges de ces signaux appelés observations recueillis par des capteurs. Le terme aveugle signifie que les sources ne sont pas observées directement. L'application de la SAS sur l'EEG sera décrite dans les chapitres 3 et 4. Cette étape est nécessaire pour réaliser un filtre spatial permettant d'éliminer les artefacts de l'EEG.

L'oreille humaine réalise naturellement la séparation de sources. En effet, l'homme est capable de différencier plusieurs sons (voix, instruments de musiques) arrivant en même temps dans les deux canaux auditifs. Cette capacité est représentée dans l'exemple de la "cocktail party" [Favrot 06]. Plusieurs personnes (sources) sont enregistrées par deux micros (observations) et après SAS chacune des voix peut être isolées permettant de retenir une conversation cohérente.

2.1.1 Historique

La SAS est un domaine qui est apparu dans le milieu des années 80. Les premiers travaux sont attribués à Hérault & Jutten [Hérault 85] (voir [Jutten 00] pour une histoire de la SAS). Ils ne considéraient que les mélanges linéaires invariant dans le temps et plus particulièrement les mélanges linéaires instantanés. Plus tard, plusieurs chercheurs se sont intéressés à la séparation de mélanges non-linéaires [Taleb 99] [Erikson 02] ou variant dans le temps.

2.1.2 Modèle linéaire instantané

La nature du mélange est très importante. Nous considérons uniquement le cas des mélanges linéaires instantanés, c'est-à-dire que les observations sont considérées comme des combinaisons linéaires des sources. Dans la réalité, d'autres modèles de mélanges peuvent être considérées pour mieux correspondre à la réalité :

- Le mélange peut être **convolutif** [Fevotte 03], c'est-à-dire qu'à chaque instant les observations dépendent aussi des sources aux instants précédents. Par exemple, les sources arrivent avec un retard différent sur les multiples capteurs et des effets de réverbérations peuvent apparaître.
- Le mélange peut également être **non linéaire** [Erikson 02] : par exemple, certains micros ont un comportement non-linéaire, bien souvent négligeable, par rapport à l'intensité des sources enregistrées.

2.1.3 Formalisation

Soit le processus aléatoire $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, $t \in \{0, \dots, T-1\}$ correspondant aux *n* signaux aléatoires des sources et le processus $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ correspondant aux *m* signaux aléatoires des capteurs (Observations).

Nous supposons que les sources se mélangent linéairement, nous avons alors :

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{M} \ \mathbf{s}(t) \tag{2.1}$$

avec **M** appelée matrice de mélange. Lorsque le nombre d'observations est supérieur au nombre de sources (m > n), le problème est surdéterminé et il est possible d'effectuer la transformation inverse.

$$\mathbf{s}(t) = \mathbf{W} \ \mathbf{x}(t) \tag{2.2}$$

Avec $\mathbf{W} = \mathbf{M}^{\sharp}(n, m)$ appelé matrice de séparation. Le but de la SAS est de retrouver une estimation $\hat{\mathbf{W}}$ de \mathbf{W} .

Lorsque le nombre d'observations est inférieur au nombre de sources (n < m), le problème est sous déterminé et la résolution nécessite des hypothèses particulières telles que la parcimonie [Jutten 03]. Il existe la parcimonie temporelle (les sources ne sont pas toutes actives en même temps [Puntonet 95]), fréquentielle (les fréquences des sources ne recouvrent qu'une partie du spectre) et le combiné des deux [Abrard 01].

La figure 2.1 résume le principe de séparation.

Note : Le signal mesuré (par exemple l'EEG) est une instance du processus aléatoire $\mathbf{x}(t), t \in \{0, ..., T-1\}$. Il est représenté par la matrice \mathbf{X} , dont chaque ligne correspond à une voie du signal et chaque colonne aux échantillons temporels. Nous avons $\mathbf{X}|^n$ ($n^{i \grave{e} m e}$



Fig. 2.1 : Principe de la séparation de sources

colonne de \mathbf{X}) qui est une instance de $\mathbf{x}(n)$. Le signal mesuré est échantillonné à une fréquence f_s donc le $i^{i \grave{e}me}$ échantillon correspond à l'instant i/f_s .

2.1.4 Rappel des notions de traitements de signal aléatoire

Un processus aléatoire $\mathbf{x}(t), (t \in [0, ..., T - 1])$ est stationnaire à l'ordre 2 si : $\forall t \in [0, ..., T - 1] E\{\mathbf{x}\} = E\{\mathbf{x}(t)\}$

et $E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t+\Delta t)^T\}$ ne dépend que de Δt (et non de t).

Note : Nous utilisons la notation {} pour dire qu'il s'agit d'une fonction des densités de probabilité et non directement de **x**. Nous avons $f{\mathbf{x}} = f(P_{\mathbf{x}})$ où $P_{\mathbf{x}}$ désigne la fonction de répartition de **x**.

On peut remplacer le calcul de la moyenne et de la fonction d'autocorrélation définis comme des espérances mathématiques calculées sur un grand nombre d'expériences par un calcul sur une seule réalisation. Si ce calcul est possible, on dit que le signal est ergodique, propriété qui est souvent supposée vérifiée.

On note alors $\mathbf{m}_{\mathbf{X}} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{X} |^t$ l'estimateur de l'espérance $(E\{\mathbf{x}\})$ et $C_{\mathbf{X}} = \frac{1}{T} \mathbf{X} \mathbf{X}^T$ l'estimateur de la matrice de corrélation $(\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\})$.

2.1.5 Critères de séparation

Les méthodes de SAS utilisent un critère de séparation afin d'isoler les sources. Nous présentons ici trois méthodes de SAS reposant sur différents critères :

- L'analyse en composantes principales (ACP) : Elle repose sur la décorrélation des sources. Elle classe les sources par ordre de puissance expliquée.
- L'analyse en composantes indépendantes (ACI) : Elle repose sur le fait que les sources sont statistiquement indépendantes, c'est-à-dire que la connaissance de l'une ne donne aucune information sur les autres.
- La Common Spatial Pattern (CSP) : Elle définit les sources dont le rapport de variance est maximal entre deux ensembles d'échantillons (instants).

Note : Dans la littérature, l'ACP et la CSP ne sont pas réellement considérées comme des méthodes de séparation de sources. Le principe étant identique, nous avons décidé d'étendre la définition de SAS en les incluant.

2.2 L'analyse en composantes principales (ACP)

2.2.1 Introduction

L'ACP est à l'origine une méthode d'analyse de données qui consiste à rechercher les directions de l'espace qui représentent au mieux la répartition des points. Elle a pour but de comprendre et de visualiser comment les effets de phénomènes a priori isolés se combinent. L'ACP est aussi connue sous le nom de transformée de Karhunen-Loève ou de transformée de Hotelling. Elle est maintenant utilisée pour traiter des signaux multivoies, et permet de retrouver un ou plusieurs signaux résumant au mieux l'ensemble des différentes voies.

2.2.2 Principes

Pour déterminer les signaux résumant le plus l'ensemble des voix, l'ACP définit successivement des composantes sur lesquels les données seront projetées orthogonalement. Ces composantes sont choisies pour minimiser l'écart entre les données et leur projection. Nous disposons de m signaux aléatoires supposés stationnaires et ergodiques correspondant aux observations, $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), ..., x_m(t)]^T, t \in \{0, ..., T-1\}.$

a) Cas du premier axe

Nous cherchons un vecteur \mathbf{w} de dimension m unitaire ($||\mathbf{w}|| = 1$) sur lequel nous projetons orthogonalement \mathbf{x} .

Le projeté s'écrit : $\hat{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{w}\mathbf{w}^T\mathbf{x}(t)$. \mathbf{w} est choisi pour minimiser l'écart moyen entre $\hat{\mathbf{x}}(t)$ et $\mathbf{x}(t)$ soit :

$$Q = E\{||\mathbf{x} - \mathbf{w}\mathbf{w}^T\mathbf{x}||^2\}$$
(2.3)

Avec $||\mathbf{w}|| = 1$.

En développant, nous avons :

$$Q = E\{\mathbf{x}^T\mathbf{x} - 2\mathbf{x}^T\mathbf{w}\mathbf{w}^T\mathbf{x} + \mathbf{x}^T\mathbf{w}\mathbf{w}^T\mathbf{w}\mathbf{w}^T\mathbf{x}\} = E\{\mathbf{x}^T\mathbf{x} - \mathbf{w}^T\mathbf{x}\mathbf{x}^T\mathbf{w}\}$$

Soit

$$Q = E\{||\mathbf{x}||^2\} - \langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}, \mathbf{w} \rangle$$
(2.4)

avec $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}$ correspondant à la matrice de covariance.

Minimiser Q revient donc à maximiser la variance de la source $\mathbf{s}(t) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(t)$ soit $\langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}, \mathbf{w} \rangle$. L'ACP consiste alors à trouver la combinaison linéaire \mathbf{w} des $\mathbf{x}(t)$, telle que la variance du nuage de point obtenue soit maximale.

Par conséquent, il faut maximiser $\langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}, \mathbf{w} \rangle$ avec la contrainte $||\mathbf{w}|| = 1$. En utilisant le multiplicateur de Lagrange λ , la solution doit vérifier :

$$2\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w} - 2\lambda\mathbf{w} = 0 \tag{2.5}$$

Donc \mathbf{w} est un vecteur propre de $\mathbf{R}_{\mathbf{XX}}$.

Pour un vecteur propre \mathbf{w}_1 donné correspondant à la valeur propre λ_1 , nous avons $(\mathbf{R}_{\mathbf{XX}}\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_1) = \lambda_1 = -Q + cste.$

Donc pour minimiser Q, il faut prendre le vecteur propre **w** correspondant à la plus grande valeur propre de $\mathbf{R}_{\mathbf{XX}}$. Par ailleurs la variance de cette composante est donnée par cette valeur propre.

Remarque : Avec le même procédé nous pouvons obtenir la composante qui maximise Q (celle qui maximise l'écart entre les données et leur projection). Cette composante est définie comme celle qui contient le moins d'information et elle correspond au vecteur propre de plus petite valeur propre.

b) Cas des autres axes

Nous cherchons maintenant le sous espace vectoriel de base ortho-normale $(\mathbf{w}_1 \mathbf{w}_2, \ldots, \mathbf{w}_n) = \mathbf{W}_n^T$ de sorte que le projeté soit le plus proche possible des points originaux. Nous devons donc minimiser :

$$Q_n = E\{||\mathbf{x} - \mathbf{W}_n^T \mathbf{W}_n \mathbf{x}||^2\}$$
(2.6)

Avec le même raisonnement on obtient :

$$Q_n = E\{||\mathbf{x}||^2\} - \langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_1 \rangle - \langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}_2, \mathbf{w}_2 \rangle - \ldots - \langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}_n, \mathbf{w}_n \rangle$$

Une solution optimale est de prendre les premiers vecteurs propres de la matrice de covariance $\mathbf{R}_{\mathbf{XX}}$.

2.2.3 Propriétés de l'ACP

- La base fournie par l'ACP est une base ortho-normale. La matrice de séparation peut être directement calculée en transposant la matrice de mélange ($\mathbf{W} = \mathbf{M}^T$).
- Les sources obtenues sont dé-corrélées, c'est à dire $E\{\mathbf{s}_i(t), \mathbf{s}_j(t)\} = 0 \ \forall i, j$ avec $i \neq j$
- Dans le cas ou la répartition des sources est gaussienne, les sources obtenues sont indépendantes.

- La somme des variances des sources est égale à la somme des variances des observations. $(\sum_{i=1}^{n} E\{s_i^2\} = \sum_{i=1}^{n} E\{x_i^2\})$. Chacune des sources représente donc une partie de la variance totale. Nous définissons alors variance expliquée d'une source comme étant la part de variance de celle-ci divisée par la variance totale.
- Les sources sont triées par ordre de variance (correspondant aux valeurs propres) décroissante.

2.2.4 Illustration

La figure 2.2 illustre une analyse en composantes principales sur cinq sources. Les sources sont triées par ordre décroissant de variance expliquée. Nous observons que les deux premières composantes permettent d'expliquer 96.5% de la variance.



Fig. 2.2 : Analyse en composantes principales d'un mélange de cinq sources gaussiennes

2.3 L'analyse en composantes indépendantes (ACI)

2.3.1 Introduction

L'ACI est une extension de l'ACP développée il y a quelques années dans le contexte de la séparation aveugle des sources ([Jutten 91] [Common 94]). En ACP, les composantes principales trouvées en projetant sur une base orthogonale sont dé-corrélées et leurs directions sont orthogonales. Cependant, l'ACP standard n'est pas appropriée pour traiter des données non gaussiennes. La dé-corrélation entre un ensemble de vecteurs est nécessaire à l'indépendance statistique, mais elle ne l'implique pas. L'ACI consistent donc à déterminer des sources maximisant un critère d'indépendance. L'idée est que chacune des sources doit apporter le minimum d'informations sur les autres. Nous allons exposer deux méthodes d'ACI (FastICA et Jade) qui visent à maximiser diverses mesures d'indépendances. Il existe d'autres méthodes d'ACI que celles que nous allons exposer notamment la méthode de SOBI [Belouchrani 97] qui consiste à décorréler les signaux décalés dans le temps et la méthode Infomax [Bell 95] qui optimise directement l'information mutuelle mais qui suppose la connaissance a priori de la distribution des sources.

2.3.2 Formalisation

Nous considérons le modèle linéaire instantané suivant :

 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{M} \ \mathbf{s}(t) \text{ pour } t \in \{0, \dots, T-1\}.$

 $\mathbf{x}(t)$ et $\mathbf{s}(t)$ sont des vecteurs aléatoires respectivement dans \mathbb{R}^m , et \mathbb{R}^n .

a) Hypothèses :

- 1. Les sources sont des séquences Indépendantes et Identiquement Distribuées (IID) : $\forall i \in \{1, ..., n\}, p(\mathbf{s}_i) = \prod_{t=0}^{T} p(\mathbf{s}_i(t)) \text{ et } \forall (t, t'), p(\mathbf{s}_i(t)) = p(\mathbf{s}_i(t'))$
- 2. Les sources sont mutuellement indépendantes, c'est-à-dire $p(\mathbf{s}) = \prod_{i=1}^{n} p(\mathbf{s}_i)$
- 3. Une source au plus est gaussienne.

Remarque : L'hypothèse que les sources sont des séquences aléatoires IID n'est en général par vérifiée sur des signaux réels (notamment les signaux EEG) du fait simplement de leur continuité. Les sources possèdent une diversité temporelle et/ou fréquentielle mais nous choisissons de ne pas l'utiliser dans la conception d'un algorithme de séparation, ce qui revient à les supposer IID.

b) Blanchiment

Dans la pratique, les sources obtenues ne vérifient jamais une indépendance parfaite. Cependant, nous pouvons obtenir une indépendance exacte à l'ordre 2 en décorrélant les données (condition nécessaire mais non suffisante à l'indépendance). La décorrélation consiste à chercher $\mathbf{s}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$ tel que $\mathbf{R}_{\mathbf{SS}} = \mathbf{D}$ où \mathbf{D} est une matrice diagonale définie positive.

Nous devons donc résoudre $\mathbf{W} \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} \mathbf{W}^T = \mathbf{D}$. Etant donné le caractère symétrique de $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$ la décorrélation offre n(n-1)/2 équations pour $m \times n$ paramètres à estimer. Ceci signifie qu'il y a une infinité de matrices vérifiant cette décorélation et que nous devons effectuer des hypothèses supplémentaires pour diminuer le degré de liberté.

Les méthodes ACI que nous étudions consiste à maximiser une mesure d'indépendance sous contrainte de blancheur, c'est à dire que les sources sont décoréllées et de variance unitaire. Nous décomposons la matrice \mathbf{W} en $\mathbf{W} = \mathbf{U}^T \mathbf{B}$ avec \mathbf{B} matrice de blanchiment spatial. Nous allons alors montrer que la contrainte de blancheur est alors équivalente à la contrainte d'ortho-normalité de U.

La matrice **B** est définie telle que $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t)$ ait pour matrice de covariance $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}} = \mathbf{I}_n$. Cette étape consiste à effectuer une ACP sur \mathbf{x} . La diagonalisation de $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$ nous donne :

 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{D}\mathbf{P}$

avec **P** ortho-normale $(\mathbf{P}^{-1} = \mathbf{P}^T)$ du fait de la symétrie de $\mathbf{R}_{\mathbf{XX}}$ Nous prenons alors :

$$\mathbf{B} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{P} \tag{2.7}$$

et nous avons bien $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}} = \mathbf{B}\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{B}^T = \mathbf{I}_n$ Nous avons $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t) = \mathbf{B}\mathbf{M}\mathbf{s}(t)$ et donc \mathbf{B} vérifie :

$$\mathbf{B}\mathbf{M}\mathbf{R}_{\mathbf{SS}}\mathbf{M}^T\mathbf{B}^T = \mathbf{I}_n \tag{2.8}$$

Si nous supposons que $\mathbf{R}_{\mathbf{SS}} = \mathbf{I}_n$ (sources blanchies), nous posons alors $\mathbf{U} = \mathbf{BM}$ et l'Eq. 2.8 montre que cette matrice est ortho-normale. Nous pouvons donc écrire :

$$\mathbf{U}^T \mathbf{B} = \mathbf{M}^{\sharp} \tag{2.9}$$

 et

$$\mathbf{B}^{\sharp}\mathbf{U} = \mathbf{M} \tag{2.10}$$

Cette formulation permet de simplifier le problème de séparation de sources puisqu'après le blanchiment, la matrice de séparation que l'on doit estimer est ortho-normale. Nous résumons alors le problème de séparation de sources en deux étapes :

1. Estimation de la matrice de blanchiment spatial $\mathbf{B} = \mathbf{P}\mathbf{D}^{-1/2}$.

2. Estimation du facteur ortho-normal U.

La figure 2.3 illustre les étapes de l'ACI.

Notons cependant que toutes les méthodes de séparation de sources ne supposent pas la blancheur. Il peut en effet être préférable de s'en écarter légèrement car l'estimation de la matrice de covariance peut être inexact.



Fig. 2.3 : Principe de l'ACI et du blanchiment

c) Fonction de contraste

Les différentes méthodes d'ACI utilisent une fonction de contraste qu'elle cherche à maximiser [Common 94]. Une fonction de contraste $C\{\mathbf{x}\}$ est une fonction de la densité de probabilité $(p_{\mathbf{x}}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n)$ vers \mathbb{R} qui vérifie les trois hypothèses :

- 1. $C\{\mathbf{x}\}$ est invariant si les composantes \mathbf{x}_i sont permutées. $(C\{\mathbf{Px}\} = C\{\mathbf{x}\}) \forall \mathbf{P}$ permutation.
- 2. $C\{\mathbf{x}\}$ est invariant par changement d'échelle c'est-à-dire, $C\{\Lambda\mathbf{x}\} = C\{\mathbf{x}\}, \forall \Lambda$ diagonale inversible.
- 3. Si les composantes de x sont indépendantes, alors $C{\mathbf{Ax}} \leq C{\mathbf{x}}, \forall \mathbf{A}$ inversible

Ainsi pour une fonction de contraste donnée, nous cherchons \mathbf{W} qui maximise $C{\{\mathbf{Wx}\}} = C{\{\mathbf{WMs}\}}$. Nous avons alors \mathbf{WM} diagonale inversible à des permutations près, ce qui signifie dans le cas où m = n, $\mathbf{W} = \mathbf{M}^{-1}$ à gains et permutations près sur les lignes.

Contrainte d'orthogonalité

La décorrélation des sources est souvent souhaitable, car elle permet d'exprimer plus simplement la fonction de contraste. Dans les différentes méthodes d'ACI que nous étudions, nous ajoutons donc une contrainte de décorrélation des sources (où contrainte de blancheur). Nous cherchons alors à maximiser $C{\mathbf{y}} = C{\mathbf{Bx}}$ sous la contrainte $\mathbf{R}_{\mathbf{yy}} = \mathbf{I}_n$.

Par ailleurs, en réalisant préalablement un blanchiment des données nous avons vu que l'estimation de la matrice de séparation revient à estimer une matrice orthonormale **U**. Nous parlons alors de maximisation d'une fonction de contraste orthonormale $C^{\perp}\{\mathbf{y}\} = C^{\perp}\{\mathbf{Uz}\}.$

2.3.3 L'information mutuelle comme fonction de contraste

Soit \mathbf{x} une variable aléatoire dans \mathbb{R}^n . Le vecteur \mathbf{x} a des composantes mutuellement indépendantes ssi :

$$p_{\mathbf{X}} = \prod_{i=1}^{n} p_{\mathbf{X}_i}$$

Pour vérifier l'indépendance, on mesure la distance entre chaque côté de l'égalité.

$$\delta(p_{\mathbf{X}}, \prod_{i=1}^{n} p_{\mathbf{X}_i}) \tag{2.11}$$

Nous utilisons pour cela, la divergence de Kullback définie par :

$$\delta\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\} = \int p_{\mathbf{X}}(\mathbf{u}) ln \frac{p_{\mathbf{X}}(\mathbf{u})}{p_{\mathbf{Z}}(\mathbf{u})} d\mathbf{u}$$
(2.12)

Nous rappelons que la divergence de Kullback satisfait $\delta\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\} \geq 0$ et que nous avons l'égalité ssi $p_{\mathbf{x}} = p_{\mathbf{z}}$ presque partout. En appliquant cette divergence à l'équation (Eq. 2.11), nous obtenons l'information mutuelle moyenne de \mathbf{x} définie par :

$$I\{\mathbf{x}\} = \int p_{\mathbf{X}}(\mathbf{u}) ln \frac{p_{\mathbf{X}}(\mathbf{u})}{\prod_{i=1}^{n} p_{\mathbf{X}_i}(\mathbf{u})} d\mathbf{u}$$
(2.13)

Cette fonction peut être considérée comme une fonction de contraste. Nous revenons donc à l'idée que chacune des sources contient un minimum d'informations sur les autres.

Nous allons maintenant simplifier cette écriture en utilisant la néguentropie [Common 94].

L'entropie différentielle d'une variable aléatoire est définie par

$$S\{\mathbf{x}\} = -\int p_{\mathbf{X}}(\mathbf{u})lnp_{\mathbf{X}}(\mathbf{u})d\mathbf{u}$$
(2.14)

Pour une matrice de covariance $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$ fixé, la densité Gaussienne maximise l'entropie. Nous rappelons que la densité d'une loi gaussienne de moyenne nulle est définie par $(\Phi_{\mathbf{X}}(\mathbf{u}) = (2\pi)^{-n/2} |\mathbf{V}|^{-1/2} e^{-\mathbf{u}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{u}/2})$

Nous définirons ainsi la néguentropie par :

$$J\{\mathbf{x}\} = S\{\mathbf{x}_{gauss}\} - S\{\mathbf{x}\}$$
(2.15)

Avec \mathbf{x}_{gauss} désignant une variable aléatoire centrée gaussienne de même variance que \mathbf{x} .

Remarque : La néguentropie peut également être exprimée comme la divergence de Kullback entre la loi de \mathbf{x} et la loi gaussienne de même variance.

$$J\{\mathbf{x}\} = \delta\{\mathbf{x}, \mathbf{x}_{gauss}\}$$
(2.16)

Nous pouvons montrer que l'information mutuelle peut s'écrire par :

$$I\{\mathbf{x}\} = J\{\mathbf{x}\} - \sum_{i=1}^{n} J\{x_i\} + \frac{1}{2}ln \frac{\prod_{i=1}^{n} \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(ii)}{det \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}}$$
(2.17)

Si l'on suppose $\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}} = \mathbf{I}_n$ et $J\{\mathbf{x}\}$ est constant [Common 94], la fonction de contraste orthogonale à maximiser devient donc :

$$C_{neg}^{\perp}\{\mathbf{y}\} = \sum_{i=1}^{n} J\{y_i\}$$
 (2.18)

Cette expression montre que pour minimiser notre fonction de contraste, il faut maximiser la néguentropie de chacune des sources et donc augmenter la "non gaussianité" des sources. Ceci explique en partie pourquoi on ne peut tolérer au plus une source gaussienne. En effet, une combinaison linéaire de variables aléatoires gaussiennes est elle-même gaussienne. Il n'est donc pas possible de s'en écarter grâce à des combinaisons linéaires.

Le principal problème de l'information mutuelle comme fonction de contraste est qu'elle est difficile à estimer en pratique. Par ailleurs, sa minimisation nécessite l'estimation de son gradient et il ne se résume pas à l'espérance d'une fonction des observations. Cependant, nous allons voir qu'une approximation à base de cumulant est réalisable en considérant des petits écarts avec une loi gaussienne.

2.3.4 La méthode FastICA

a) Approximation de la fonction de contraste par le Kurtosis

Nous alors montrer comment approximer la néguentropie par le Kurtosis défini par $kurt\{x\} = E\{x^4\} - 3E\{x^2\}^2$.

En utilisant le développement d'Edgeworth [Cardoso 99] si les densités de x et y sont proches de loi gaussienne, nous avons :

$$\delta\{x, y\} \approx 1/4(\sigma_x^2 - \sigma_y^2)^2 + 1/48(k_x - k_y)^2$$
(2.19)

Avec $k_x = E\{x^4\}$ (moment d'ordre 4) et $\sigma_x^2 = E\{x^2\}$. En particulier si $y = x_{gauss}$ gaussienne de même variance que x

$$J\{x\} = \delta\{x, x_{gauss}\} \approx 1/48(k_x - k_{x_{gauss}})^2$$
(2.20)

Or, le moment d'ordre 4 d'une loi gaussienne est défini par $k_{x_{gauss}} = 3\sigma_{x_{gauss}}^4 = 3\sigma_x^4$. Donc

$$J\{x\} \approx \frac{1}{48}(k_x - 3\sigma_x^4)^2 = \frac{1}{48}kurt\{x\}^2$$
(2.21)

Nous pouvons donc définir la fonction de contraste :

$$C_{kurt}^{\perp}(\mathbf{y}) = -\sum_{i} kurt\{y_i\}^2$$
(2.22)

Le Kurtosis est nul pour une loi gaussienne, positif pour une loi sur-gaussienne et négatif pour une loi sous gaussienne.

Pour chaque source nous devons donc soit minimiser soit maximiser son Kurtosis. Le principal avantage de cette fonction de contraste est que les moments d'ordre 4 des signaux sont estimables en faisant la moyenne temporelle ($E\{x^4\}$ peut être estimé par $\frac{1}{T}\sum_{t=0}^{T-1} x^4(t)$). Ceci est du à l'ergodicité forte des signaux.

La figure 2.4 illustre les Kurtosis pour différentes variables aléatoires



Fig. 2.4 : Exemples trois densités de probabilités centrées réduites et le kurtosis associé

b) Algorithme

L'algorithme FastICA a été développé par Hyvärinen en 1997 [Hyvärinen 97]. Le but de cette méthode est de trouver indépendamment des composantes maximisant où minimisant le Kurtosis. Pour cela résolvons $\nabla_{\mathbf{w}} kurt\{\mathbf{w}^T\mathbf{x}\} = 0$ (gradient du kurtosis) en utilisant une méthode de point fixe. Cette étape est réitérée pour déterminer chacun des vecteurs \mathbf{w} de la matrice de séparation définissant une source.

Calculons d'abord le gradient du Kurtosis :

$$\nabla_{\mathbf{w}}kurt\{\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}\} = 4[E\{\mathbf{x}(\mathbf{w}^{T}\mathbf{x})^{3}\} - 3\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\mathbf{w}E\{(\mathbf{w}^{T}\mathbf{x})^{2}\}]$$
(2.23)

Nous avons la contrainte $E\{\mathbf{w}^T\mathbf{x}\}^2 = 1$

En supposant que nous travaillons sur les données préalablement blanchies \mathbf{z} au lieu de \mathbf{x} , nous avons $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}} = \mathbf{I}_n$ et $E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{z})^2\} = 1$.

$$\nabla_{\mathbf{W}}kurt\{\mathbf{w}^{T}\mathbf{z}\} = 4[E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^{T}\mathbf{z})^{3}\} - 3\mathbf{z}]$$
(2.24)

Nous ajoutons le multiplicateur de Lagrange λ pour la contrainte $||\mathbf{w}||^2-1=0$:

$$E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T\mathbf{z})^3\} - 3\mathbf{w} - \lambda\mathbf{w} = 0$$
(2.25)

Nous utilisons alors l'algorithme du point fixe en prenant $\lambda = 1$ puis en divisant **w** par sa norme :

$$\mathbf{w}^{*}(i) = E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}(i-1)^{T}\mathbf{z})^{3}\} - 3\mathbf{w}(i-1)$$
(2.26)

$$\mathbf{w}(i) = \frac{\mathbf{w}^*(i)}{||\mathbf{w}^*(i)||} \tag{2.27}$$

L'algorithme ainsi défini permet de déterminer une composante maximisant ou minimisant le Kurtosis. Nous devons réitérer cet algorithme pour chaque composante. Cependant nous devons nous assurer que les composantes sont orthogonales entre elles. Après chaque itération nous projetons donc la composante $\mathbf{w}^*(i)$ dans l'espace orthogonal aux autres composantes puis nous la normalisons. Soit $\mathbf{W}_j = [\mathbf{w}_1, ..., \mathbf{w}_j]$ une base de j première composante.

$$\mathbf{w}_{j+1}' = \mathbf{w}_{j+1}^* - \mathbf{W}_j \mathbf{W}_j^T \mathbf{w}_{j+1}^*$$
(2.28)

En utilisant ces équations, on obtient l'algorithme du point fixe suivant :

Pour chaque composante j variant de 1 à n

- Prenons un vecteur aléatoire initial w_j(0) de norme 1, orthogonal à W_{j-1}.
- 2. Soit $\mathbf{w}_{j}^{*}(i) = E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}_{j}(i-1)^{T}\mathbf{z})^{3}\} 3\mathbf{w}_{j}(i-1).$
- 3. Projeter $\mathbf{w}_{j}^{*}(i)$ sur \mathbf{W}_{j-1} : $\mathbf{w}_{j}^{\prime}(i) = \mathbf{w}_{j}^{*}(i) \mathbf{W}_{j-1}\mathbf{W}_{j-1}^{T}\mathbf{w}_{j}^{*}(i)$
- 4. Diviser $\mathbf{w}'_j(i)$ par sa norme : $\mathbf{w}_j(i) = \frac{\mathbf{w}'_j(i)}{||\mathbf{w}'_j(i)||}$
- 5. Si $|\mathbf{w}_j(i)^T \mathbf{w}_j(i-1)| \leq 1 \epsilon$, on pose i = i + 1 et retourner à l'étape 2, sinon $\mathbf{w}_j(i)$ est notre composante j. $\mathbf{W}_j = [\mathbf{W}_{j-1}\mathbf{w}_j(i)]$. On retourne en 1 avec la composante j + 1.

c) Avantage

Le principal avantage de cet algorithme est sa convergence cubique. Il ne requiert qu'un petit nombre d'itérations (entre 5 et 10 pour chaque composante) et est donc très rapide. Par ailleurs, il n'y a aucun paramètre à ajuster, ce qui le rend plus fiable. Enfin, cet algorithme permet d'estimer des composantes de Kurtosis positif et négatif.

2.3.5 L'algorithme Jade

L'algorithme de Jade (Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices) a été conçu par Cardoso et Souloumiac [Cardoso 93]. Il est basé sur la fonction de contraste :

$$C_{Jade}^{\perp}\{y\} = \sum_{ijk} c_{y_i y_j y_k}^2$$
(2.29)

avec c Cumulant d'ordre 4 défini par : pour *abcd*, 4 variables aléatoires centrées réelles :

 $c_{abcd} = E(abcd) - E(ab)E(cd) - E(ac)E(bd) - E(ad)E(bc).$

Si les variables aléatoires a,b,c,d peuvent être séparées en deux ensembles de variables aléatoires mutuellement indépendantes alors le cumulant d'ordre 4 s'annule.

Sous contrainte de blancheur $\sum_{ijkl} c_{y_iy_jy_ky_l}^2 = cste$

L'algorithme de Jade ne teste l'indépendance que sur des tranches de cumulants de forme (y_i, y_i, y_j, y_k) . La minimisation de cette fonction de contraste va être ramenée à la diagonalisation simultanée d'un ensemble de "matrices de cumulants" $\{\mathbf{M} = \{m_{ij}\}_{ij}\}$ La matrice des cumulants est définie par :

$$\mathbf{Q}_{\mathbf{X}}(\mathbf{M})_{ij} = \sum_{kl} c_{x_i x_j x_k x_l} m_{kl}$$
(2.30)

En travaillant sur les données blanchies ($\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t)$), nous pouvons montrer en utilisant l'indépendance mutuelle des sources la relation suivante :

$$\mathbf{Q}_{z}(\mathbf{M}) = \mathbf{U}\Lambda(\mathbf{M})\mathbf{U}^{T}$$
(2.31)

avec $\Lambda(\mathbf{M}) = diag(k_{s_1}\mathbf{u}_1^T\mathbf{M}\mathbf{u}_1, \dots, k_{s_1}\mathbf{u}_n^T\mathbf{M}\mathbf{u}_n)$

Il apparaît donc que **U** est une base orthonormale dans laquelle la matrice $\mathbf{Q}_z(\mathbf{M})$ est diagonale, et cela $\forall \mathbf{M}$. Dans le cas d'une indépendance parfaite, il serait possible de ne diagonaliser la matrice de cumulant $\mathbf{Q}_z(\mathbf{M})$ que pour une seule matrice **M**. Cependant, si l'on choisit **M** tel que les valeurs propres de $\mathbf{Q}_z(\mathbf{M})$ ne sont pas bien séparées, la méthode peut devenir très instable.

C'est pour cette raison que nous préférons estimer la matrice U par diagonalisation simultanée de matrice de cumulants d'un ensemble de matrices M. Pour cela, on va définir la mesure de diagonalité suivante :

$$off(\mathbf{M}) = \sum_{i \neq j} m_{ij}^2 \tag{2.32}$$

Soit Ω une base de l'ensemble des matrices $\mathbb{R}^{n \times n}$. Par exemple, $\Omega = \{\mathbf{e}_i \mathbf{e}_j^T\}_{i,j}$ avec e_i le $i^{i \hat{e} m e}$ vecteur de la base canonique. On a alors [Cardoso 99] :

$$C_{Jade}^{\perp}\{y\} = \sum_{\mathbf{M}\in\Omega} off(\mathbf{U}^{T}\mathbf{Q}_{z}(\mathbf{M})\mathbf{U})$$
(2.33)

L'avantage de choisir Ω comme une base ortho-normale est de garantir que la diagonalisation simultanée reste équivalente à la minimisation d'une fonction de contraste. D'autres choix astucieux de matrices **M** permettent de limiter le nombre de matrices à diagonaliser simultanément [Cardoso 99], [Cardoso 93].

Nous pouvons utiliser l'algorithme proposé par Cardoso et Souloumiac [Cardoso 96] pour réaliser cette diagonalisation simultanée.

Voici le résumé de l'algorithme de JADE :

- 1. Estimation de la matrice de blanchiment $\hat{\mathbf{B}}$ d'après les éléments propres de $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{XX}}$
- 2. $\mathbf{z} = \hat{\mathbf{B}}\mathbf{x}$
- 3. Estimation de l'ensemble de matrices de cumulants $\{\hat{\mathbf{Q}}_{z}(\mathbf{M}_{i})\}$. (Les cumulants sont calculées en remplacant les espérances mathématiques par les moyennes temporelles).
- 4. Estimation de $\hat{\mathbf{U}}$ par diagonalisation simultanée de l'ensemble des matrices de cumulants.
- 5. Estimation de \mathbf{M}^{\sharp} par $\hat{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{U}}^T \hat{\mathbf{B}}$.

2.3.6 Illustration

La figure 2.5 montre un exemple de séparation de sources sur des signaux synthétiques. On mettra en concurrence les deux méthodes Jade et FastICA sur des données réelles dans le chapitre 5. En effet la comparaison sur cet unique exemple ne serait pas significative. Les figures 2.5(d) et 2.5(c) montrent que l'on retrouve approximativement les sources originales dans un ordre aléatoire et à gain aléatoire.

2.4 La méthode Common Spatial Pattern (CSP)

La méthode CSP consiste à trouver la source dont le rapport variance est maximal entre deux classes [Koles 91]. Il s'agit d'une méthode de classification très utilisée dans



Fig. 2.5 : Séparation de signaux synthétiques

les interfaces cerveau ordinateur [Townsend 06]. Elle permet de séparer deux classes et peut être facilement étendue pour un nombre de classes supérieur.

2.4.1 Obtention de la première composante

Soit $\mathbf{x}_1(t), t \in \{0, \dots, T_1\}$ l'ensemble des points de la première classe et $\mathbf{x}_2(t), t \in \{0, \dots, T_2\}$ l'ensemble des points de la deuxième classe. Nous allons rechercher la combinaison linéaire \mathbf{w} qui maximise :

$$R(\mathbf{w}) = \frac{E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_1)^2\}}{E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_2)^2\}}$$
(2.34)

(Correspond au quotient de Rayleigh). Cette expression peut être écrite sous la forme :

$$R(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}}$$

Avec $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1} = E\{\mathbf{x}_1\mathbf{x}_1^T\}$ et $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2} = E\{\mathbf{x}_2\mathbf{x}_2^T\}$

Nous arrivons sur le problème général de décomposition en valeurs propres. Maximiser $R(\mathbf{w})$ est équivalent à maximiser $log(\mathbf{R}(\mathbf{w}))$. On a alors :

$$log(R(\mathbf{w})) = log\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w} - log\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}$$

$$\nabla log(R(\mathbf{w})) = 2 \frac{\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}} - 2 \frac{\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}}$$

 $R(\mathbf{w})$ est maximal pour $\nabla log(R(w)) = 0$ c'est à dire :

$$\frac{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}} \mathbf{w} = \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2}^{-1} \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}$$
(2.35)

Donc si **w** est solution de Eq. 2.35 alors il est vecteur propre de $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{2}\mathbf{X}_{2}}^{-1}\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{1}\mathbf{X}_{1}}$. Nous devons vérifier que tous les vecteurs propres sont solutions de Eq. 2.35.

Nous supposons λ_0 valeur propre de $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2}^{-1}\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1}$ et w_0 le vecteur propre correspondant. Nous avons alors :

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{2}\mathbf{X}_{2}}^{-1}\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{1}\mathbf{X}_{1}}\mathbf{w}_{0} = \lambda_{0}\mathbf{w}_{0}$$

So it $\mathbf{w}_0^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}_0 = \lambda_0 \mathbf{w}_0^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}_0$

$$\lambda_0 = \frac{\mathbf{w}_0^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{w}_0}{\mathbf{w}_0^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{w}_0}$$

Donc l'Eq. 2.35 est vérifiée.

Nous pouvons remarquer que $\lambda_0 = R(\mathbf{w}_0)$. Le maximum de R est alors donné par le vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre.

Remarque : Avec le même procédé nous pouvons obtenir la composante qui minimise $R(\mathbf{w})$ (celle qui minimise le rapport de variance). Elle correspond au vecteur propre de plus petite valeur propre.

2.4.2 Obtention des autres composantes

Le problème consiste maintenant à définir un espace vectoriel de dimension n_1 dont chaque composante à une variance qui augmente au maximum entre les deux instants. En d'autre terme, pour tout vecteur \mathbf{w} de cet espace $R(\mathbf{w})$ doit être maximal. D'un point de vue formel, nous cherchons un matrice $\mathbf{W}(n, n_1)$ de rang plein qui maximise $min_{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{n_1}} R(\mathbf{W}\mathbf{a})$. La matrice \mathbf{W} est la base de cet espace vectoriel.

Nous allons utiliser la diagonalisation simultanée des matrices $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1}$ et $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2}$. Etant donné que $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1}$ et $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2}$ sont deux matrices symétriques définies positives, il existe une matrice \mathbf{P} orthonormale pour le produit scalaire $\langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2}, . \rangle$ et orthogonale pour $\langle \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1}, . \rangle$.

Il existe donc une matrice \mathbf{D} diagonale définie positive telle que :

$$\mathbf{P}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2} \mathbf{P} = \mathbf{I}_n \ et \ \mathbf{P}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1} \mathbf{P} = \mathbf{D}$$

Les matrices **P** et **D** sont données par la diagonalisation de

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{2}\mathbf{X}_{2}}^{1}\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{1}\mathbf{X}_{1}}$$

 $(\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{2}\mathbf{X}_{2}}^{-1}\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{1}\mathbf{X}_{1}} = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{P}^{-1})$. Il est important de noter que \mathbf{P} n'est pas orthogonal pour le produit scalaire standard $(\mathbf{P}^{T} \neq \mathbf{P}^{-1})$.

Posons maintenant $\mathbf{B} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{W}$. Nous avons alors :

$$R(\mathbf{W}\mathbf{a}) = R^T(\mathbf{B}\mathbf{a}) = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{B}^T \mathbf{D} \mathbf{B}\mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \mathbf{B}^T \mathbf{B}\mathbf{a}}$$

Une matrice **B** maximisant $min_{\mathbf{a}\in\mathbb{R}^{n_1}}R^T(\mathbf{B}\mathbf{a})$ est $\mathbf{B} = \left(\frac{\mathbf{I}_{n_1}}{\mathbf{0}_{n_2,n_1}}\right)$ avec \mathbf{I}_{n_1} désignant la matrice identité de taille $n_1 \times n_1$ et $\mathbf{0}_{n_2,n_1}$ désignant la matrice nulle de taille $n_2 \times n_1$. Nous avons alors :

$$\mathbf{W} = \mathbf{P}\mathbf{B} = \mathbf{P}|^{1,\dots,n_1} \tag{2.36}$$

2.4.3 Lien avec les méthodes diagonalisation simultanée

La méthode CSP consiste alors à rechercher une non stationnarité entre deux périodes. Pour cela elle effectue la diagonalisation simultanée de deux matrices $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1}$ et $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2}$ et du fait qu'il n'y a que deux matrices la solution est exacte.

Il existe cependant une méthode de séparation de sources [Pham 01] qui se base sur la diagonalisation simultanée de plusieurs matrices de covariances. Ces matrices de covariances sont calculées sur différentes fenêtres temporelles (se recouvrant ou pas) et permet ainsi de rechercher des sources non-stationnaires à n'importe quelle instant. Pham et Cardoso ont montré que le fait de diagonaliser simultanément plusieurs matrices rend la méthode plus robuste car moins sensible aux erreurs d'estimation des matrices de variance-covariance.

2.4.4 Illustration

La figure 2.6 montre une décomposition que l'on peut effectuer par la méthode CSP sur des signaux synthétiques. Les sources sont générées à partir de lois gaussiennes dont on fait augmenter l'amplitude entre la première et la deuxième classe par des rapports respectifs de 1, 3 et 5. Après réalisation de la CSP nous arrivons à retrouver approximativement les sources.



Fig. 2.6 : Séparation de signaux synthétiques par CSP

2.5 Conclusion

Nous venons d'étudier trois approches de séparation de sources. Chacune de ces trois méthodes met en valeur des caractères particuliers des signaux. La fig. 2.7 illustre ce que l'on peut obtenir avec ces trois méthodes. Nous utilisons deux ensembles de points de dimension 2 que nous affichons sur le graphique respectivement en vert en bleu. Ces points sont issus du mélange de deux sources générées aléatoirement par des lois gaussiennes. Dans l'ensemble 1 (vert) la source 1 a une variance supérieure à la source 2. Dans l'ensemble 2 (bleu) la source 2 à une variance supérieure à la source 1.

Nous constatons que l'ACP ne permet pas de séparer correctement les sources mais permet de représenter l'inertie du nuage de point par ces axes. Par contre l'ACI et la CSP permettent de séparer correctement les sources. L'ACI a même l'avantage de ne pas nécessiter l'information de la classe des points contrairement à la CSP. Cependant, nous allons voir dans le chapitre suivant que cette information est quand même nécessaire pour identifier la nature des composantes ACI. Le Tab. 2.5 résume les intérêts et les inconvénients des trois méthodes.

La séparation de sources est la première étape pour le filtrage des artefacts sur l'EEG. Elle nous permettra de séparer les sources à la fois artefactielles et cérébrales composant



Fig. 2.7 : Composantes obtenues pour la séparation de deux sources avec les différentes méthodes

l'EEG. Nous allons étudier dans le chapitre suivant des méthodes pour un filtrage automatique. Il faut pour cela identifier les sources comme étant artefactielles ou cérébrales et définir l'intervalle sur lequel on effectue cette séparation de sources.

	ACP	ICA	CSP
Base orthogonale	Oui	Non	Non
Données décorrélées	Oui	Oui	Oui dans les deux
			classes
Indépendance si elle	Non sauf si gaus-	Oui	Oui
existe	sienne		
Critère de séparation	Décorrélation	Maximisation d'une fonc-	Maximisation du
		tion de contraste max-	rapport de variance
		imisant l'indépendance	entre 2 instants
Sources triées	Par variance ex-	Non	Par rapport de vari-
	pliquée		ance
Temps de calcul	Très court	Relativement long	Très court
Robustesse	Moyenne	Forte	Moyenne

Tab. 2.1 : Récapitulatif des trois méthodes de séparation de sources

Chapitre 3

Méthodes de filtrage automatique d'artefacts

3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié trois grandes méthodes de séparation de sources pouvant s'appliquer au filtrage des artefacts de l'EEG. Nous allons maintenant utiliser ces méthodes pour le filtrage des artefacts et les rendre automatique. Le but de ces méthodes est de conserver la totalité du signal d'origine cérébral tout en supprimant le signal d'origine artefactielle. Nous allons donc présenter l'état de l'art sur les méthodes de filtrages.

Il existe un grand nombre de méthodes qui ne traitent que du filtrage des artefacts oculaires en utilisant des électrodes supplémentaires d'EOG [Joyce 04] [Puthusserypadya 06] [Li 06] [Croft 00]. Nous verrons par la suite que quantitativement les artefacts oculaires sont les plus faciles à supprimer. Nous n'étudierons donc que les méthodes globales qui s'appliquent ou peuvent s'appliquer au filtrage de tous les types d'artefact notamment aux artefacts musculaires.

Les premières recherches sur ce sujet portaient principalement sur l'ACP [Berg 91] [Lagerlund 97] mais nous verrons que cette méthode s'avère insuffisante pour réaliser une séparation précise des sources artefactielles et cérébrales. La plupart des travaux sur ce sujet se portent aujourd'hui sur l'ACI. L'ACI a été pour la première fois utilisée sur l'EEG par Scott Makeig [Makeig 96] qui ont montré par la suite son efficacité pour le filtrage d'artefact [Jung 00]. Le filtrage nécessite cependant une phase manuelle de sélection des composantes artefactielles à éliminer. Les dernières avancées sur le filtrage d'artefact portent essentiellement sur l'automatisation de cette phase en utilisant notamment des méthodes de classification [Le Van 06].

3.1.1 Utilisation de la détection

Pour un traitement automatique de l'EEG, il est parfois possible d'effectuer seulement une détection d'artefact plutôt qu'un filtrage. Ainsi les données dites artefactées sont rejetées et non prise en compte pour les traitements.

Cependant sur certains enregistrements, les périodes artefactées peuvent être très longues, il est alors difficile d'étudier l'enregistrement uniquement sur les périodes non artefactées. Le filtrage prend donc tout son intérêt puisqu'il permet de prendre en compte la totalité des données EEG.

Toutefois, dans le cas où la qualité est insuffisante, les artefacts mal filtrés peuvent être rejetés et non pris en compte pour les traitements ultérieurs. La méthode de détection qui nous a semblé la plus efficace dans ce domaine est la méthode proposé par A. Delorme [Delorme 07].

3.1.2 Les deux axes de résolutions

Deux axes peuvent être considérés pour résoudre le problème de l'automatisation du filtrage. Le premier consiste à effectuer une méthode de séparation de sources dont nous extrayons des caractéristiques comme la fréquence, l'amplitude, la localisation. Nous effectuons une classification automatique à partir de ces caractéristiques pour définir si une source est artefactielle ou cérébrale.

Le deuxième axe consiste à modifier l'algorithme de séparation de sources pour qu'un certain nombre d'entre elles correspondent directement aux artefacts et d'autres aux activités cérébrales. C'est le cas par exemple de l'ACI adaptative [James 03] qui cherche des sources proches d'une référence ou de la CCA (Canonical Correlation Analysis) [De Clercq 05] qui classe les sources par ordre de leur auto-corrélation et permet d'identifier facilement les sources musculaires.

Dans ce chapitre, nous décrirons dans un premier temps, le principe de réalisation d'un filtre spatial. Nous effectuerons ensuite différentes mesures sur l'EEG pour justifier les hypothèses réalisables et nous présenterons les principales méthodes correspondant aux deux grands axes de résolution.

3.2 Principe du filtrage spatial

Cette section a pour but de présenter les bases théoriques du filtrage spatial et de montrer comment la SAS permet de réaliser ces filtres. Il est possible de classer les filtres en deux catégories :

• Les filtres "temporels" qui utilisent en général l'information fréquentielle d'un signal

(ex. filtre à Réponse Impulsionnelle Finie, (FIR), filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie, (IIR) ou les filtres par ondelettes)

• Les filtres spatiaux qui utilisent l'information commune des différentes voies d'un signal. Jusqu'à présent, ces filtres sont uniquement linéaires et leur détermination repose sur les méthodes de séparation de sources.

3.2.1 Filtrage par classification manuelle des composantes

a) Utilisation de l'ACI et de l'ACP



Fig. 3.1 : Principe du filtrage spatial par utilisation des méthodes de séparation de sources

La réalisation d'un filtre spatial consiste à obtenir la matrice de séparation \mathbf{W} par SAS (ACI [Jung 00] ou ACP [Berg 91]). Nous pouvons alors calculer la matrice de mélange $\mathbf{M} = \mathbf{W}^{-1}$.

Nous définissons alors les sources $\mathbf{S} = \mathbf{W}\mathbf{X}$, où \mathbf{X} correspond aux voies de l'EEG et nous les séparons en deux catégories : les sources d'artefacts et les sources cérébrales. Les sources artefactielles sont supprimées et le signal EEG est reconstruit par mélange des sources cérébrales. Pour se faire, nous créons la matrice de filtrage :

$$\mathbf{F} = \mathbf{M}\mathbf{D}\mathbf{W} \tag{3.1}$$

avec **D** matrice diagonale dont chaque élément diagonal vaut 0 si la composante est supposée artefactielle et 1 si la composante est supposée cérébrale. Le signal filtré est alors donné par :

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{F}\mathbf{X} \tag{3.2}$$

La fig. 3.1 illustre ce procédé. La matrice de filtrage ainsi définie est une matrice de projection dont nous étudierons les propriétés dans la partie suivante. La fig. 3.2 montre

un exemple de filtrage manuel par ACI. Dans cet exemple, nous pouvons observer qu'une partie des artefacts est supprimée et le signal cérébral est conservé. Nous pouvons observer également que le choix manuel des composantes artefactielles n'est pas évident du fait que certaines sources contiennent à la fois des artefacts et du rythme cérébral comme les sources 1, 8, 12, 14 et 16.

Le filtrage manuel peut être réalisé par ACP et par ACI. Cependant, l'ACP a pour contrainte de chercher une base orthonormale, ce qui n'a aucune raison de correspondre à la réalité. Par ailleurs, elle ne considère que la décorrélation des sources et non la véritable indépendance. G.L. Wallstrom. a effectué une comparaison entre l'ACP et l'ACI et a montré que l'ACP est insuffisant pour un filtrage efficace [Wallstrom 04].

b) Utilisation de la CSP (cf. sec 2.4)

Z.J. Koles [Koles 91] a introduit l'idée d'utiliser la CSP pour mettre en valeur des composantes anormales. Ces composantes anormales peuvent représenter un artefact, une pathologie ou un rythme non pathologique mais différent du rythme de fond. La CSP est bien définie pour détecter une activité augmentée par rapport au rythme de fond.

Le principe est de calculer la matrice de covariance d'une activité "normale" à partir de plusieurs enregistrements et ensuite de la comparer par CSP à l'instant courant.

Nous construisons donc deux classes de données. La première regroupe les activités de fond et la deuxième représente une fenêtre temporelle de durée fixe de l'EEG à analyser. En utilisant la CSP sur ces deux classes, nous arrivons à définir un ensemble de composantes pouvant être considérées comme anormales du fait de leur variance anormalement élevée. Nous retrouvons ces composantes dans la matrice de séparation \mathbf{W} (avec $\mathbf{W} = \mathbf{P}'$ dans l'Eq. 3.4).

3.2.2 Principe de projection

Dans le but de mieux comprendre le principe de ces filtres spatiaux, il est nécessaire d'étudier les propriétés des matrices de projection (ou matrices idempotentes). Une matrice carrée \mathbf{F} de dimension n est dite idempotente (ou projecteur) si $\mathbf{FF} = \mathbf{F}$ [Prasolov 94]. Nous allons d'abord étudier la diagonalisation de \mathbf{F} .

a) Diagonalisation de F

Pour réaliser cette diagonalisation, nous cherchons le vecteur propre **x** associé à la valeur propre λ

 $\mathbf{F}\mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}$



(a) Signal original artefacté (\mathbf{X})

		3		10	3	- 1	1	10	3	- 3	6		3	1	Ē.		3	1	6
1 600	MMMMW	ummum.	warding	nah ferromana	ncompation	1417 MARCH 1417	manner	e-A-Mongh APM	and the manual of	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	-the second	withoursel	have a sub-	milliciples	v~1/1/m	annimmer	million	to a fail and the second se	marcer widdy any more
2	Marian	waterships	-	Monten	ntur hours	herroristation	marten		-	-	Alt mentioned	- Muniture	www.	monthis	why Journal	vourninge	man always to be	handhowene	mannaman
зW	manhame	mantill	Manan	Mann	monautu	in the set of the	non	*~***	And the state	www.www.white	human	normalism	www.www.	ellennikaen.	non-normalian	MWWWW	how	w	manglewoor
(1)	Along a real and	and a stand of the	~~~~~	-	and malphalas	Nep Westman	ered any house	winner with the	Minutestin	shundle	بورادات الألغ	Hurt would		**	and the superior				manter
5 NY	antahar	manylyman	April 10 million	(art) (ar the mail	frather an analysis	solution was a series	up to physical actions	rimon title	-	HALL HALL	WHAT AND	HANNIN	anna anna	whennes	worman	www.www.ww	mulan	water	server your bill and a farm
6 AM	MMMMW	her-red lighter mesty	Amanna	Myun	mann	man	sprann	mynn	million	ummed	-	mannan	montan	winnin	manne	manum	saytime	mynythese	menangelas
7 10	WARDSometine	romanataana		all the second	` y~yaqaa.~~%y aa fifaada	****			the summer	and the second	Manne	photo and	romanu	****	munapa		وحوارا فرمتهم فيعرفون	ambrun	ear-montherappines
8 440	William	whileher	manand	human the w	strank.	ralpinanely	Munpunpun	Amandarama	when many	minung	appendent of	what when	and a have a fly	Marman	antre wanter	mmann	homenu	non Marian	any and white
9 m	And go when	whentern	numm	www.	non when a	www.	Production of the	manager	y my man	ANNIN THINK	munan	Mumm	nunnun	(Noralised	munopation	monard	Unim	Million	"warder and the second
10	mon	harmonicar	en Santos antes ant	- Anthones	un marganetin	-		-	lipe merel 149	Walnut A	Will Brinny	the Henry	monterite	lunon	non anna la	*~~~~~~	~~~~	wwwww	manualyserver
Ū.	why Mannes	yan an and a series	man		et internet	whether soft	Western Portal	والمراجع والمراجع	-	March 1			when	mun	-	manples	monor	· margaret one	manas
12	monum	mm	1 minun	way and a second	, and the second second		and the second s	Same Mary	مهدود مارد م مرادد	Adamping the second	1		concerner	mannes	and the second	man	man	ummun	a marana and
13484	why the shades	munhilan	**	www.and		المراجع المراجع		unterstates	-	al some day	Halver Anterio	WILLIAM AND	MARK MAL	Annalaniality	and the second second	hundra and the	U.H.L.S.M.L.W	husen addresses	where share share
14 Abril	WARAMANA	when a han a h	Manahas	Annonall	ides to strange	Sector Sector	-	hanna man	Annadary	and the second second	I. um	N. Marine	Antonia	بول مر بر مر مر مرب	mana	A. Metallan	Alm marken	howald	man have were
in the	land a const ha	Annessed	MAN ANA A			CONTRACTOR OF STREET		المعر والمعدين برما	New York	المدلليان م		and a management	when	Lus hortens		unkasshar	منظنين ومغ		لد مدل مطر معالم
10	IAARAA. L. IA			9 F (Mail Abria	abada lama a si da sa	and the state of the state	and a selection of	an an a that is a sheep in	ijee In suite diskaa	الغلغة متقسط. الملغة متقسط،	All a l'Au	n. alelitorare.				*****			
16	and all the second		nan na	1				a de la companya de Esta de la companya de	ny paragener Inter	in human	al granter	had a land	~~~~		www.	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	as	and have	
17	and a second and	- acquelle actor	way way and	a contraction		Arada Di Marada	when the production	Halled with the state	Treymyanya	U.S. Martin	E-mail	HI HINNIN	Marine Marine	of the second second	and the second	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	34theres in the second second	*****	-ware and all the fight
18	Anthonyou	compression where	and the second streets	nandrak	linterpartmenter	valentuments	whethermour	had have a strate (affortune fifty	*****	Prophy and	HHAN MARIN	WWWWW	Annanan	Anna	haddream		www.wanton	-unin Man
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19 2

(b) Sources ACI par l'algorithme de JADE: Les sources entourées sont considérées comme artefactielles et supprimées (**S**)

www.Www.ww www.Wwwww FP2 www.Winner СЗ c4сz ß annallanan f4 www.usilvaanoow f7 MAAAAA ዓላስለአካለስ ß annannain mmmmmmm Fz MARMIN way will wanted a state of the second state of o1 annaan Mr Man Manage ο2 vaaannaa рЗ NWM. Appentine war and a particular ላቀለግለዚሰበቀሌሎላሌ p4 Ρz ×ΛΜν whithin the tЗ albuarar MANN t4 t5 *ᠵᡊ᠆ᡊᡑ᠆᠁᠁᠆᠆*᠉ᢤᢔᢔᢔᢔᠺᢁᠰᠬᡢᡢᢂᡔᢤᡞ marian t6 9 10 12

(c) Signal reconstruit par mélange des sources cérébrales $(\hat{\mathbf{X}})$

Fig. 3.2 : Exemple de filtrage manuel par ACI

Par définition $\mathbf{FFx} = \lambda \mathbf{Fx} = \lambda^2 \mathbf{x}$ et $\mathbf{FFx} = \mathbf{Fx} = \lambda \mathbf{x}$. Nous avons donc $\lambda = 0$ ou $\lambda = 1$. La diagonalisation de \mathbf{F} peut donc être écrite :

$$\mathbf{F} = \mathbf{M} \ \mathbf{D} \ \mathbf{W} \tag{3.4}$$

avec $\mathbf{W} = \mathbf{M}^{-1}$ et $\mathbf{D} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{n_1} & \mathbf{0}_{n_1,n_2} \\ \mathbf{0}_{n_2,n_1} & \mathbf{0}_{n_2,n_2} \end{pmatrix}$ où \mathbf{I}_{n_1} est la matrice identité de dimension $n_1 \times n_1$ et $\mathbf{0}_{n_1,n_2}$ est la matrice nulle de dimension (n_1, n_2) . La matrice \mathbf{F} définie alors deux sous espaces vectoriels (SEV) E_1 et E_0 de dimension respective n_1 et n_2 avec $n_1 + n_2 = n$. Ces espaces sont caractérisés par :

$$\forall \mathbf{x} \in E_1, \ \mathbf{F}\mathbf{x} = \mathbf{x} \tag{3.5}$$

$$et \ \forall \mathbf{x} \in E_0, \ \mathbf{F}\mathbf{x} = \mathbf{0} \tag{3.6}$$

Les n_1 premiers vecteurs colonnes de **M** forment une base de E_1 et les n_2 suivant, une base de E_0 . La matrice **F** est appelée projecteur sur E_1 parallèlement à E_0 .

b) Propriétés

- 1. La matrice \mathbf{F}^{T} est aussi un projecteur dont une matrice de passage est $(\mathbf{M}^{-1^{T}})$.
- 2. La matrice $\mathbf{I} \mathbf{F}$ (où \mathbf{I} est la matrice identité) est le projecteur sur E_0 parallèlement à E_1 .
- 3. La matrice de passage \mathbf{M} n'est pas unique mais si \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 sont deux matrices de passage correspondant toutes les deux à \mathbf{F} , $\mathbf{M}_1|^{1,\dots,n_1}$ et $\mathbf{M}_2|^{1,\dots,n_1}$ sont des bases du même SEV E_1 (de même $\mathbf{M}_1|^{n_1+1,\dots,n}$ et $\mathbf{M}_2|^{n_1+1,\dots,n}$ sont des bases de E_0). Une matrice de filtrage sera donc complètement définie par les deux sous espaces E_1 et E_0 .
- 4. $Rang(\mathbf{F}) = trace(\mathbf{F}) = dim(E_1)$
- 5. Nous pouvons écrire $\mathbf{F} = \mathbf{M}|_{1,\dots,n_1} \mathbf{W}|_{1,\dots,n_1}$
- 6. Le SEV ayant pour base les vecteurs lignes $\mathbf{W}|_{1,...,n_1}$ est le SEV orthogonal à celui ayant pour base les vecteurs colonnes $\mathbf{M}|^{n_1+1,...,n_1}$.
- 7. De la même façon, le SEV ayant pour base les vecteurs lignes $\mathbf{W}|_{n_1+1,...,n}$ est le SEV orthogonal à celui ayant pour base les vecteurs colonnes $\mathbf{M}|^{1,...,n_1}$. Ces deux dernières propriétés sont très importantes pour la compréhension de la méthode AFOP exposée dans le chapitre suivant.

Si les deux SEV E_1 et E_0 sont orthogonaux, la matrice idempotente est appelée projecteur orthogonal. Il est important de noter que la "non orthogonalité" des espaces peut augmenter la norme de la matrice de filtrage. En effet, la norme

$$||\mathbf{F}|| = max_{\mathbf{X},||\mathbf{X}||=1}(||\mathbf{F}\mathbf{X}||) \tag{3.7}$$

est minimal (= 1) quand l'angle entre E_1 et E_0 est 90°. Cette non orthogonalité peut alors engendrer des problèmes de stabilité, du fait qu'un faible bruit peut significativement modifier la position de son projeté. La fig. 3.3 illustre cette propriété. La distance OAreprésente un bruit et la distance OB est le projeté de ce bruit. On constate que OB > OAet donc que le bruit est amplifié par la projection non orthogonale.



Fig. 3.3 : Illustration du problème d'instabilité lors d'une projection non orthogonale

3.2.3 Combinaison avec les méthodes de filtrage temporel

Le filtrage spatial et le filtrage temporel sont deux approches indépendantes. Il est donc possible de les combiner pour réaliser un filtrage "optimal". S. Vorobyov [Vorobyov 02] propose d'utiliser un filtre de Wiener sur les composantes cérébrales, une fois les composantes artefactées supprimées. Le filtre de Wiener consiste à supprimer le bruit d'un signal qui est Identiquement Indépendamment Distribué (IID). Une fois les deux filtres réalisés, le signal est assuré de ne comporter aucun bruit blanc.

3.3 Caractéristiques statistiques de l'EEG

Il est important de connaître les hypothèses faites sur l'EEG et leurs limites. Dans cette section, nous effectuons donc des mesures statistiques sur les données EEG pour estimer la vraisemblance de ces hypothèses. Le but de cette partie est de savoir si les modèles considérés correspondent réellement aux données ou si d'autres modèles plus précis doivent être envisagés.

3.3.1 *n* sources suffisent-elles pour reconstruire l'EEG?

Nous devons d'abord vérifier s'il est possible de reconstruire l'ensemble de l'EEG par une combinaison linéaire d'un ensemble de sources inférieur au nombre d'électrodes.

Nous prenons 30 secondes d'enregistrement EEG à différents instants (yeux fermés, yeux ouverts, lors d'artefacts, etc.) et nous effectuons une ACP dessus. Nous calculons les proportions de variance expliquée sur les premières composantes à ces différents instants. Ces quantités sont résumées dans le Tab. 3.1. Pour simplifier la lecture, nous avons regroupé les composantes en sommant leur variance expliquée.

Composantes	Yeux	Yeux	Clignements	artefacts	Yeux fermés	
	ouverts	fermés		Importants	(permutés)	
1	258 (28,7 $\%$	1506 (48,09%)	1626~(65,5%)	2432~(45%)	364 (12,2%)	
2 à 3	369~(41,2%)	1336 (42,67%)	543 (21,8%)	1241 (23,1%)	610 (20,5%)	
4 à 5	114 (12,7%)	127~(4,06%)	158 (6,3%)	670~(12,5%)	524 (17,6%)	
6 à 8	76~(8,5%)	83~(2,6%)	81 (3,2%)	532~(9,9%)	533 (17,9%)	
9 à 12	53~(6,0%)	57 (1,8%)	49(2,0%)	340~(6, 33%)	487 (16,4%)	
13 à 18	24 (2,7%)	21 (0,6%)	25(1,0%)	147 (2,7%)	447 (15%)	

Tab. 3.1 : Proportion de variance expliquée sur les composantes ACP durant différentes périodes (Quantité en μV^2 (pourcentage))

La dernière colonne du tableau sert à montrer la significativité des résultats. Elle correspond aux mêmes statistiques effectuées sur les données permutées temporellement (nous permutons aléatoirement les échantillons temporels sur chacune des voies). Nous conservons ainsi la variance des voies mais nous supprimons leur corrélation.

Les proportions de variances expliquées dans les dernières composantes sont beaucoup plus importantes pour les données permutées que pour n'importe quelle période d'enregistrement. Ceci prouve qu'il y a une forte corrélation entre les voies et que la suppression des dernières composantes dans ces périodes n'entraîne que peu de perte de signal.

Nous observons que lorsque les yeux sont ouverts les signaux sont moins corrélés et que 10 composantes sont nécessaires pour reconstruire 95% du signal. Ceci s'explique par le fait que peu de signal cérébral est présent. Lorsque les yeux sont fermés le rythme alpha est fortement corrélé entre les différentes électrodes et cinq composantes suffisent pour reconstruire 95% du signal. Le même phénomène peut être observé lors des clignements d'yeux. Enfin nous observons, que lors d'un artefact musculaire important, aux moins 10 composantes sont nécessaires pour reconstruire le signal à 95%. De plus, il restera une quantité importante de bruit, non négligeable par rapport aux signaux EEG. Il sera donc difficile de reconstruire le signal cérébral si un artefact de cette ampleur est présent.

Lorsque le nombre de sources actives est trop important (particulièrement pour les artefacts musculaires), l'hypothèse que le nombre de sources est inférieur au nombre d'électrodes n'est pas complètement vérifiée. Cependant, dans la plupart des cas, les voies de l'EEG sont suffisamment corrélées pour supposer que le nombre de sources est bien inférieur au nombre d'électrodes.

3.3.2 Nombre de sources nécessaires pour la suppression de chacun des artefacts

Il est important de définir, pour chacun des artefacts, le nombre de composantes nécessaires qui le composent. Pour réaliser un bon filtrage, il est préférable de conserver le maximum de sources cérébrales afin d'éliminer le moins possible de signaux EEG.

Nous réalisons donc une CSP entre une période de repos et chacun des artefacts dans le but de mesurer le nombre de composantes dont le rapport de variance est significativement trop élevé. La méthode sera détaillée au chapitre suivant. Cette expérience nous permet de construire le Tab. 3.2 correspondant au nombre de composantes nécessaires pour supprimer chacun des artefacts. Ce nombre correspond au nombre nécessaire de sources à supprimer pour que l'artefact ait presque disparu à l'œil nu. Des résultats quantitatifs seront donnés dans le chapitre 5.

Clignement des yeux				
Mouvement latéral des yeux	1			
artefact musculaire léger	7			
artefact musculaire important	16			

Tab. 3.2 : Nombre de composantes nécessaires pour supprimer les artefacts (sur 18)

3.3.3 Le mélange est-il constant?

Bien que le signal EEG ne soit pas stationnaire, nous allons montrer que les sources conservent leur répartition sur les différentes électrodes. Cependant, toutes les sources artefactielles et cérébrales ne sont en général pas toutes actives en même temps. Par exemple, le rythme alpha n'apparaît que lorsque les yeux sont fermés et un artefact des muscles de la mâchoire n'apparaît que si le patient sert la mâchoire. Ainsi, une matrice de séparation calculée par SAS sur une période peut ne pas être valide sur une autre période si les sources actives sont différentes.

Pour montrer la constance du mélange, nous effectuons l'ACI sur une première partie d'enregistrement (Fig. 3.4(c)) et nous allons regarder si les signaux isolés sur des composantes le sont également au cours d'une deuxième partie de l'enregistrement (Fig. 3.4(d)).

Sur la Fig. 3.4(c), nous observons que les clignements d'yeux sont portés par la source 1 et les mouvements d'yeux sur la source 2. Nous pouvons également noter que les sources



Fig. 3.4 : Test de la stabilité de la séparation de sources sur un patient sain

3 et 4 comportent le rythme alpha, les sources 13 et 14 comportent un léger rythme mu et les sources 12 et 17 un léger rythme musculaire. Ces phénomènes sont également parfaitement isolés sur la Fig. 3.4(d) ce qui prouve que le mélange est constant. La seule exception a été observée au cours de nos traitements lors des déplacements d'électrodes. Une explication possible est que le déplacement d'une électrode est le fait du patient (par exemple, lors d'un mouvement de tête) et que ce ne sont jamais les mêmes électrodes qui se déplacent.

3.3.4 Le mélange est-il instantané ?

Dans le domaine de la séparation de source EEG, le mélange est généralement considéré comme instantané, c'est à dire que les sources arrivent en même temps sur toutes les électrodes. En neurophysiologie, des protocoles comme celui des potentiels évoqués montrent clairement qu'il existe un phénomène de propagation [Sergent 05]. Nous avons d'ailleurs étudié ce phénomène dans le contexte des interfaces cerveau ordinateur [Boudet 07b]. Ce phénomène de propagation est à priori du à des activations successives de zones cérébrales et non à la propagation d'un champ électrique. Les résultats nous incitent à étudier l'utilité d'intégrer ce phénomène de propagation dans le modèle pour réaliser un meilleur filtrage d'artefact.

Dans ce but, nous effectuons une ACP en décalant temporellement les voies de l'EEG de façon à maximiser la variance expliquée par la meilleure source. Cette méthode assure de trouver la composante qui permet de reconstruire à elle seule le plus de signal EEG, en utilisant un décalage temporel entre les électrodes. Nous allons utiliser l'algorithme d'optimisation local suivant :

- 1. Définir aléatoirement un décalage temporel différent sur chacune des électrodes
- 2. Effectuer l'ACP sur les électrodes décalés
- 3. Décaler les voies une à une pour maximiser la corrélation entre la source ACP et la voie EEG. S'il n'y a une augmentation de variance expliquée par rapport au décalage précédent retourner en 2, sinon ce décalage est solution (Pour chacune des voies, nous testons tous les décalages possibles de -30 ms à +30 ms par pas de 2ms du fait de la fréquence d'échantillonnage à 500 Hz.)

La convergence de l'algorithme vers la solution optimale n'est pas assurée mais l'algorithme converge vers un minimum local. Nous effectuons plusieurs essais en prenant différents décalages temporels initiaux, pour converger vers un minimum plus global. Lors de nos essais l'algorithme converge toujours vers des solutions proches ce qui permet de penser que le minimum global est presque atteint. Il suffit en général de deux ou trois itérations pour que l'algorithme converge.

Pour s'assurer de la significativité des résultats, nous appliquons cette méthode sur des données d'apprentissage puis testons le décalage sur des données tests. Chaque période correspond à 30 secondes d'enregistrement. Le Tab. 3.3 montre des exemples de résultats obtenus sur différentes périodes sur deux patients différents. Les "données 1" correspondent au 30 s utilisées pour l'apprentissage et les "données 2" au 30 s utilisées pour le test.

Nous observons d'abord une augmentation significative de 5% sur la première composante lors d'un serrement de mâchoire ce qui prouve qu'il y a un déphasage entre les signaux reçus par les électrodes. En intégrant un modèle de source propagée, nous pouvons espérer améliorer légèrement un filtrage puisque moins de composantes seraient nécessaires pour contenir l'artefact. La propagation sur le signal cérébral est moins évidente. Lorsque le patient 1 a les yeux ouverts aucune amélioration n'est observée. Lorsque les deux patients ont les yeux fermés, on observe une très légère amélioration. L'amélioration

Instant	Données 1	Données 1	Données 1	Données 2	Données 2	Données 2
	Sans décalage	avec décalage	Amélioration	Sans décalage	avec décalage	Amélioration
Patient 1	1 099	1 182	1.67%	1 608	1 670	3.81%
(Yeux fermés)						
Patient 2	368	370	0.53%	332	334	0.49%
(Yeux fermés)						
Patient 1	205.9	207.4	0.7%	175.63	174.33	-0.74%
(Yeux Ouverts)						
Patient 2	720	757	5,2%	614	645	5,08%
(mâchoire)						

Tab. 3.3 : Proportion de variance expliquée sur les composantes ACP durant différentes périodes avant et après décalage temporel (Quantité en μV^2)

est supérieure pour le patient 1, ce qui peut s'expliquer par le fait qu'il a un rythme alpha très ample et très propagé. Nous pouvons donc également améliorer légèrement le modèle en prenant compte des déphasages des rythmes cérébraux.

Les déphasages trouvés sont stables puisqu'en itérant l'algorithme sur deux périodes différentes (où le patient est dans le même état), les décalages sont proches. Il est donc possible qu'un modèle de sources propagées permette également d'obtenir une information physiologique sur la propagation du signal.

Cette expérience permet uniquement de savoir si un modèle de source propagée est plus réaliste. Elle n'est pas significative en ce qui concerne les proportions d'amélioration que ce modèle pourrait apporter. En effet, nous ne considérons l'amélioration que de la composante principale qui ne représente pas une source mais la composante qui "résume" le plus de signal. Nous pouvons cependant supposer que l'amélioration possible par ce modèle est du même ordre de grandeur.

D'autres auteurs se sont également intéressés aux phénomènes de propagation [Dyrholm 07] dans les problèmes de séparation de sources. Ils considèrent en général le modèle convolutif, c'est à dire que la source est captée avec plusieurs retards différents. Ce modèle correspond à priori mieux à la réalité qu'un modèle de sources décalées mais peut poser le problème d'un nombre trop important de paramètres à estimer. Les expériences montrent que dans certains cas, considérer un mélange convolutif est plus réaliste pour modéliser les signaux EEG.

Pour conclure, nous pensons que la mise en œuvre de ce type de modèle "à retard" est trop complexe par rapport aux améliorations qu'il pourrait apporter sur un filtrage d'artefacts.
3.3.5 Conclusion

Ces différentes mesures montrent les limites des hypothèses utilisables sur l'EEG. Nous avons montré que nous pouvons supposer que le nombre de source est inférieur au nombre d'électrode tant que les artefacts ne sont pas diffusés et d'amplitude trop importante. L'hypothèse que le mélange est instantané est également partiellement fausse mais les écarts sont trop faibles pour construire un modèle performant qui les prenne en compte.

Nous pouvons supposer que le mélange est constant mais il faut garder à l'idée que toutes les sources ne sont jamais actives en même temps et donc l'estimation d'une matrice de séparation à un instant sera différente de celle sur un autre instant.

Maintenant que les hypothèses sont examinées, nous pouvons introduire les méthodes de filtrages d'artefacts.

3.4 Méthodes de classification à partir de caractéristiques

Comme énoncé dans la section 3.1.2, il y a deux grands types de méthode de filtrage des artefacts : les méthodes de classification et les méthodes d'adaptations de la base de la SAS. Cette section présente les méthodes du premier type. Nous parlerons surtout des méthodes de P. Le Van [Le Van 06], de S. Vorobyov [Vorobyov 02] et de L. Shoker [Shoker 05].

Le principe de ces méthodes est de réaliser une ACI sur une période d'EEG puis d'extraire des caractéristiques de chaque source, représentative de leur type (artefactiel ou cérébral). Nous utiliserons notamment des caractéristiques utilisées en neurophysiologie comme la localisation, l'amplitude, ou la puissance dans les bandes de fréquence. Une fois les caractéristiques extraites, une classification est effectuée pour prendre la décision annonçant si la composante est artefactielle ou non. Les composantes artefactielles sont alors supprimées et l'EEG peut être reconstruit en utilisant la matrice de mélange. La Fig. 3.5 illustre ce procédé.



Fig. 3.5 : Schéma général des méthodes de filtrage par classification de caractéristiques

Certains auteurs [Vorobyov 02] ont essayé de caractériser par un seul indice les composantes. Nous présentons par la suite les résultats obtenus avec l'exposant de Hurst, qui est une mesure de la dynamique du signal. Malheureusement, les méthodes a un seul indice ne suffisent pas en général à caractériser une large gamme d'artefact présent sur l'EEG. Plusieurs auteurs ont alors utilisé des méthodes de classifications. Nous présentons les résultats obtenus avec un classifieur linéaire de type SVM et un classifieur non linéaire de type Bayésien.

3.4.1 Extraction de caractéristiques

Nous avons dans un premier temps définit les entrées du classifieur. Naturellement, les caractéristiques utilisées en neurologie nous viennent à l'esprit. Ces caractéristiques peuvent être expliquées par résultats d'analyse statistique de l'EEG.

a) Caractéristiques neurologiques

Fréquence

Un des principaux critères utilisé par les neurologues pour définir si une composante est un artefact est la puissance dans les différentes bandes de fréquence. En effet les fréquences sont en général très caractéristiques de l'artefact. Les mouvements oculaires ont une forme d'onde située principalement dans la bande 0-3Hz. Les muscles correspondent à des signaux de hautes fréquences (> 13Hz). A l'opposé, le rythme cérébral est principalement compris entre 8 et 13 Hz. P. Le Van [Le Van 06] ont donc pris comme caractéristique la puissance relative dans les bandes de fréquences 1-3Hz, 3-15Hz, 15-30Hz et 30-55Hz. Cette caractéristique ne suffit cependant pas à elle seule pour définir le type de composante puisqu'il peut y avoir du rythme cérébral dans toutes ces fréquences.

La localisation

La localisation est également une mesure très utilisée par les neurologues puisqu'elle caractérise fortement les artefacts. En effet, un clignement d'œil est toujours localisé dans la région frontale et est symétrique entre les deux hémisphères. Les mouvements latéraux des yeux sont localisés dans les régions frontale et temporale et forme une antisymétrie entre les deux hémisphères. Enfin, les muscles sont principalement localisés sur les zones temporales de l'EEG.

Cette localisation peut être représentée en calculant la corrélation de la composante ACI avec les différentes voies. La Fig. 3.6(a) montre la corrélation d'une source correspondant à un rythme alpha avec les différentes électrodes. Cependant, cette méthode oblige de représenter la localisation par un vecteur de dimension égale au nombre d'électrode. Pour effectuer une classification, il faut minimiser la dimension des données. Il est alors préférable de modéliser une source par un dipôle de courant [Le Van 06] et d'utiliser les coordonnés en 3 dimensions pour représenter la localisation (Fig. 3.6(b)). Dans ce but, un modèle sphérique de la tête est utilisé pour représenter le cerveau, le liquide cérébro-spinal, le crâne et les couches du scalp [Scherg 90].

Ce modèle permet d'expliquer 80% de la variance total du signal. Il y a donc des composantes qui ne peuvent pas se présenter comme des dipôles et qui doivent être traitées différemment.



(a) Méthode de corrélation avec les électrodes



(b) Modélisation par un dipôle

Fig. 3.6 : Localisation d'une source contenant du rythme alpha

Amplitude

Pour mesurer l'importance du signal sur une composante nous pouvons calculer la variance totale, une fois l'EEG reconstruit [Le Van 06]. Une variance trop élevée re-flète souvent une activité artefactielle comme un déplacement d'électrode ou une activité musculaire.

b) Mesure de la dynamique

Mesure de la quantité de bruit dans un signal par l'exposant de Hurst

S. Vorobyov [Vorobyov 02] utilise une mesure de la structure temporel pour savoir si la composante est identiquement indépendamment distribuée (IID) ou non. Si la composante est IID elle sera considérée comme artefact et seules les composantes ayant une structure temporelle sont conservées. L'indice utilisé pour mesurer ce bruit est l'exposant de Husrt qui se défini comme suit :

Soit une série temporelle y(t), nous calculons d'abord :

$$R(T) = \max_{1 < t < T}(Y(t, T)) - \min_{1 < t < T}(Y(t, T))$$
(3.8)

avec

$$Y(t_1, t_2) = \sum_{t=t_1-1}^{t_2} [y(t)] - \langle y(.) \rangle$$
(3.9)

 $\langle y(.) \rangle$ représente la moyenne de y. Puis nous calculons l'écart type S de y :

$$S(T) = \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} [y(t)] - \langle y(.) \rangle^2\right)^{\frac{1}{2}}$$
(3.10)

Hurst montrent que pour un grand nombre de phénomènes le rapport R/S décrit la relation :

$$\frac{R(T)}{S(T)} \approx (cT)^H \tag{3.11}$$

avec c une constante (typiquement $c = \frac{1}{2}$) et H est l'exposant de Hurst ainsi défini.

Pour un signal entièrement aléatoire (comme un mouvement Brownien) l'exposant de Hurst vaut 0.5. Un exposant entre 0 et 0.5 correspond à un comportement anti-persistant. Par exemple, un bruit blanc uniformément distribué à un exposant de 0.15. A la limite un exposant de 0 correspond à une série dont la direction change à chaque échantillon. Enfin un exposant entre 0.5 et 1 décrit une série temporellement persistante. A la limite une ligne droite avec une pente non nulle aura un exposant de 1. De nombreux chercheurs ont montré que beaucoup de phénomènes naturels, économiques ou humains, ont un exposant de Hurst entre 0.7 et 0.76.

En appliquant cet exposant à l'EEG, S. Vorobyov montre que les composantes <0.6sont purement du bruit. Les composantes correspondant à un clignement ont un exposant entre .58 et .64, celles correspondant à un artefact cardiaque ont un exposant entre 0.64 et 0.69 alors que celle correspondant à un signal EEG ont un exposant entre 0.7 et 0.75. Nous avons repris cette étude [Bouzida 05] et avons montré que la discrimination n'est pas aussi évidente. Cet indice peut cependant donner un a priori sur la nature de la composante étudiée.

L'entropie du spectre

Il est également possible de caractériser le spectre d'une voie par son entropie. Cette mesure permet de définir si le spectre est diffus ou s'il possède un pic ce qui serait caractéristique d'un signal sinusoïdal. L'entropie n'est calculée que dans la bande 5 à 30 Hz ce qui permet d'éviter l'interférence d'un pic due à l'activité oculaire.

Gaussiannité

La néguentropie d'une composante [Le Van 06] peut aussi être calculé comme mesure de l'aléatoire dans le domaine temporelle. La néguentropie correspond à l'entropie du spectre d'une composante moins l'entropie d'une gaussienne de même variance. Elle est cependant difficile à estimer directement et nous préférons en général utiliser une approximation.

$$J(y) = [E(G(y)) - E(G(\mu))]^2$$
(3.12)

 μ représente la densité de la loi gaussienne de variance et G sera une fonction de contraste (Par exemple P. Levan [Le Van 06] utilise log(cosh())). Il est également possible d'utiliser des mesures équivalentes comme le Kurtosis défini par $K(y) = E(y^4) - 3 * E(y^2)$ ou le skewness définie par $S(y) = E(y^3)/\sigma^3$.

Cette mesure est particulièrement efficace puisque les artefacts ont des amplitudes très variables dans le temps du fait qu'ils n'apparaissent qu'à certains moments. Cette variation augmente souvent la "non gaussiannité" des composantes qui les portent.

3.4.2 Classification

a) Introduction

Le problème de classification dans le cas général consiste à définir un critère objectif qui défini à quel ensemble (ou classe) appartiennent des éléments. La classification consiste à attribuer un ensemble discret de labels Y à chaque élément. Nous nous intéressons ici seulement aux classifieurs binaires c'est à dire à deux labels (artefactiel et cérébral). Chaque élément est caractérisé par un vecteur de dimension p. Les méthodes de classification utilisent un premier jeu de données dites d'apprentissage dont on connaît les labels pour entraîner le classifieur. Celui-ci détermine ensuite les labels du deuxième jeu de données dit de test à partir du vecteur des caractéristiques.

Il existe les classifieurs linéaires comme la Linear Discriminent Analysis (LDA) ou la Linear Support Vector Machine (LSVM). Un classifieur linéaire consiste à chercher un hyperplan (ou séparatrice) qui sépare deux espaces représentant chacune des classes.

b) Méthodes à Seuil

Dans le cas où le vecteur des caractéristiques est de dimension 1, un classifieur linéaire correspond simplement à mettre un seuil pour déterminer la classe. S. Vorobyov utilise l'exposant de Hurst en considérant que si l'indice est >0.7, la source est cérébrale, sinon la source est artefactielle est supprimée.

Pour utiliser cette opération, il faut que la caractéristique soit suffisamment discriminante pour définir à elle toute seule si une composante est artefactielle ou non. Cette méthode n'a cependant pas été testée dans le cas d'apparition de signaux paroxystiques.

c) Méthode de L. Shoker utilisant la LSVM

La LSVM a été utilisé par L. Shoker [Shoker 05] pour filtrer les artefacts oculaires. Le principe de la LSVM est donné dans l'annexe A. Nous pouvons noter qu'il est possible de généraliser cette méthode à d'autres types d'artefacts. L. Shoker utilise quatre caractéristiques pour réaliser cette méthode, cependant d'autres des caractéristiques listées précédemment pourraient être utilisées. Ces caractéristiques sont :

- Le rapport entre l'amplitude d'un pic et sa variance, soit : $f = max_i(|u_i|)/\sigma^2$). En général un artefact oculaire est très ample et de courte durée, ce qui engendre un pic de forte amplitude mais ne modifie que peu la variance du signal.
- Le skewness définie en b). En effet, le skewness est en général plus important pour les composantes portant des artefacts
- La corrélation avec les électrodes frontales Fp1 Fp2, F3 et F4, puisque les artefacts oculaires sont localisés dans la région frontale.
- La distance de Kullback avec la distribution moyenne d'un clignement.

En utilisant ces caractéristiques et la LSVM, la méthode de L. Shoker permet de reconnaitre 99,2% des composantes comportant un clignement et 99,2% des composantes sans clignements. Il a également comparé la SVM linaire avec la SVM non linéaire, et a ainsi montré que la SVM linéaire donnait de meilleurs résultats.

d) Classifieur Bayesien

P. Le Van [Le Van 06] utilise un classifieur Bayesien pour déterminer les composantes artefactielles lors d'enregistrements des crises d'épilepsie. Ce problème est particulièrement difficile du fait que généralement les crises sont très artefactées et que les bandes de fréquences du signal cérébral coïncident avec les bandes de fréquence des artefacts.

Sa méthode consiste à effectuer l'ACI sur des fenêtres de 30 s à partir de 10 s avant la crise. Il découpe donc chaque source en périodes de 2 s et définit si chaque période est artefactielle ou cérébrale.

Il utilise pour cela 13 caractéristiques qu'il va extraire sur chacune des périodes de 2 s :

- Les proportions dans les bandes de fréquence (0-1 Hz,1-3 Hz, 3-15 Hz, 15-30 Hz, 30-55 Hz, 59-61Hz) (6 caractéristiques)
- L'entropie du spectre entre 5 et 30 Hz
- L'estimation de la néguentropie de la composante entière (Eq. 3.12)

- La localisation du dipôle en X Y Z (3 caractéristiques)
- La distance du dipôle par rapport au centre. En effet, les sources des crises sont en général en profondeur et peuvent être caractérisées par une faible distance avec le centre du cerveau.
- La variance du signal

Il utilise ensuite un classifieur Bayesien pour déterminer l'attribut (EEG ou artefact) en fonction de ces caractéristiques. Il recherche alors par un apprentissage P(EEG|carac)grâce à la formule de Bayes.

$$P(EEG|carac) = P(carac|EEG)P(EEG)/P(carac)$$
(3.13)

Aucune hypothèse de linéarité n'est faite, il décompose alors chaque caractéristique en 10 intervalles. Une valeur de caractéristique est dans l'un de ces 10 intervalles. Cette discrétisation se fait par la méthode de Fayyad et Irani [Fayyad 93]. Etant donné qu'il y a 13 caractéristiques, chaque période de 2s a 10¹³ possibilités. Il faut donc fortement diminuer ce nombre de possibilité pour l'estimer.

Nous avons :

$$P(carac|Attrib) = P(C_1 \cap C_2 \cap C_3 \cap \ldots \cap C_n/Attrib)$$
(3.14)

avec C_i représentant l'une des caractéristique. La formule de Bayes nous donne :

$$P(carac|Attrib) = P(C_1/Attrib\cap C_2\cap\ldots\cap C_n)P(C_2/Attrib\cap C_3\cap\ldots\cap C_n)\ldots P(C_n/Attrib)$$
(3.15)

P. Le Van utilise donc un réseau Bayesien représenté en arbre [Friedman 97] pour simplifier cette équation. Ce réseau Bayesien est un graphe orienté acyclique dont chaque sommet représente une caractéristique ou l'attribut (EEG/artefact). Les arrêtes joignent les sommets directement corrélés et une arrête relie chacune des caractéristiques à l'attribut. Un attribut est considéré comme étant conditionnellement indépendant de ces non descendants sachant l'état de ses parents (directs).

Ainsi, en prenant pour exemple le graphe $C_3 \leftarrow C_1 \rightarrow C_2 \rightarrow C_4$, nous pouvons écrire :

$$P(C_1 \cap C_2 \cap C_3 \cap C_4) = P(C_1)P(C_2/C_1)P(C_3/C_1)P(C_4/C_2)$$
(3.16)

La détermination de cet arbre s'effectue en utilisant l'algorithme glouton standard [Cormen 90]. Etant donné que le modèle de dipôle ne peut décrire que 80% des sources, P. Le Van construit deux réseaux Bayesien : Le premier en intégrant les dipôles et le deuxième sans. Les Fig. 3.7 et 3.8 montre les deux graphes obtenus.

Cette méthode a été développée en utilisant 98 crises sur 23 patients pour l'apprentissage et a été validée sur 107 crises de 23 patients. Il serait possible d'étendre cette méthode



Fig. 3.7 : Réseau bayesien utilisé pour les composantes modélisables par des dipôles



Fig. 3.8 : Réseau Bayesien utilisé pour les composantes non modélisables par des dipôles

pour un filtrage global pour des enregistrements autres que les périodes de crises mais cela demanderait un apprentissage spécifique.

Il obtient une sensibilité de 87.6% et une spécificité de 70.2% pour la classification des composantes ce qui est identique à la classification effectuée par les experts. Cette méthode permet ainsi de filtrer les artefacts légers sans perte d'information. Cependant lors des artefacts importants le signal artefactiel n'est pas entièrement supprimé et le signal EEG est amoindri. Les résultats de cette méthode sont cependant très intéressants contenu de la difficulté du problème. La Fig. 3.9 illustre un résultat moyen obtenu avec cette méthode. L'EEG original est fortement contaminé par un artefact musculaire. Après filtrage, l'artefact persiste mais est fortement amoindri.

3.5 Méthodes d'adaptation de la base SAS

Nous présentons dans cette section le deuxième axe pour la réalisation d'un filtre d'artefact. Ces méthodes consistent à trouver la matrice de séparation de façon à directement optimiser la correspondance d'une partie des sources à des artefacts et de minimiser



(b) EEG après filtrage

Fig. 3.9 : Exemple de résultat de filtrage avec la méthode du classifieur Bayesien

la quantité d'artefacts sur les autres. Le principal intérêt de ces méthodes est de supprimer l'étape d'inspection des composantes mais elle nécessite un a priori sur les composantes recherchées.

Nous citerons deux méthodes dans cet axe : la CCA (Canonical Correlation Analysis) et l'ACI adaptative également appelée ACI contrainte. Ces méthodes ne sont applicables que pour un type d'artefact (artefact musculaire pour la CCA et Clignements d'yeux pour l'ACI adaptative). L'intérêt de ces méthodes n'est pas dans les résultats mais dans la théorie puisqu'elles représentent la seule alternative au cas où la base ACI est mal déterminée.

3.5.1 L'analyse canonique des corrélations

La CCA consiste à trouver les sources qui maximisent et celles qui minimisent l'autocorrélation. Les sources ayant une faible auto-corrélation correspondent aux artefacts musculaires [De Clercq 05]. Nous définissons $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), ..., x_n(t)]^T$ le vecteur signal des électrodes et $\mathbf{y}(t) = \mathbf{x}(t-1)$ le signal décalé. Nous considérons les combinaisons linéaires suivantes :

$$s_x(t) = \mathbf{w}_x \mathbf{x}(t) \tag{3.17}$$

$$s_y(t) = \mathbf{w}_y \mathbf{y}(t) \tag{3.18}$$

La CCA permet d'obtenir les deux vecteurs \mathbf{w}_x et \mathbf{w}_y solution de [Golub 96]:

$$max_{w_x,w_y}p(s_x,s_y) = \frac{E\{s_xs_y\}}{\sqrt{E\{s_x^2\}E\{s_x^2\}}}$$
(3.19)

Pour résoudre ce problème, nous effectuons la décomposition QR de $\mathbf{x}^T = \mathbf{Q}_x \mathbf{R}_x$ et $\mathbf{y}^T = \mathbf{Q}_y \mathbf{R}_y$ et nous effectuons une diagonalisation de $\mathbf{Q}_x \mathbf{Q}_y^T$.

$$\mathbf{Q}_x \mathbf{Q}_y^T = \mathbf{E} \mathbf{C} \mathbf{F}^T \tag{3.20}$$

La matrice de séparation est donnée par $\mathbf{W}^T = \mathbf{Q}_x \mathbf{E}$. Les lignes de \mathbf{W} sont triées par ordre d'auto-corrélation décroissante. Les sources musculaires sont donc les dernières composantes et peuvent être supprimées.

3.5.2 L'ACI adaptative

Il existe deux méthodes d'ACI adaptative. La première, également appelé ACI contrainte ou ACI avec référence[Lu 01], a été utilisé pour le filtrage d'artefact par C.J. James [James 03]. Elle consiste à chercher une source dont le signal ressemble à un signal spécifique tout en étant au maximum indépendant des autres sources. Ce signal spécifique peut être généré par détection des clignements des yeux et en construisant un signal composé d'une Dirac à chaque clignement. Pour trouver cette source, C.J. James utilise la méthode FastICA et rajoute un coût proportionnel à la distance avec le signal cible. Cette méthode est spécifique au clignement d'yeux mais il serait envisageable de l'utiliser sur d'autres types d'artefacts.

La deuxième méthode d'ACI adaptative a été introduit par M. De Vos [De Vos 06]. Elle consiste à contraindre une composante afin qu'elle ait un mélange proche d'une référence, déterminé préliminairement sur un ensemble de patients. Pour cela il utilise la méthode SOBI à laquelle il ajoute une contrainte à la fonction de contraste. Cette méthode nécessite un fort a priori sur le mélange des artefacts. De la même façon que l'ACI contrainte temporellement, cette méthode n'a été testée que sur les clignements des yeux, mais elle peut facilement être utilisée pour d'autres types d'artefacts.

3.6 Conclusion

Après avoir défini les principes du filtrage, nous avons cherché à vérifier les hypothèses généralement utilisées sur l'EEG. Nous montrons ainsi que le nombre de sources est inférieur au nombre d'électrodes, sauf quand les artefacts sont trop importants et, dans ce cas, il sera impossible de supprimer entièrement les artefacts tout en conservant les données. Nous montrons également que le mélange est constant mais que toutes les sources ne sont pas actives à un instant donné. Une fois ces hypothèses vérifiées, nous avons fait l'état de l'art sur les méthodes de filtrage. La plupart des méthodes consiste à effectuer l'ACI sur une partie de l'EEG et d'effectuer ensuite une classification de caractéristiques pour déterminer si la composante est artefactielle ou cérébrale. Il existe également des méthodes qui adapte la base ACI afin que des sources correspondent au mieux à des artefacts ou à du rythme EEG. Cependant, ces méthodes nécessitent souvent une forte connaissance sur les sources ce qui peut être difficile à obtenir.

La plupart des méthodes ne traite généralement que d'un type d'artefact comme les artefacts oculaires. Sur des enregistrements de longue durée, l'EEG est presque constamment artefacté, et il est donc important de pouvoir filtrer tous les artefacts. Dans ce chapitre, seule la méthode du classifieur Bayesien réalise un filtre global qui fonctionne pour tous types d'artefacts.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la méthode Filtering by Optimal Projection que nous avons développé. Elle correspond à une méthode d'adaptation de la base de séparation de source.

Chapitre 4

Filtrage par projection optimale

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons de nouvelles méthodes de filtrage automatique reposant sur l'apprentissage des artefacts musculaires et oculaires. Afin de définir les données d'apprentissage, nous avons défini un protocole à suivre à chaque début d'examen EEG.

Nous proposons dans un premier temps une méthode de caractérisation des composantes dans la base ACI par étude du rapport de variance entre une période de repos et une période artéfactée [Boudet 06]. Nous introduisons ensuite la méthode FOP (Filtering by Optimal Projection) [Boudet 07a]. Contrairement à la méthode précédente, la base des sources est obtenue en optimisant directement ce même rapport de variance.

Chacune de ces méthodes définit une matrice de filtrage. Le signal est filtré automatiquement sur toute sa durée en appliquant cette matrice au signal original. Cependant, comme l'apprentissage se fait par rapport à une période de repos, tout rythme cérébral non présent durant cette période peut se voir filtré car considéré comme un artefact. Ainsi des éléments pathologiques comme les pointes ondes peuvent être partiellement filtrés.

Afin de palier ces difficultés, nous proposons la méthode AFOP (Adaptive Filtering by Optimal Projection) qui adapte la matrice de filtrage à l'instant courant selon une fenêtre glissante. AFOP consiste à considérer la répartition des artefacts comme constante contrairement à la répartition des sources cérébrales. Ainsi la matrice de filtrage s'adapte à chaque période et assure la conservation des éléments non appris. Toutefois, la méthode AFOP peut s'avérer instable. Nous montrerons comment augmenter sa stabilité en diminuant la dimension de l'espace des données.

Ce filtrage peut encore être amélioré pour le traitement de l'EEG en utilisant les connaissances neurophysiologiques a priori nous permettant de caractériser fréquentiellement les sources. C'est pourquoi nous définissons une matrice de filtrage par bandes usuelles de l'EEG (Δ , θ , α , β).

Enfin, nous proposons d'étendre la méthode AFOP à deux types d'artefacts très spécifiques : la pulsation cardiaque et le décollement d'électrode.

Nous ne montrons dans ce chapitre les résultats que sur une exemple, mais chacune des conclusions a été validée sur plusieurs enregistrements comme le montre le chapitre 5.

Nous commençons par présenter les aspects théoriques de ces méthodes que nous validons sur des signaux synthétiques. Nous les appliquons ensuite à l'EEG et nous discutons après du réglage des différents paramètres.

4.2 Aspects théoriques

4.2.1 Caractérisation d'une base ACI

a) Méthode

Dans le chapitre précédent nous avons exposé le problème d'identification automatique des composantes. L'idée est de caractériser les composantes ACI portant les artefacts par un apprentissage selon la procédure suivante [Boudet 06]:

- 1. Prendre une période de repos (\mathbf{X}_1) et une période d'artefact (\mathbf{X}_2) .
- Calculer l'ACI sur l'enregistrement ainsi construit et en déduire les matrices de mélange M et de séparation W.
- 3. Pour chacune des composantes ACI :
 - (a) Calculer le rapport $R_i = \frac{\sigma_1^i}{\sigma_2^i}$ où $(\sigma_1^i \text{ et } \sigma_2^i \text{ désigne l'écart type de la source } i \text{ sur les périodes } \mathbf{X}_1 \text{ et } \mathbf{X}_2)$
 - (b) Si R_i est supérieur à un seuil, alors la composante *i* est considérée comme une source artefactielle et la ligne *i* de **W** est mise à zéro.
 - (c) Sinon la composante i est considérée comme une source cérébrale à conserver.
- 4. En déduire la matrice de filtrage (Eq. 3.1)

Une fois l'apprentissage terminé, l'enregistrement peut être filtré en multipliant le signal par la matrice de filtrage ainsi obtenue. Les paramètres de cette méthode sont discutés pour l'EEG, dans la section 4.4.

b) Application à des signaux synthétiques

Construction du signal

Le signal synthétique comporte deux périodes, une période ne contenant aucun bruit et une période contenant des artefacts. Nous construisons un signal de 5 voies (Fig. 4.1(a)). Chacune des voies est un mélange de 5 sources (Fig. 4.1(b)) dont les deux premières correspondent aux artefacts. Chacune des sources est divisée en deux périodes S_1 et S_2 contenant 10 000 échantillons. Pour les sources à conserver (non artefactielles), les signaux sur les deux périodes suivent une loi normale de moyenne 0 et de variance 1. Pour les 2 sources artefactielles, les signaux de la première période suivent la même loi que précédemment, mais pour simuler les artefacts sur la deuxième période, nous multiplions la variance de ces deux sources respectivement par 4 et 9.

En mélangeant les cinq sources ainsi générées, nous construisons nos cinq voies : $\mathbf{X} = \mathbf{MS}$ avec \mathbf{M} matrice de mélange.

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 3\\ 1 & 1 & -1 & 0 & 2\\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1\\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1\\ 1 & 0 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$
(4.1)

Application de l'algorithme

Nous appliquons l'algorithme décrit précédemment.

- Calcul de l'ACI par la méthode de JADE. (fig 4.1(c))
- Le calcul du rapport de variance de chaque composante nous donne : $R_1 = 8.77, R_2 = 0.99, R_3 = 3.92, R_4 = 0.99, R_5 = 1.03$
- Les deux composantes 1 et 3, ont un rapport de variance proche de 9 et 4, nous en déduisons que ce sont les deux sources d'artefacts.
- Les trois autres composantes sont supposées être les sources sans artefacts.
- Nous obtenons ainsi la matrice de filtrage **f** que nous appliquons sur le signal (fig. 4.1(e)).

Validation

Nous comparons les résultats avec ceux obtenus avec la matrice de filtrage théorique \mathbf{F} définie directement à partir de \mathbf{M} (Eq. 4.1) 4.1(d).



(d) Signal multiplié par la matrice de filtrage (e) Signal multiplié par la matrice de filtrage théorique estimée

Fig. 4.1 : Echantillons du signal aux diverses étapes avec la méthode ACI. (Première période : repos, deuxième période : artefacts)

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 1.125 & 0.125 & -0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 1.125 & 0.5 & -1.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & 0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & 0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & -0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & -0.5 & -0.125 & 0.375 \end{pmatrix} \\ \hat{\mathbf{F}} = \begin{pmatrix} 1.137 & 0.085 & -0.467 & -0.131 & -0.613 \\ 0.217 & 0.931 & 0.499 & -1.142 & -0.535 \\ 0.143 & 0.074 & 0.602 & -0.203 & -0.606 \\ 0.204 & -0.056 & 0.418 & -0.032 & -0.519 \\ 0.133 & 0.104 & -0.584 & -0.027 & 0.360 \end{pmatrix}$$

Pour mesurer l'erreur d'estimation, nous introduisons l'écart quadratique normalisé défini par l'Eq. 4.2. L'écart entre les deux matrices \mathbf{F} et $\hat{\mathbf{F}}$ est faible (2.31%) ce qui prouve que la matrice est estimée correctement. Par ailleurs, le signal filtré par notre méthode est très proche du signal théorique. Les écarts entre les matrices \mathbf{FX} et $\hat{\mathbf{FX}}$ montre que l'erreur d'estimation est de 1.65%, démontrant l'efficacité de la méthode.

$$E(X,Y) = \frac{\sum_{i,j} (X_{i,j} - Y_{i,j})^2}{\sum_{i,j} X_{i,j}^2}$$
(4.2)

Nous remarquons également sur la Fig. 4.1(c) que les sources 2,4 et 5 (sources non artefactielles à conserver) sont différentes des sources originales. Ceci est du au fait que les lois choisies sont gaussiennes, ce qui en principe, est contraire aux hypothèses de l'ACI. Cependant, la matrice de filtrage est correcte du fait que le SEV des sources estimées à conserver est proche de celui des sources originales. C'est uniquement la base de ce SEV qui est différente.

4.2.2 Les méthodes FOP et AFOP

a) Principes des méthodes

Le but de ces méthodes [Boudet 07a] est de déterminer la matrice de filtrage \mathbf{F} s'écrivant sous la forme :

$$\mathbf{F} = \mathbf{M} \ \mathbf{D} \ \mathbf{W} \tag{4.3}$$

avec $\mathbf{D} = \left(\frac{\mathbf{I}_{n_1} \quad \mathbf{0}_{n_1,n_2}}{\mathbf{0}_{n_2,n_1} \quad \mathbf{0}_{n_2,n_2}} \right)$ où \mathbf{I}_{n_1} est la matrice iden

où \mathbf{I}_{n_1} est la matrice identité de dimension $n_1 \times n_1$ et $\mathbf{0}_{n_1,n_2}$ est la matrice nulle de dimension (n_1, n_2) .

Nous avons vu dans la section 3.2.2 que définir une matrice de filtrage est équivalent à définir les deux SEV E_1 et E_0 (correspondant aux sous espaces propres pour les valeurs propres 1 et 0), de dimensions respectives n_1 et n_2 . E_1 correspond au SEV de **mélange** de l'activité à conserver (cérébrales dans le cas de l'EEG) puisqu'il a pour base les colonnes de **M** correspondant aux sources à conserver. De la même façon, E_0 correspond SEV de **mélange** des artefacts puisqu'il a pour base les colonnes de **M** correspondant aux sources d'artefacts. Les propriétés 6 et 7 de la section b) montrent que l'orthogonal de E_1 (noté E_1^{\perp}) a pour base les n_2 lignes de $\mathbf{W} = \mathbf{M}^{-1}$ correspondant aux sources d'artefacts. De ce fait nous appelons E_1^{\perp} le SEV de **séparation** des artefacts. De même, E_0^{\perp} a pour base les n_1 lignes de $\mathbf{W} = \mathbf{M}^{-1}$ correspondant aux sources à conserver et nous l'appelons SEV de **séparation** des sources à conserver. Plutôt que de chercher E_0 et E_1 , les méthodes FOP et AFOP consiste à chercher E_0^{\perp} et E_1 (Séparation et mélange des sources à conserver), ce qui est équivalent.

La méthode FOP consiste à rechercher ces espaces par apprentissage. Ces espaces sont ensuite considérés comme constants pour tout l'enregistrement. Ainsi, la matrice de filtrage est également constante et il suffit de l'appliquer au signal original pour le filtrer. Dans la méthode AFOP, seulement la répartition des artefacts (E_0) est considérée constante et nous supposons que la répartition des sources à conserver peut changer au cours du temps. Cette dernière hypothèse n'est pas réaliste pour l'EEG puisque les sources cérébrales sont fixes, cependant elles ne sont pas toutes actives au même moment. Nous pouvons alors considérer que l'espace de mélange des sources cérébrales E_1 change.

Par orthogonalité avec E_0 , le SEV de séparation des sources cérébrales est également constant. Le principe de cette méthode est alors de détecter ce SEV par apprentissage. L'étape suivante consiste à calculer l'espace E_1 sur une fenêtre glissante. Celui-ci est déterminé par une méthode de régression qui estime la meilleure répartition des sources à conserver.

Les composantes dont la variance augmente moins qu'un seuil fixé définissent les composantes à conserver. Leur nombre est ainsi automatiquement obtenu et s'adapte à la fenêtre. Le choix du seuil est discuté dans la section 4.4.2.

b) Obtention de l'espace E_0^{\perp} par CSP

Pour les deux méthodes, l'espace E_0 (répartition des artefacts) est défini par l'étape d'apprentissage. Pour le calculer, nous cherchons son espace orthogonal, c'est à dire l'espace de construction des sources à conserver (cérébrales dans le cas de l'EEG). Ces sources sont calculées par CSP, comme étant les composantes qui minimisent le rapport de variance entre deux périodes : la première contenant le maximum d'artefacts et la deuxième au repos sans artefact. Il s'agit du même principe que la méthode par ACI décrite dans la section précédente sauf que les composantes ne sont pas calculées par ACI mais directement en optimisant le critère de variance.

Nous rappelons que la méthode CSP consiste à déterminer les sources dont le rapport de variance augmente le plus ou le moins (ici le moins) entre les deux périodes de matrice de signaux \mathbf{X}_1 et \mathbf{X}_2 . Pour cela nous effectuons la diagonalisation simultanée des matrices $\mathbf{C}_{\mathbf{X}_1}$ et $\mathbf{C}_{\mathbf{X}_2}$ (matrices de covariance de \mathbf{X}_1 et \mathbf{X}_2). Cette diagonalisation nous donne \mathbf{P} et \mathbf{D} (avec \mathbf{D} diagonale positive) tel que :

$$\mathbf{P}^T \mathbf{C}_{\mathbf{X}_1} \mathbf{P} = \mathbf{I}_n \tag{4.4}$$

 et

$$\mathbf{P}^T \mathbf{C}_{\mathbf{X}_2} \mathbf{P} = \mathbf{D} \tag{4.5}$$

Nous avons alors :

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}_{1}}^{-1}\mathbf{C}_{\mathbf{X}_{2}} = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{P}^{-1} \tag{4.6}$$

La matrice \mathbf{D} est la matrice diagonale des valeurs propres (triées dans l'ordre croissant) et la matrice \mathbf{P} est la matrice de passage.

Les sources dont le rapport de variance augmente ici le moins sont données par $\mathbf{S} = \mathbf{P}^T|_{1,...n_1} \mathbf{X}$ avec \mathbf{X} , matrice de signal. Nous avons donc $\mathbf{W}|_{1,...n_1} = \mathbf{P}^T|_{1,...n_1}$, base de E_0^{\perp} .

c) Obtention de l'espace E_1 : Meilleure répartition des sources cérébrales

Une fois les sources à conserver définies, nous cherchons la répartition qui minimise l'écart avec les signaux d'origines. Nous obtenons alors le SEV E_1 ainsi que la matrice de filtrage. La méthode FOP effectue cette régression sur les instants d'apprentissage et nous montrons que cela est équivalent à prendre les dernières composantes de la base CSP. La méthode AFOP effectue cette régression sur une fenêtre glissante tout au long de l'enregistrement. Nous supposons ainsi que la répartition des artefacts est constante mais pas celle des sources cérébrales.

Cas général

Considérons n_1 signaux colonnes $(\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_{n_1}) = \mathbf{S}^T$ (Pour l'instant, \mathbf{S} ne représente pas une combinaison linéaire de \mathbf{X}). Nous cherchons une combinaison linéaire \mathbf{m}_0 (vecteur ligne) des signaux de \mathbf{S} qui minimise la distance avec un signal quelconque \mathbf{x}_0^T . \mathbf{m}_0 minimise donc $d(\mathbf{m}_0)$ avec

$$d(\mathbf{m}_0) = ||\mathbf{x}_0^T - \mathbf{S}^T \mathbf{m}_0^T||^2$$

$$(4.7)$$

C'est à dire $d(\mathbf{m}_0) = ||\mathbf{x}_0^T||^2 + ||\mathbf{S}^T \mathbf{m}_0^T||^2 - 2(\mathbf{x}_0^T, \mathbf{S}^T \mathbf{m}_0^T)$. Le minimum de $d(\mathbf{m}_0^T)$ est atteint pour $\nabla d(\mathbf{m}_0) = 0$.

$$\nabla d(\mathbf{m}_0) = 2\mathbf{S}^T \mathbf{S} \mathbf{m}_0^T - 2\mathbf{S}^T \mathbf{x}_0^T$$
(4.8)

Donc le minimum de $d(\mathbf{m}_0)$ est donné par

$$\mathbf{m}_0 = \mathbf{x}_0 \mathbf{S}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \tag{4.9}$$

Cette opération peut être répétée pour n signaux $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) = \mathbf{X}^T$. C'est à dire que la distance entre \mathbf{X} et $\mathbf{M}_1 \mathbf{S}$ doit être minimisée avec \mathbf{M}_1 une matrice $n_1 \times n$ (nous la notons \mathbf{M}_1 car il ne s'agit que d'une partie de la matrice \mathbf{M} finale (la partie correspondant à E_1)). La meilleure répartition est alors :

$$\mathbf{M}_1 = \mathbf{X}\mathbf{S}^T(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \tag{4.10}$$

Méthode AFOP : cas où S est une combinaison linéaire de X

La méthode AFOP créé une matrice de filtrage pour chaque fenêtre glissante de matrice de signal \mathbf{X}_t . \mathbf{S}_t est un ensemble de combinaisons linéaires de \mathbf{X}_t représentant le signal des sources à conserver. Nous notons $\mathbf{S}_t = \mathbf{P}^T|_{1,...,n_1}\mathbf{X}_t$. Par conséquent, l'Eq. 4.10 peut s'écrire :

 $\mathbf{M}_{1} = \mathbf{X}_{t} \mathbf{X}_{t}^{T} \mathbf{P}|_{1,\dots,n_{1}} (\mathbf{P}^{T}|_{1,\dots,n_{1}} \mathbf{X}_{t} \mathbf{X}_{t}^{T} \mathbf{P}|_{1,\dots,n_{1}})^{-1}.$ Donc,

$$\mathbf{M}_{1} = \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{t}} \mathbf{P}|^{1,\dots,n_{1}} (\mathbf{P}^{T}|_{1,\dots,n_{1}} \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{t}} \mathbf{P}|^{1,\dots,n_{1}})^{-1}$$
(4.11)

avec $\mathbf{C}_{\mathbf{X}_t}$ correspondant à la matrice de covariance des voies ($\mathbf{C}_{\mathbf{X}_t} = \frac{1}{T} \mathbf{X}_t \mathbf{X}_t^T$). \mathbf{M}_1 est alors un estimateur de $\mathbf{M}|_{1,\dots,n}^{1,\dots,n}$ et la matrice de filtrage estimée est donc :

$$\hat{\mathbf{F}} = \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{t}} \mathbf{P}|_{1,\dots,n_{1}} (\mathbf{P}^{T}|_{1,\dots,n_{1}} \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{t}} \mathbf{P}|_{1,\dots,n_{1}})^{-1} \mathbf{P}^{T}|_{1,\dots,n_{1}}$$
(4.12)

Remarque : Cette matrice est bien idempotente $(\hat{\mathbf{F}}\hat{\mathbf{F}} = \hat{\mathbf{F}})$.

Méthode FOP : application aux instants d'apprentissage

Le principe de la méthode FOP standard consiste à effectuer la méthode AFOP sur les instants d'apprentissage et de considérer la matrice de filtrage constante sur le reste du signal.

Considérons $\mathbf{X}_t = \mathbf{X}_2$:

$$\mathbf{M}_{1} = \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{2}} \mathbf{P}|_{1,...,n_{1}} (\mathbf{P}^{T}|_{1,...,n_{1}} \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{2}} \mathbf{P}|_{1,...,n_{1}})^{-1}$$
En remplaçant $\mathbf{C}_{\mathbf{X}_{2}}$ par $\mathbf{P}^{-1^{T}} \mathbf{D} \mathbf{P}^{-1}$ (Eq. 4.5) nous avons :

$$\mathbf{M}_{1} = \mathbf{P}^{-1^{T}} \mathbf{D} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{P}|_{1,...,n_{1}} (\mathbf{D}|_{1,...,n_{1}}^{1,...,n_{1}})^{-1}$$

$$\mathbf{P}^{-1} \mathbf{P}|_{1,...,n_{1}} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{n_{1}} \\ \mathbf{0}_{n_{2} \times n_{1}} \end{pmatrix}$$
Alors, $\mathbf{M}_{1} = \mathbf{P}^{-1^{T}}|_{1,...,n_{1}} \mathbf{D}|_{1,...,n_{1}}^{1,...,n_{1}} (\mathbf{D}|_{1,...,n_{1}}^{1,...,n_{1}})^{-1} = \mathbf{P}^{-1^{T}}|_{1,...,n_{1}}$ et

$$\mathbf{F} = \mathbf{P}^{-1^{T}}|_{1,...,n_{1}} \mathbf{P}^{T}|_{1,...,n_{1}}$$
(4.13)

Ce qui peut également s'écrire

$$\mathbf{F} = \mathbf{P}^{-1^{T}} \left(\frac{\mathbf{I}_{n_{1}} \mid \mathbf{0}_{n_{1}, n_{2}}}{\mathbf{0}_{n_{2}, n_{1}} \mid \mathbf{0}_{n_{2}, n_{2}}} \right) \mathbf{P}^{T}$$
(4.14)

Par conséquent, tous les vecteurs propres de la matrice $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_1\mathbf{X}_1}^{-1}\mathbf{R}_{\mathbf{X}_2\mathbf{X}_2}$ définis par l'Eq. 4.6 peuvent être considérés comme des composantes de la matrice de filtrage ($\mathbf{W} = \mathbf{P}^T$ et $\mathbf{M} = \mathbf{P}^{-1^T}$).

Propriétés :

- Nous pouvons noter que ces composantes (\mathbf{P}^T) ne dépendent pas de la valeur n_1 , c'est à dire qu'une composante est optimale à la fois si elle est considérée comme artefactielle ou si elle est considérée comme à conserver.
- Nous pouvons également noter que si $\mathbf{X}_t = \mathbf{X}_1$, les mêmes résultats peuvent être obtenus. Cette propriété est particulièrement intéressante puisqu'elle prouve que la présence d'artefact n'affecte pas la répartition des sources cérébrales.
- Enfin, nous pouvons remarquer que si la matrice $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_{2}\mathbf{X}_{2}} = \mathbf{I}_{n}$, la méthode FOP correspond à l'ACP.

d) Application à des signaux synthétiques

Méthode FOP

Nous prenons le même exemple que celui de la section 4.2.1 b).

- Calcul des deux matrices de covariances C_{X_1} et C_{X_2} correspondant aux deux périodes.
- Calcul des valeurs propres et de la matrice de passage de $\mathbf{C}_{\mathbf{X}_1}^{-1}\mathbf{C}_{\mathbf{X}_2}$: Les valeurs propres obtenues sont 3.05 et 1.99 qui correspondent aux sources d'artefacts et 1.0430, 0.9789 et 0.9386 qui correspondent aux sources cérébrales.
- Obtention de la matrice de filtrage $\hat{\mathbf{F}}$ par l'Eq. 4.14.
- Filtrage de l'enregistrement par multiplication de la matrice de filtrage.

Nous obtenons les matrices de filtrage estimée et théorique suivante :

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 1.125 & 0.125 & -0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 1.125 & 0.5 & -1.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & 0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & 0.5 & -0.125 & -0.625 \\ 0.125 & 0.125 & -0.5 & -0.125 & 0.375 \end{pmatrix} \hat{\mathbf{F}} = \begin{pmatrix} 1.120 & 0.132 & -0.485 & -0.127 & -0.621 \\ 0.135 & 1.105 & 0.539 & -1.155 & -0.607 \\ 0.121 & 0.132 & 0.543 & -0.157 & -0.623 \\ 0.135 & 0.106 & 0.512 & -0.129 & -0.608 \\ 0.124 & 0.136 & -0.508 & -0.121 & 0.360 \end{pmatrix}$$

L'écart quadratique normalisé (Eq.4.2) entre ces deux matrices est de 0.12. L'estimation est donc meilleure que celle par ACI. L'écart entre les signaux filtrés théoriquement et par FOP est de $0.6 \, {}^0/_{00}$, ce qui est presque 30 fois moins que l'estimation de l'ACI. Cette différence s'explique principalement par le fait que les signaux sont générés à partir des hypothèses de FOP et non de celles de l'ACI. De la même façon que pour l'ACI, les trois sources à conserver ne sont pas identifiées mais elles sont dans le même SEV.



(d) Signal multiplié par la matrice de filtrage (e) Signal multiplié par la matrice de filtrage théorique estimée

Fig. 4.2 : Echantillons du signal aux diverses étapes avec la méthode FOP. (Première période : repos, deuxième période : artefacts)

Méthode AFOP

Le test de la méthode AFOP nécessite une troisième période \mathbf{S}_t qui est construite de la même façon que \mathbf{S}_1 . \mathbf{S}_t correspond à la fenêtre glissante. Nous prenons une nouvelle matrice de mélange \mathbf{M}_t , dont les deux premières colonnes sont les mêmes que \mathbf{M} (la répartition des sources artefactielles est constante). Nous prenons comme exemple :

$$\mathbf{M}_{t} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 2 & -1 \\ 1 & 1 & 2 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 & 2 & 2 \end{pmatrix}$$
(4.15)

AFOP donne une approximation de la nouvelle matrice de filtrage $\hat{\mathbf{F}}$ par l'Eq. 4.12. La Fig. 4.3 illustre l'étape de filtrage de cette méthode.



(d) Signal multiplié par la matrice de filtrage (e) Signal multiplié par la matrice de filtrage théorique estimée par AFOP

Fig. 4.3 : Echantillons des signaux aux différentes étapes de la méthode AFOP

	(0.75	0.75	-2	-0.75	1.25		(0.74	0.70	-1.95	-0.72	1.21
	-0.75	1.25	1	-1.25	-0.25		-0.69	1.01	1.15	-1.02	-0.43
$\mathbf{F}_t =$	-0.25	0.75	-1	-0.75	1.25	$\hat{\mathbf{F}}_t =$	-0.24	0.71	-0.99	-0.71	1.23
	-0.75	0.25	1	-0.25	-0.25		-0.68	0.02	1.09	-0.01	-0.40
	(-0.25)	0.75	-2	-0.75	2.25 /		(-0.24)	0.72	-2.02	-0.72	2.25

L'écart (Eq. 4.2) entre ces deux matrices est de 2.46% et l'écart entre les signaux filtré (Fig. 4.3(e) et 4.3(d)) est de 3.5%. L'estimation de la matrice de filtrage est donc très bonne. Si nous avions utilisé la matrice de filtrage de la méthode FOP sur ces signaux, l'écart quadratique normalisé serait de 130% et donc le filtrage serait entièrement erroné.

4.2.3 Stabilisation de la méthode AFOP

a) Description du problème

Il arrive que la distribution des artefacts soit légèrement différente de celle de la période d'apprentissage. Dans ce cas, si les artefacts sont amples par rapport aux signaux à conserver, une instabilité peut apparaître [Boudet 08]. Elle peut s'expliquer par le fait que lorsqu'un petit artefact apparaît sur les sources cérébrales, la méthode AFOP essaie de reconstruire les signaux originaux en amplifiant incorrectement ces sources. Il y a alors trop de degrés de liberté pour reconstruire le signal cérébral et ces degrés de liberté sont utilisés pour reconstruire les artefacts. Ce phénomène apparaît également lorsque la période des signaux n'est pas négligeable par rapport à la longueur de la fenêtre. Dans ce cas, des signaux a priori indépendants peuvent être corrélés et incorrectement amplifiés.

Heureusement, il est presque toujours possible de savoir que cette instabilité a lieu car elle se traduit par un petit angle entre les deux espaces E_1 et E_0 .

b) Algorithme d'AFOP stabilisé

Nous proposons une approche empirique pour améliorer cette stabilité. L'idée est de diminuer l'influence des composantes ne portant presqu'aucun signal mais qui génèrent l'erreur d'estimation sur la répartition des sources à conserver. Pour ce faire, nous calculons par AFOP la matrice de filtrage uniquement sur l'espace formé par les premières composantes de l'ACP. Toutefois, pour reconstituer le signal filtré, nous avons fait le choix de conserver les dernières composantes de l'ACP, pouvant contenir du signal non artefactielle. L'algorithme ci-dessous décrit la méthode AFOP stabilisée :

1. Obtenir une base \mathbf{M}_2 du SEV E_0 de répartition des artefacts (dimension n_2), en utilisant CSP sur les périodes d'apprentissage.

- 2. Réaliser une ACP sur la fenêtre courante (Valeurs propres triées dans l'ordre décroissant)
- 3. Pour *i* variant de *n* à n_2 par pas de -1.
 - (a) Les composantes de i+1 à n (nommées ACP_1) sont conservées telles quelles.
 - (b) Les composantes de 1 à i (nommées ACP_2) forment le nouvel espace de "travail" réduit Ω , de dimension *i*.
 - (c) Calcul du signal de ces composantes : $\mathbf{X}' = \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{P}_2^T\mathbf{X}$.
 - (d) Obtenir le SEV de répartion des artefacts E'_0 de base \mathbf{M}'_2 dans l'espace Ω : $\mathbf{M}'_2 = \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{P}_2^T\mathbf{M}_2$
 - (e) Déterminer la meilleure répartition des sources à conserver (E'_1) par moindre carré (dernières étapes de AFOP) dans l'espace Ω . Pour ce faire il faut determiner une base de l'espace orthogonal à E'_0 et utiliser l'Eq. 4.12. Nous obtenons ainsi la matrice de filtrage \mathbf{F}' .
 - (f) Reconstruire le signal par $\mathbf{X}' = \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{P}_1\mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{P}_1^T\mathbf{X} + \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{P}_2\mathbf{F}'\mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{P}_2^T\mathbf{X}.$
 - (g) Si l'angle principal minimum entre E'_1 et E'_0 est supérieur à un seuil (fixé empiriquement à environ 16° (cf. Sec. 4.4.4), **X**' est solution.

c) Justifications

L'instabilité est due à un écart entre le véritable SEV E_2 et son estimé par AFOP. Cette approche permet de rapprocher l'espace E_2 estimé de la véritable répartition des artefacts (du moins sa projection). En effet, les projetés de deux sous espaces sont plus proches entre eux (ou de distance égale) que les espaces originaux. Cependant, il faut noter qu'il n'est pas garanti que ce rapprochement soit conséquent.

En contrepartie, nous supprimons les composantes ACP_1 de E_2 . Nous introduisons donc une erreur. Toutefois cette erreur est minimisée du fait que c'est uniquement les dernières composantes de l'ACP que l'on supprime du traitement et qu'elles portent le minimum de signal.

Cas limite

Dans le cas où la méthode est inefficace, c'est à dire que l'angle entre E'_2 et E'_1 reste faible, la méthode consistera à supprimer les n_2 premières composantes de l'ACP. Les composantes principales étant supposé porté principalement de l'artefact, ce filtrage n'est pas adhérent.

4.2.4 Application à des signaux synthétiques

La méthode AFOP stabilisée nécessite une autre période \mathbf{S}_t que nous construisons avec des lois gaussiennes. Deux sources cérébrales ont une faible amplitude (écart type 1) et une troisième a une amplitude élevée (écart type 4). Les deux sources d'artefacts ont des écarts types de 6 et 2.

Nous prenons une nouvelle matrice de mélange \mathbf{M}_t^* dont les deux premières colonnes ont juste un léger écart avec \mathbf{M} pour simuler l'erreur de répartition des sources artefactielles. Nous prenons comme exemple :

$$\mathbf{M}_{t}^{*} = \begin{pmatrix} 1.2 & 0 & 1 & 2 & -1 \\ 0.9 & 1 & 2 & -1 & 0 \\ 1 & 0.1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0.1 & -1 & 2 & 2 \end{pmatrix}$$
(4.16)

Nous calculons la nouvelle matrice de filtrage par la méthode AFOP stabilisée $\hat{\mathbf{F}}_t$ en prenant i = 3, c'est à dire que nous calculons la matrice de filtrage sur l'espace réduit des 3 premières composantes ACP.



(c) Signal multiplié par la matrice de filtrage (d) Signal multiplié par la matrice de filtrage estimée par AFOP estimée par AFOP stabilisé

Fig. 4.4 : Echantillons des signaux filtrés avec AFOP stabilisé

$$\mathbf{F}_{t} = \begin{pmatrix} 0.78 & 0.85 & -2.42 & -0.75 & 1.48 \\ -0.74 & 1.00 & 1.82 & -1.11 & -0.72 \\ -0.24 & 0.64 & -0.65 & -0.68 & 1.04 \\ -0.76 & 0.07 & 1.62 & -0.18 & -0.60 \\ -0.24 & 0.64 & -1.65 & -0.68 & 2.04 \end{pmatrix} \hat{\mathbf{F}}_{t} = \begin{pmatrix} 0.55 & 0.07 & -0.28 & -0.00 & -0.38 \\ 0.39 & 0.68 & -0.11 & -0.72 & -0.18 \\ -0.22 & -0.01 & 0.77 & -0.16 & -0.31 \\ 0.26 & -0.26 & -0.16 & 0.34 & -0.24 \\ -0.40 & 0.06 & -0.26 & -0.01 & 0.64 \end{pmatrix}$$

Nous pouvons observer que les matrices de filtrage sont très différentes (écart quadratique normalisé : 93.5%). Cependant, la Fig. 4.4 montre que le signal filtré par cette méthode est assez proche du signal théorique (écart quadratique normalisé 15%), alors que l'écart quadratique normalisé du signal filtré par AFOP est de 85%.

4.3 Application à l'EEG

4.3.1 Protocole

Afin de pouvoir appliquer l'une des méthodes énoncées précédemment, il est nécessaire de sélectionner une période de repos et une période d'artefact. Ainsi, pour filtrer un enregistrement complet, nous demandons au patient d'effectuer après la période de repos (assis, yeux fermés) une série d'artefacts comportant les éléments suivants :

- Clignements des yeux : environ 30 s en essayant d'effectuer 1 à 2 clignements par secondes,
- Mouvements latéraux des yeux ou cercles dans les orbites : environ 30s,
- Serrement de mâchoire : environ 20s,
- Etirement du front (ou demander d'ouvrir grand les yeux) : environ 15s,
- Sourire (facultatif mais améliore parfois les résultats) : environ 15s,

Ce protocole ne dure que 2 à 3 minutes et peut donc être effectué systématiquement à chaque début de session par les infirmières. Le positionnement systématique ainsi défini permet de faire un apprentissage automatique et ne nécessite plus aucune intervention humaine. Par ailleurs, nous avons remarqué que cette série d'artefacts permet de filtrer la quasi totalité des artefacts pouvant se produire (même des artefacts non appris engendrés par la déglutition, la parole, des grimaces, etc.).

4.3.2 Découpage en bandes de fréquences

a) Principe

Pour améliorer les résultats [Boudet 06] [Boudet 07a], nous effectuons nos traitements sur des signaux découpés en bande de fréquences (BDF). Nous commençons par réaliser un filtre fréquentiel pour obtenir le signal $\mathbf{X}_{f_0-f_1}$ dans une première bande $f_0 - f_1$ (ex. 1 à 4Hz). Nous utilisons alors l'une des méthodes (FOP, AFOP etc.) pour définir une matrice de filtrage \mathbf{Fs}_1 spécifique à cette bande. Nous effectuons le même traitement sur les autres BDF. Pour reconstruire le signal, il suffit de faire la somme des signaux spatialement filtrés dans chaque BDF.

$$\mathbf{X}_{f} = \mathbf{F}\mathbf{s}_{1}\mathbf{X}_{f_{0}-f_{1}} + \mathbf{F}\mathbf{s}_{2}\mathbf{X}_{f_{2}-f_{3}} + \dots + \mathbf{F}\mathbf{s}_{q}\mathbf{X}_{f_{q-1}-f_{q}}$$
(4.17)

 X_f représente le signal résultat, sans artefact.

b) Utilisation de la parcimonie

Cette méthode combine l'utilisation des filtres spatiaux et des filtres fréquentiels. Une raison de son efficacité est qu'elle permet d'utiliser la parcimonie fréquentielle des sources. Le nombre de sources séparables est normalement limité au nombre de voies et grâce à ce découpage, il est possible de séparer n sources par BDF (soit 5×19 sources avec les paramètres établis (cf. Sec. 4.4.1)). Il est évident cependant que certaines sources cérébrales émettent des signaux dans plusieurs des bandes de fréquences et elles seront de ce fait, comptabilisées dans chacune de ses bandes. Toutefois, une source émet généralement dans un nombre de bandes limité et cette méthode permet alors d'augmenter le nombre de sources séparables. Par exemple, les clignements n'apparaissent que dans les bandes Δ , θ , α et le rythme α n'apparait que dans la bande α (avec éventuellement quelques traces en β et θ), etc.

Nous pouvons remarquer que la méthode AFOP repose sur le même principe puisque l'adaptation de la matrice de filtrage sur une fenêtre glissante revient à considérer la parcimonie temporelle des sources cérébrales (c'est à dire qu'elles ne sont pas toutes actives en même temps). Ainsi, nous augmentons également le nombre potentiel de sources séparables. En effet, si une source (par exemple un rythme lent pathologique) n'émet un signal que sur une courte période, la méthode utilise alors une seule composante pour la contenir sur la fenêtre correspondante mais pas sur la totalité de l'enregistrement. Ceci nous permet alors d'économiser des composantes sur le reste de l'enregistrement. Notons cependant que nous n'effectuons pas l'hypothèse de la parcimonie des sources d'artefacts ce qui serait d'ailleurs un important point à améliorer. En effet, il est évident que le patient ne cligne pas constamment des yeux et ne contracte pas constamment ces muscles. La méthode enlève systématiquement un nombre fixe de composantes afin de supprimer les artefacts même si ceux-ci ne sont pas présents. Le rythme cérébral est alors systématiquement légèrement atténué.

c) Type de filtre numérique

Pour que cette méthode fonctionne, il faut que $\mathbf{X} = \mathbf{X}_{f_0-f_1} + \mathbf{X}_{f_1-f_2} + \ldots + \mathbf{X}_{f_{q-1}-f_q}$. En effet, si l'on suppose qu'il n'y a aucun artefact ($\mathbf{Fs}_1 = \mathbf{Fs}_2 = \ldots = \mathbf{Fs}_q = \mathbf{I}$), nous avons alors $\mathbf{X}_f = \mathbf{X}$ ce qui doit être vérifié. Nous devons donc réaliser des filtres à déphasage nul. Pour cela, nous pouvons utiliser un filtre à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF) et décaler le signal temporellement (de N/2 échantillon où N est l'ordre du filtre). Nous pouvons également utiliser un filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII). Nous l'appliquons d'abord normalement, puis dans l'autre sens c'est à dire en partant du dernier échantillon temporel vers le premier. Nous obtenons alors un filtre à déphasage nul dont l'ordre est doublé par rapport au filtre de base. L'avantage de ce dernier type de filtre est la rapidité du traitement.

Pour éviter les problèmes de recouvrement de bande, nous commençons par réaliser un filtre passe haut à f_0 pour obtenir le signal $\mathbf{X}_{f_0-\infty}$. $\mathbf{X}_{f_0-f_1}$ est obtenu en appliquant un filtre passe bas $\mathbf{X}_{f_0-\infty}$ à f_1 . Nous calculons ensuite $\mathbf{X}_{f_1-\infty}$ par l'opération :

$$\mathbf{X}_{f_1 - \infty} = \mathbf{X}_{f_0 - \infty} - \mathbf{X}_{f_0 - f_1} \tag{4.18}$$

Nous recommencons alors l'opération pour obtenir les autres BDF jusqu'à $\mathbf{X}_{f_{q-1}-f_q}$.

Remarque : Cette méthode se justifie par le fait qu'une transformation linéaire des signaux (ici un filtre numérique) n'entraine aucun changement dans la matrice de séparation et dans la matrice de filtrage. Le filtre final généré est un filtre linéaire puisqu'il s'agit d'une combinaison de filtre linéaire (l'un fréquentiel et l'autre spatial). Si la répartition des artefacts est identique quelque soit la fréquence ($\mathbf{Fs} = \mathbf{Fs}_1 = \mathbf{Fs}_2 = ... = \mathbf{Fs}_q$) nous aurons automatiquement : $\mathbf{X}_f = \mathbf{Fs} \mathbf{X}$.

d) Les bandes de fréquences

Pour filtrer l'EEG, nous choisissons les bandes utilisées en neurologie (cf. Sec. 4.4.1) :

- Δ : (0 4 Hz),
- θ : (4 8 Hz),
- α : (8 13 Hz),
- β: (> 13 Hz) Du fait que cette bande est très large et pour permettre un filtrage progressif de ces fréquences, nous la subdivisons en (13 20 Hz), (20 30 Hz) et (30 Hz et +).

L'étude des signaux neurologiques montre que les artefacts oculaires n'influent pas sur les hautes fréquences. Parallèlement, les artefacts musculaires n'influent pas sur les basses fréquences. Ainsi, nous appliquons un apprentissage sélectif. Les matrices de filtrage des bandes Δ et θ sont apprises en utilisant uniquement les clignements et les mouvements des yeux du protocole alors que les matrices des bandes α et β ne sont apprises qu'à partir des artefacts musculaires.

e) Résultats

La figure 4.5 illustre les résultats des trois méthodes décrites (ACI, FOP et AFOP) avec et sans le découpage en bande de fréquence. Nous observons que le découpage en bandes de fréquences améliore sensiblement les résultats pour les trois méthodes. En effet, nous observons que les ondes lentes et les pointes ondes sont mieux conservées alors que les artefacts sont plus atténués. Nous remarquons que les méthodes ACI et FOP donnent approximativement les mêmes résultats. Elles conduisent toutes les deux à une diminution du signal pathologique mais filtrent très bien tous les artefacts. La méthode AFOP conserve mieux les éléments pathologiques mais diminue légèrement l'atténuation des artefacts, notamment sur l'artefact lent engendré par le plissement du front. Une comparaison plus détaillée des méthodes est réalisée dans le chapitre suivant.

4.3.3 Stabilisation de la méthode AFOP

Nous avons remarqué certains cas d'instabilité lorsque l'on applique la méthode AFOP à l'EEG (Fig. 4.6.(b)). Nous avons appliqué la méthode décrite dans la section 4.2.3 (Fig. 4.6.(c)).

Nous pouvons noter que cette méthode de stabilisation peut être appliquée uniquement sur les basses fréquences (bandes Δ et θ) puisque c'est dans ces deux bandes que nous trouvons cette instabilité. En effet, la période des signaux est négligeable dans les autres bandes par rapport à la taille de la fenêtre (environ 20s).

Ainsi sur la Fig. 4.6, on observe des artefacts de fortes amplitudes et de fréquences lentes sur les électrodes FP1, FP2 ce qui génère une instabilité de la méthode AFOP (cf. Fig. 4.6.(b)). Sur cette figure, on observe des signaux non représentatifs de l'activité cérébrale. La stabilisation apportée par la réduction de l'espace des données montre (Fig. 4.6.(c)) que le bruit rapporté sur FP1, FP2 par l'instabilité est supprimé.

4.3.4 Traitement des artefacts cardiaques

a) Méthode de J. Wang

La méthode AFOP n'est pas adaptée pour l'apprentissage des artefacts dus aux battements du cœur. En effet, ils sont constants au cours de l'enregistrement et il n'y a pas







(h) Signaux filtrés par FOP sur découpage en bande de fréquence

FP1	-			-m	()	 www		-	h~***	-			l Million	m.		have	-M	1440	ΜM	hhm	nna	- vw	-		www	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	manural	wh	man	with the
FP2	1	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~			(m.	www.~~~	funer	*******	h~~~	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	~~~~~	mm	hhhm	hon /	~~~~	r and the second	+ -₩	MМ	МN	Mm	hn	\sim	m~	~~~~	hur	-Am	mhin	my his	www	minino
C3	h		~~~~~~	-uni	******		~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	******		***	****		in the second	h		***	t-M	MМ	μw	hhm	h~~~	nm	mun	nm	m	$\sim \sim $	man	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	, mm	www
C4	r			~~~~	//m	www.		******	h~~~~	~~~~~~	~~~~~	~~~~	//////////////////////////////////////	1111.1	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	mum	tran M	ww	мv	mm	hnn	\sim	mm	, and the second	ww	m.hm	ma	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	mm	m mg
Cz	1	******	~~~~~~	~~~~	*******		h~~	-	******	****	~~~~~	******		h	****	****	-	nna	mm	~~~~~	m	Sm.	* ~~~~	mm	rm	w~~~	m	mm.	mm	- Www.
- <u>F</u> 3	۴		~~~~~~		h~~/~	www	t man		h~~~~	www.			******	11196.19	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	harrow	y	white	mn	mana	h~~	$\sim \sim \sim$	ww.	Arna	have	nm	www	m	M	$\sim \sim$
<u> 논4</u>	٣	******	~~~~~~	~~~~	Man			hadrovenu	**	ung man			***	mm	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~		an al	MAN	A4-44	4 yr wran af		~~~~	~~~~	mm	rm	vw	mv	mm	~~~~	www.
- <u>E</u> (۲		*****	~~~~	handhan	*******	·····				*****	M	10040	1	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	****	anner a	nerer w	4000	mm	have	~~~~	www	-Mrww		m	*****	and a	\sim	$\sim \sim \sim$
Ęβ	۲	*******		~~~~	m	www.	mar		10 mm	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	****			~~~~	hologoanthal.	****	1. Mar 10	ŬŴŴŇ	YW	www.	m.	\sim	www.	······	r~~	want	\sim	www.	~~~	~~~~~
FZ	٣	*******	*****	~~~~~~	wallan	man	1	****	h			1	houdeded	1	Marine Marine	- Aller	-	1442	WWW	www.	and the	v~~	www	Ŵ	+++V+++	m	-www.	2.04	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	v vvva
Q1	٣		~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	~~~~	/hhrmm	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	1	******	r	~~~~~	******	*****	Western	m			m	www	m	m	t	n~~	M.J.M.	yun	r v~	~~~~~	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	www	www	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
N ₂	Γ	******		~~~~			· · ·		·····					T			" m		un	man	T.m.	n n n	~~~~	www	<u> </u>		ww.	/ mah		~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
83	Ľ			1	www.	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	f	*******				T.	****	1	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	1	~~~~	***	pr~~~v	\mathbf{r}	~ ^ ~	~~~~		T Y Y	~~~~	~~~~ · · ·			~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
- F4	Ľ			1	M. 1014							L			Annatiste.	and and have	L	0.0.N	4444 0.0.0.0											
- 75	[(local days		Γ.						1	L			L	A.A.A.	A A A A	N V V W	1		~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	~~~~~	L.A.	mand	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	AL AL	M. A	AAA A A
+3	Ľ			1	4. 4.4 Managana	www.www.						L		\mathbf{L}	A	Charles and		(XXX	T K K I	ii na	-		M AA AA	Aur		mm.	we way	M.A.	Mar W	N MAD
+3	L			-	Antonio	*****			· · · · ·	et man	·····	L	vine total	-	and the second	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	- Well	ለ ለ እ	UNIV V	-0.0 10-0	1	1 m	M.A.~^	And	L MAN	n	um.m	~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	nn.	
÷ĕ	5	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		- 111	~~~	~~~~~	i			m		mm	www.ww		Warman			www	www.	~~~~	him	h	-	~~~~~	n m	And	m		s n	-
10	Ľ	<u> </u>				1		L		1	<u> </u>		1		1	<u> </u>		<u>(' '</u>	1.1.				1				۲. Y	T i	× ~	
	n	1	2	2	3.	4	5 (6 [.]	7	8	9 1	0 1	1 1	2	13	14 1	15 1	16	17	18 1	9 2	0 2	1 2	22	3 2	4 2	5 26	27	28	29.3

(i) Signaux filtrés par AFOP



(j) Signaux filtrés par AFOP sur découpage en bande de fréquence

Fig. 4.5 : Résultat des diverses méthodes de filtrage sur EEG



Fig. 4.6 : Comparaison de la méthode AFOP standard et stabilisé

d'augmentation de variance de la source entre la période de repos et la période d'artefact. Il est alors possible d'utiliser la méthode de J.Wang [Wang 00].

Elle consiste à déterminer les instants de chaque battement en utilisant l'électrocardiogramme (ECG). La moyenne des signaux pris pendant une seconde après chaque battement est calculée. Nous obtenons alors une impulsion cardiaque moyenne alors que la part des sources non synchronisées avec l'ECG sont minimisées. Nous effectuons alors une CSP en comparant la période d'EEG complète et la période moyenne. La source dont la variance n'est pas ou peu diminuée (s'il y en a une) est la source artefactielle.

b) Intégration aux autres filtres

Pour intégrer cette méthode à la méthode AFOP, il suffit d'ajouter la répartition de cette source au sous espace de **répartition** des artefacts (orthogonal de E_1) [Boudet 08].

Pour la plupart des patients, seul un artefact mécanique, du au léger mouvement de l'électrode, apparait du fait que l'électrode est placée sur une veine. L'artefact est alors dans les basses fréquences et peut n'être ajouté qu'à la bande Δ .

Sur quelques très rares patients, le signal réel du cœur peut apparaître. Un signal de plus haute fréquence apparait alors sur l'EEG. L'artefact devrait donc être ajouté dans toutes les bandes de fréquence. La méthode n'a cependant été testée que sur un enregistrement de courte durée (20 min) car ce phénomène n'est pas apparu sur les autres enregistrements traités.

c) Résultats

La Fig. 4.7 illustre les résultats de cette méthode.



Fig. 4.7 : Illustration des résultats de la méthode de filtrage du cœur

4.3.5 Traitement des artefacts mécaniques

a) Principe

Les décollements d'électrodes, les mouvements de fils, ainsi que les mouvements de la tête créent des artefacts de basses fréquences, que nous appelons artefacts mécaniques. Ces artefacts ne peuvent être filtrés par les méthodes FOP et AFOP car ils apparaissent aléatoirement.

Pour les artefacts d'électrodes et des mouvements de fils, toutes les électrodes et tous les fils sont susceptibles de bouger au cours de l'enregistrement. Il n'existe donc pas de base unique qui permet de les définir. De même, les artefacts créés par les mouvements de la tête ont une répartition non fixe et ne peuvent pas être appris.

Ces artefacts ont cependant pour caractéristique d'être dans les très basses fréquences par rapport à l'EEG de l'adulte éveillé (<1 Hz). Par ailleurs, contrairement aux ondes lentes cérébrales, le spectre fréquentiel de cette source est presque nul pour des fréquences supérieures à 2 Hz. La Fig. 4.8 montre le spectre d'un signal de décollement d'électrode. Sur cette figure le signal a été préalablement filtré (passe haut) à 0.5 Hz. Nous observons que le spectre est presque nul pour les fréquences supérieurs à 2 Hz et que la majeure partie du signal est contenue dans la bande 0.5 - 1 Hz.

Pour filtrer ces artefacts, nous allons effectuer une CSP en comparant le signal filtré entre 0 et 2Hz (noté X_{f1}) et le signal filtré entre 4 et 8 Hz (noté X_{f2}). Les composantes ayant un rapport de variance supérieur à un seuil (fixé empiriquement à 4) seront considérées comme artefactielles et seront ajoutées à l'espace de répartition des artefacts.



Fig. 4.8 : Exemple de spectre du signal de décollement d'électrode

b) Intégration au reste des filtres

L'intégration au reste du filtre se fait de la même façon que pour les artefacts cardiaques. Les décollements d'électrode n'ont que peu d'influence sur les hautes fréquences (> 8Hz). Nous ajouterons donc ces composantes uniquement dans les bandes (Δ et θ).

c) Résultats



(b) Signal filtré

Fig. 4.9 : Exemple de filtrage de décollement d'électrode

La figure 4.9(b) illustre les résultats de cette méthode. L'électrode FP1 se décolle sur la Fig. 4.9(a) et le signal est parfaitement filtré (Fig. 4.9(b)). Par ailleurs, le tracé comporte un complexe K à la seconde 3, qui est une onde lente cérébrale signe de la deuxième phase du sommeil. Nous observons que ce complexe K est parfaitement conservé même sur l'électrode FP1, alors que la fréquence est proche de celui d'un décollement d'électrode. Il serait impossible de réaliser un tel filtrage par un filtre numérique.

Nous avons observé que cette méthode permet également de filtrer les artefacts cardiaques lorsque ceux-ci sont dus aux mouvements mécaniques des veines (le signal est alors de basse fréquence ($\langle 2Hz \rangle$)). Dans la plupart des cas, il n'est donc pas nécessaire d'utiliser le filtre d'artefact cardiaque.

4.4 Paramétrisation

Le choix des paramètres est un travail délicat du fait qu'il oblige à traiter et à analyser plusieurs fois de nombreuses heures d'enregistrements afin d'évaluer les conséquences de leur réglage. Pour l'analyse clinique, il est primordial de conserver la totalité des signes pathologiques, ou du moins de les réduire au minimum afin qu'ils soient toujours visibles. Il faut donc vérifier sur plusieurs enregistrements qu'il n'y a presque aucune exception.

Par conséquent, pour la plupart des paramètres, nous justifions leur choix mais n'effectuons pas une comparaison précise sur l'ensemble des valeurs possibles. La principale validation réside dans l'étude a postériori, montrant qu'aucun signe pathologique n'est supprimé.

4.4.1 Choix des bandes de fréquences

Les BDF doivent être choisies de façon à isoler chaque type de signal dans un minimum de bandes (en proportion du nombre de bandes total). Si ce nombre de bandes est trop important, cela risque d'altérer l'estimation des sources en morcelant l'information. En même temps, si une source n'émet pas de signal dans certaines BDF, nous économisons des composantes pour caractériser les autres.

Nous nous basons sur les bandes neurologiques usuelles $(\Delta, \theta, \alpha, \beta)$ qui caractérisent très bien une grande partie des sources à la fois cérébrales et artefactielles. Nous pouvons toutefois subdiviser la bande β , du fait de sa largeur, en β_1 (de 13 à 20 Hz), β_2 (de 20 à 30 Hz) et β_3 (> 30 Hz). Ceci permet de réduire le nombre de composantes conservées lorsque la fréquence augmente. Ainsi, le fait que le signal cérébral soit plus rare dans les hautes fréquences est mieux pris en compte.

La Fig. 4.10 illustre le découpage en BDF de plusieurs signaux et montre que certains signaux sont bien isolés. En effet, pour les artefacts, nous observons :


(b) Découpage en BDF des artefacts

Fig. 4.10 : Aperçu du découpage dans les BDF sélectionnées

- Les clignements sont isolés dans les bandes Δ et θ et forment une légère trace quasi négligeable dans la bande α .
- Les mouvements des yeux sont isolés dans la bande Δ avec une légère trace dans la bande θ .
- Les muscles sont isolés dans les bandes β avec une légère trace dans la bande α .
- Les mouvements mécaniques comme ceux générés par le muscle sont isolés dans la bande Δ avec une légère trace dans la bande θ .

Parallèlement, pour les rythmes cérébraux, nous observons que :

- Les pointes ondes se situent dans toutes les bandes et elles sont donc impossibles à isoler. Nous remarquons cependant que dans la bande β_3 , le signal des pointes est limité.
- Les ondes lentes se situent dans les bandes Δ et θ (dépendant de l'individu).
- Le rythme α est principalement dans la bande α et peut laisser quelques traces dans les bandes β₁ et θ selon les individus. (Le rythme β ici présent est uniquement du à la présence d'artefacts musculaires peu amples).

Nous choisissons de supprimer complètement la bande β_3 du traitement du fait que le signal cérébral visible dans cette bande est très rare. Par ailleurs, en la supprimant, nous supprimons une grande partie des artefacts musculaires.

4.4.2 Réglage du seuil de rapport de variance

La simplicité est l'un des critères pour fixer ce seuil et nous préférons prendre un seuil commun à toutes les bandes de fréquences. Nous discutons ci-après de trois autres critères justifiant le choix du seuil.

a) Comparaison de deux périodes de repos

Le premier critère nous permettant de fixer le rapport d'écart type consiste à comparer deux périodes de repos (yeux fermés) et de regarder les rapports maximaux des composantes CSP. Sur trois patients testés avec et sans découpage en BDF, 95% des composantes CSP ont un rapport inférieur à 1.6. Cette valeur peut donc être utilisée comme seuil, ce qui nous garantit de ne pas supprimer de sources cérébrales. Nous avons cependant remarqué que sur les EEG peu amples et sur les basses fréquences, le seuil du rapport doit être augmenté à 2 pour que 95% des composantes soient inférieures au seuil.

b) Etude de l'influence sur des signaux caractéristiques

Le deuxième critère consiste à étudier l'influence sur les éléments cérébraux non appris ainsi que sur les artefacts. La Fig. 4.11 illustre les résultats de la méthode FOP avec 3 valeurs de seuil.

L'exemple d'une pointe onde est ici utilisé pour montrer l'effet du filtrage sur un signal cérébral appartenant à toutes les BDF. Nous observons que plus le seuil est bas plus les artefacts sont supprimés mais il en est de même pour les ondes cérébrales bien que ce soit dans des proportions moindres.

c) Etude du nombre de composantes supprimées

Enfin, l'étude a posteriori montre que la principale difficulté est de conserver les rythmes Δ tout en filtrant les clignements des yeux. En effet, nous avons remarqué que si l'on supprime trop de composantes, les rythmes Δ peuvent être entièrement filtrés. Il est donc important de ne pas supprimer trop de composantes dans cette bande. Selon, l'enregistrement le nombre de composantes supprimées varie pour un seuil fixé. Le Tab. 4.1 illustre la moyenne du nombre de composantes utilisées pour caractériser les artefacts dans chaque bande.



Fig. 4.11 : Aperçu des résultats de filtrage par FOP et découpage en BDF avec différentes valeurs de seuil

Sur 20 enregistrements traités, nous avons noté que le nombre de composantes supprimées dans la bande Δ devait être entre 3 et 5 pour s'assurer la conservation des rythmes EEG présents de cette bande.

Seuil	Δ	θ	α	β_1	β_2
2.2	3	1	6	9	12
1.6	5	2	7	10	14
1.2	7	4	9	12	15

Tab. 4.1 : Nombre de composantes supprimées pour les différentes valeurs de seuils

d) Conclusion

De manière générale, ces études montrent que plus le seuil est bas, plus les artefacts sont supprimés mais il en est de même pour le rythme cérébral et notamment le rythme pathologique. Nous préconisons de régler le seuil à 1.6. Toutefois, si le nombre de composantes supprimées dans la bande Δ est supérieur à 5, nous remontons ce seuil à 2. Les mêmes conclusions peuvent être portées sur toutes les méthodes. Cependant, si nous n'utilisons pas le découpage en BDF, un seuil de 1.6 semble correct.

4.4.3 Protocole

Nos méthodes nécessitent une période d'apprentissage et il faut définir son contenu. Nous avons choisi de manière empirique les artefacts devant être présents ainsi que leur durée. Tout d'abord, les 4 artefacts suivant semblent indispensables à l'apprentissage :

- Clignements,
- Mouvements latéraux des yeux,
- Serrement de mâchoire,
- Etirement du front.

Ce sont les artefacts les plus courants sur l'EEG. Nous avons également remarqué que lorsque le patient sourit, un artefact musculaire important apparait sur T5 et T6. Cet artefact n'est pas toujours parfaitement filtré du fait que sa répartition est légèrement différente de celle du serrement de mâchoire. Il est possible d'ajouter cet artefact à la liste énoncée précédemment.

Avec cet ensemble d'artefacts, nous filtrons presque tous les types d'artefacts oculaires et musculaires. Cependant l'apprentissage des artefacts mécaniques générés lors de la contraction des muscles a pour conséquence de supprimer une grande partie des composantes basses fréquences et l'élimination systématique des rythmes lents pathologiques. De plus, les artefacts mécaniques ont une répartition peu constante et ils seront en général mal filtrés. Nous préconisons donc de ne pas les apprendre. Pour cela, nous séparons en deux la période d'artefact du protocole:

- La première partie contient les artefacts musculaires. Les bandes Δ et θ de cette période correspondant à des artefacts mécaniques, ne sont pas prises en compte pour l'apprentissage. Par contre, ces artefact musculaires sont utilisés pour l'apprentissage des plus hautes fréquences (bandes $\alpha, \beta_1 e t \beta_2$).
- La deuxième partie contient les artefacts oculaires. De la même façon, inclure les artefacts oculaires pour l'apprentissage des bandes β_1 et β_2 est inutile. Ces artefacts ne sont donc utilisés que pour l'apprentissage des bandes Δ , θ et α .

Nous avons établi une durée pour chaque type d'artefact nécessaire de 20 à 30 s. Le protocole complet dure alors 2 à 3 minutes ce qui est peu gênant pour l'infirmière et le patient. Nous pouvons noter cependant que la méthode FOP est plus souple et permet de réduire cette période à 15 secondes par artefact.

4.4.4 Réglage du seuil de l'angle de la méthode AFOP stabilisée

Lorsque l'on réalise la méthode FOP, les angles entre les espace E1 et E2 sont de l'ordre de 40°. La méthode FOP n'ayant pas de problème de stabilité, nous pouvons supposer que cette limite correspond à la réalité.

Cependant, l'étude a postériori montre qu'il arrive que des sources cérébrales soient proches des sources artefactielle et notamment dans les rythmes lents, par exemple lorsque la source d'un foyer épileptique est dans la zone frontale. Un angle limite trop élevé peut avoir pour effet de supprimer complètement ces rythmes cérébraux.

Jusqu'à présent avec un angle de 12° nous n'avons remarqué aucune suppression de rythme cérébral due à la stabilisation. Nous avons cependant remarqué qu'un angle de 22° permet de mieux filtrer les artefacts oculaires et supprime une grande partie des cas d'instabilité.

Une limite d'angle de 16° paraît un bon compromis pour gérer à la fois des éléments pathologiques rares, tout en supprimant une grande partie des artefacts.

4.4.5 Longueur de la fenêtre glissante

Une fenêtre de courte durée permet de mieux conserver des éléments pathologiques brefs et de faibles amplitudes, notamment dans la bande Δ . Cependant, il est difficile d'estimer correctement la matrice de corrélation sur une trop courte période. De ce fait, il apparait régulièrement des instabilités.

Si nous n'utilisons pas la méthode de stabilisation, il est préférable de prendre une fenêtre de 40 secondes afin d'éviter les problèmes de stabilité. Avec la méthode de stabilisation, nous choisissons une fenêtre de 25 secondes, ce qui représente un bon compromis entre la qualité d'adaptation aux événements courts et le nombre de cas restants d'instabilité.

Nous avons cependant remarqué sur un enregistrement la disparition d'ondes Δ . Nous avons refait l'expérience avec une fenêtre de 15 secondes, et les ondes Δ étaient alors conservées à 80 %. Cependant, la qualité du filtrage était réduite. La Fig. 4.12 illustre le résultat de filtrage par la méthode AFOP stabilisée pour des fenêtres glissantes de 25s et 15s. Nous observons qu'une onde Delta apparait sur les électrodes F7 et T3 (seconde 1) qui est complètement filtrée si l'on prend une fenêtre de 25s alors qu'avec une fenêtre de 15s nous la conservons en grande partie. Parallèlement, les artefacts oculaires (2ème partie des trois sous figures) sont alors moins filtrés.



Fig. 4.12 : Résultats de filtrage de la méthode AFOP stabilisée avec des fenêtres glissantes de 25s et 15s

Pour éviter les problèmes de bord, nous effectuons les calculs sur une fenêtre de 25 secondes mais nous supprimons les extrémités. Nous prenons donc un écart de 20 secondes entre les fenêtres et nous tronquons 2.5s au début et à la fin.

4.4.6 Réglage du décollement d'électrode

Nous effectuons la méthode du filtrage d'artefact mécanique en comparant les bandes [0 2] à la bande [4 8]. Ceci nous semble être le meilleur réglage pour caractériser ces sources d'artefacts mécaniques.

Le seuil de rapport d'écart type entre ces deux bandes est délicat à estimer. Nous avons remarqué qu'un seuil de 3 permet de réaliser un très bon filtrage de ces artefacts mais dans quelques rares cas, des rythmes Delta peuvent disparaître. Un seuil de 4 est alors plus adapté. Enfin nos premiers essais sur l'EEG de sommeil montrent que les rythmes cérébraux peuvent beaucoup ralentir et il convient d'augmenter ce seuil à 5.

4.4.7 Conclusion

Après cette étude, nous pouvons préconiser les paramètres "optimaux" suivants :

- Bandes de fréquences : $\Delta(0.5-4Hz), \theta(4-8Hz), \alpha(8-13Hz), \beta_1(13-20Hz), \beta_2(20-30Hz),$
- Seuil du rapport d'écart types : 1.6 (augmenté à 2 si le nombre de composantes supprimées dans la bande Δ est supérieur à 5),

- Protocole pour l'apprentissage des bandes Δ et θ : Clignements (20-30s), Mouvements des yeux (20-30s),
- Protocole pour l'apprentissage des bandes β_1 et β_2 : Serrement de mâchoire (20-30s), Etirement du front (20-30s) (Option : sourire 20 - 30s),
- Protocole pour l'apprentissage de la bande α : 4 artefacts énoncés précédemment,
- Angle limite pour la méthode de stabilisation : 16°,
- Longueur de la fenêtre glissante : Pour AFOP, 40s, pour AFOP stabilisé, 25s (Ecart entre les fenêtres 20s),
- Bande pour apprentissage du décollement [0-2] et [4-8],
- Seuil de rapport d'écart type entre ces deux bandes : 4.

Nos premiers essais sur l'EEG de sommeil montrent qu'il est préférable dans ce cas, de prendre un angle limite de 12° et un seuil pour les artefacts mécaniques de 5.

Nous pouvons noter que dans la plupart des cas le filtrage peut être amélioré avec une perte minimale de signal cérébral en prenant un angle limite de 22° et un seuil pour les artefacts mécaniques de 3.

Enfin, dans certains cas, réduire la fenêtre glissante à 15s permet de mieux conserver les ondes Δ bien que la qualité du filtrage puisse être fortement réduite.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit trois méthodes de filtrage des artefacts. Ces méthodes sont entièrement automatiques, si le protocole d'apprentissage des artefacts a bien été effectué. Grace au découpage en bandes de fréquences, les résultats sont sensiblement meilleurs que ceux que nous pouvons obtenir par ACI manuelle.

Ces méthodes permettent de filtrer presque tous les artefacts oculaires et musculaires (cf. chapitre suivant pour une quantification). En utilisant la CSP entre le signal dans les basses fréquences et le signal dans les hautes fréquences, nous pouvons filtrer une grande partie des artefacts mécaniques y compris les artefacts cardiaques "lents". A l'aide de la méthode de Wang, nous pouvons filtrer les artefacts cardiaques de fréquences plus élevés bien que la méthode ne soit pas encore suffisamment expérimentée.

La méthode ACI, bien que donnant des résultats presque équivalents à la méthode FOP, a l'inconvénient d'un temps de calcul assez élevé. Les méthodes FOP et AFOP ont un temps de calcul presque nul (de l'ordre de 1s pour 1h d'enregistrement) à l'exception du découpage en bande de fréquence (environ 2 min pour traiter 1h d'enregistrement sur un Pentium Dual Core 1500 MHz).

La méthode FOP a l'avantage d'être plus simple d'utilisation puisqu'il suffit d'appliquer la matrice de filtrage à la totalité de l'enregistrement. Cependant, elle risque de filtrer les grapho-éléments cérébraux non appris. La méthode AFOP est donc mieux adaptée puisqu'elle adapte en permanence la base de filtrage.

La méthode AFOP peut cependant avoir des problèmes de stabilité mais ceux-ci peuvent être contrôlés en réduisant la dimension de la base de filtrage à l'aide d'une ACP.

Le chapitre suivant est consacré à la validation clinique des méthodes proposées.

Chapitre 5

Résultats cliniques

5.1 Introduction

Ce chapitre a pour but de valider nos méthodes sur des enregistrements EEG cliniques. Nous commençons par étudier l'influence des paramètres et du choix de la méthode sur des enregistrements de courtes durées (20 min). Nous validons ensuite la méthode finale préconisée sur des enregistrements de longues durées (3 à 6 heures). Un exemple de résultats est également disponible sur le site de l'auteur, présentant un enregistrement vidéo-EEG complet avant et après filtrage [http://www.samuelboudet.com/EEGfilt.php].

Les enregistrements ont été effectués aux hôpitaux St Vincent et St Philibert de Lille (GHICL) avec des machines Nicolet et Nihon Koden. Comme indiqué au chapitre 1, nous utilisons le système 10/20 à 21 électrodes et tous nos résultats sont affichés avec la référence moyenne commune. Les enregistrements sont préalablement filtrés entre 0.5Hz et 45Hz.

L'analyse clinique est principalement visuelle et l'opinion du neurologue doit être le principal critère. Celui-ci doit juger que les artefacts et seulement les artefacts sont supprimés. Nous donnons plusieurs exemples significatifs de résultats que nous avons sélectionnés en collaboration avec un neurologue. De plus, pour comparer et évaluer les méthodes de filtrage entre elles, nous définissons des critères objectifs en calculant des taux de conservation et de suppressions d'artefacts. Enfin, nous proposons une comparaison des méthodes sous l'aspect pratique.

Nos résultats sont comparés avec ceux de l'ACI manuelle qui est actuellement considérée comme la meilleure méthode de filtrage d'un point de vue qualitatif bien qu'elle ne soit pas automatique. Les méthodes d'automatisation de l'ACI telles que la méthode de P. LeVan [Le Van 06] peuvent, dans le meilleur des cas, égaler l'ACI manuelle. Nous montrons que la méthode proposée donne des résultats meilleurs ou équivalents dans de nombreux cas du fait notamment du découpage en BDF.

5.2 Comparaison des méthodes

Cette section a pour but de comparer les résultats et de déterminer les avantages et les inconvénients de chacune des méthodes.

Ces méthodes sont comparées dans un premier temps par l'inspection visuelle du neurologue, et les conclusions sont étayées en étudiants les rapports de puissance dans les bandes de fréquences.

Par la suite, nous allons montrer que la "meilleure" méthode est AFOP stabilisée sur découpage en BDF avec le filtre des artefacts mécaniques. Nous appelons cette méthode AFOP généralisée (GAFOP). Pour comparer l'efficacité des méthodes par rapports à l'état de l'art sur le filtrage d'artefact, nous effectuons une comparaison avec l'ACI manuelle. En effet, les méthodes visant à automatiser l'ACI peuvent difficilement donner de meilleurs résultats puisqu'elles ajoutent l'erreur de classification des composantes. L'ACI est effectuée par les 3 méthodes JADE, fastICA et INFOMAX à partir d'une fenêtre de 20s autour de l'élément concerné. Sur les 4 exemples représentatifs choisis, nous prenons la méthode donnant les meilleurs résultats (en général INFOMAX).

Les résultats sont donc comparés pour les méthodes ACI par apprentissage (appelé ACI automatisée), FOP, FOP sur découpage en BDF, AFOP, AFOP sur découpage en BDF et AFOP stabilisé sur découpage en BDF, GAFOP et l'ACI manuelle.

5.2.1 Inspection visuelle sur des exemples

L'inspection visuelle est le critère le plus important car c'est de cette manière que les neurologues interprètent l'EEG. A l'œil nu, il faut que tous les artefacts soient supprimés mais pas l'activité EEG. Nous avons traité 10 enregistrements de courtes durées (20 minutes) avec toutes nos méthodes. Nous avons sélectionné 4 exemples représentatifs de résultats (Fig. 5.1, 5.2, 5.3 et 5.4).

a) Exemple 1 : Onde lente Δ et artefacts oculaires importants (Fig. 5.1)

Ce premier exemple illustre une probable pointe onde dégradée pathologique complètement masquée par les artefacts oculaires (Fig. 5.1(a) sec. 3). Le contexte clinique montre que le patient est épileptique avec un foyer en prédominance frontale gauche. Aucun autre élément pathologique n'a été observé sur le tracé, et il est donc très important de considérer cet élément. Ni avant, ni après filtrage, le neurologue ne peut conclure avec certitude qu'il s'agit d'un signe épileptique. Cependant, il peut conclure qu'il est nécessaire d'effectuer un second examen pour valider le phénomène observé.

Cet exemple contient de forts artefacts oculaires se diffusant sur toutes les voies, mais principalement visibles sur les électrodes FP1 et FP2. Il est également possible d'observer





BDF coupage en BDF



Fig. 5.1 : Exemple de filtrage 1 : Onde lente Δ et artefacts oculaires importants

un rythme α , reparti principalement sur les électrodes O1 et O2, ainsi que la pointe onde dégradée. Les méthodes ACI automatisée (Fig. 5.1(b)) ainsi que FOP (Fig. 5.1(c)) parviennent à filtrer complètement les artefacts oculaires, mais nous observons une forte diminution de l'onde lente principalement dans la zone frontale. L'ajout du découpage en BDF permet de mieux conserver cette onde mais il reste une diminution de 40%. La méthode AFOP (Fig. 5.1(e)) parvient à reconstruire complètement le signal mais ajoute un fort artefact de basse fréquence. Cet artefact est du à phénomène d'instabilité, puisque la méthode amplifie une source non significative pour tenter de reconstruire le signal des clignements d'yeux. Cette instabilité est complètement supprimée par la méthode AFOP stabilisé (Fig. 5.1(f)) et les signaux cérébraux (aussi bien l'onde lente que le rythme α) sont parfaitement conservés. Il reste cependant une légère trace des clignements des yeux (FP1 et FP2, Seconde 1) qui est supprimée si l'on ajoute le filtre d'artefact mécanique (Fig. 5.1(g)).

Sur cet exemple, l'ACI manuelle (Fig. 5.1(h)) ne parvient pas à séparer correctement les sources artéfactielles des sources cérébrales (avec aucune des 3 méthodes). Il en résulte un filtrage incomplet des artefacts oculaires ainsi qu'un ajout d'artefact musculaire sur FP1, et FP2. Cependant, ce tracé montre une très légère pointe (sec. 3) précédent l'onde lente qui n'est pas visible avec la méthode GAFOP. Toutefois, il n'est pas certain que ce signal corresponde réellement à une pointe et non à un artefact.

b) Exemple 2 : 2 : Rythme α , onde Δ et artefacts musculaires (Fig. 5.2)

Ce tracé (Fig. 5.2(a)) correspond une période où le patient a les yeux fermés et exécute une hyperpnée. Nous observons un important rythme α fortement propagé à prédominance sur O1 et O2. Ce rythme est accompagné d'onde lente Δ , signe de souffrance épileptique, dans la zone fronto-temporale gauche. Un artefact musculaire sur les électrodes F8, T4, T6, C3 et C4 masque partiellement ces éléments.

Toutes les méthodes à l'exception de l'ICA manuelle parviennent à conserver la totalité du signal Δ et α . Nous observons seulement un très léger résidu d'artefact musculaire lorsqu'il n'y a pas le découpage en BDF (Fig. 5.2(b), 5.2(c), 5.2(e), voies F8, T4) et un filtrage parfait lorsque celui-ci est effectué (Fig. 5.2(d), 5.2(f)). La méthode FOP donne ici les mêmes résultats que la méthode AFOP du fait que le rythme cérébral présent est proche de celui de la période de repos utilisé pendant l'apprentissage. Nous n'observons aucun changement apporté par la méthode de stabilisation et par la méthode de filtrage d'artefact mécanique.

Nous observons que l'ICA manuel ne parvient pas à filtrer complètement l'artefact musculaire (résidu estimé : 40%). L'onde Δ est parfaitement conservée, mais on observe une diminution importante du rythme alpha sur les électrodes frontales, centrales





Fig. 5.2: Exemple de filtrage 2 : Rythme α , onde Δ et artefacts musculaires

et pariétales.

c) Exemple 3 : Rythme α , artefacts musculaires, oculaires et mécaniques (Fig. 5.3)

Il s'agit d'un tracé d'un adulte éveillé (yeux fermés) ne révélant aucune pathologie. Un rythme alpha est visible sur les électrodes O1 et O2, légèrement propagé sur toutes les électrodes. Le tracé est artefacté par des artefacts oculaires, musculaires, et mécaniques (engendrés par la contraction du muscle de la mâchoire).

Les méthodes ACI automatisées (Fig. 5.3(b) et FOP entrainent une suppression presque totale de l'activité oculaire et mécanique. Le rythme alpha est conservé à 90%. Nous observons que l'artefact musculaire n'est pas complètement supprimé (particulièrement avec l'ACI). La méthode AFOP conserve à 100% le rythme α , notamment sur les électrodes frontales. Elle filtre cependant moins le rythme musculaire sur ces électrodes. Le fait d'ajouter le découpage en BDF (Fig. 5.3(e)) permet de supprimer complètement l'activité musculaire, mais une instabilité apparaît sur la bande Δ . Celle ci-entraine des mouvements lents artefactiels sur les électrodes frontales dont certains n'étaient pas présent sur l'EEG d'origine (ex. sec. 1 à 2). La stabilisation (Fig. 5.3(f)) réduit cet effet ainsi que le filtre d'artefact mécanique (Fig. 5.3(g)). Même après toutes les améliorations il reste une légère trace d'artefact oculaire dans la bande Δ sur FP1 et FP2, ainsi qu'un léger artefact mécanique (bandes θ et Δ) à la seconde 6. Le rythme α est cependant parfaitement fidèle au rythme d'origine.

Sur cet exemple, l'ACI manuelle ne permet pas de séparer correctement les sources. De ce fait, il persiste un rythme musculaire, et le rythme α est particulièrement filtré. On observe en effet une diminution de l' α de plus de 50% sur toutes les électrodes (notamment O2) à l'exception de O1. Nous observons également une disparition presque complète du signal sur F4, C3, C4.

d) Exemple 4 : Pointes ondes paroxystiques et légers artefacts oculaires et musculaires (Fig. 5.4)

Cet exemple illustre une bouffée de pointes ondes paroxystiques. Nous observons de légers artefacts oculaires (seconde 0 à 2 et 6 à 7), ainsi qu'un artefact haute fréquence sur O1 probablement du au secteur. Un rythme α , très propagé est également visible.

Les méthodes ACI automatisée (Fig. 5.4(b)) et FOP (Fig. 5.4(c)) parviennent à filtrer l'artefact oculaire mais entrainent une importante diminution de l'amplitude des pointes ondes (particulièrement des pointes en frontales). Du fait que l'artefact du secteur est dans la zone occipital, il n'est pas complètement filtré (50%). L'ajout du découpage en BDF (Fig. 5.4(d)) permet de mieux conserver les pointes ondes, mais c'est surtout la





Fig. 5.3 : Exemple de filtrage 3 : Rythme α , artefacts musculaires, oculaires et mécaniques





Fig. 5.4 : Exemple de filtrage 4 : Pointes ondes paroxystiques et légers artefacts oculaires et musculaires

méthode AFOP qui entraine le plus d'amélioration (Fig. 5.4(e) et 5.4(f)). La stabilisation et le filtrage d'artefact d'électrode n'apporte ici aucune modification (Fig. 5.4(g)). Nous remarquons qu'aucune des méthodes ne parvient à supprimer complètement l'artefact du secteur. Par ailleurs, même la méthode GAFOP supprime une grande partie des pointes (diminution 60%) bien qu'elles restent visibles.

Le filtrage par ACI manuelle donne ici de meilleurs résultats puisque les pointes ondes sont parfaitement conservées et les artefacts entièrement supprimés (à l'exception du secteur qui n'est pas complètement effacé). Ceci s'explique par le fait que seulement trois composantes ont été supprimées pour effacer les artefacts car ceux-ci sont importants. Il en reste alors 15 pour reconstruire le signal.

5.2.2 Généralisation par calcul des puissances dans les bandes de fréquences

Pour valider nos observations, nous calculons deux indices nous permettant de quantifier la qualité du filtrage sur un ensemble de fichiers. Le premier est l'écart quadratique normalisé (Eq. 4.2) entre l'EEG filtré et l'EEG non filtré (Tab. 5.1). Ce rapport doit être le plus petit possible sur les périodes ne contenant pas d'artefacts. Il permet de quantifier la qualité de conservation du signal cérébral. Le deuxième est le rapport de variance entre les périodes artéfactées filtrées et les périodes de repos (non filtrées) (Tab. 5.2). S'il y avait autant de signal cérébral pendant les périodes d'artefacts que pendant les périodes de repos, ce rapport serait supérieur à 1. Ce n'est cependant souvent pas le cas car le patient effectue les artefacts yeux ouverts (donc il y a disparition du rythme alpha) alors que la période de repos est yeux fermés. Ce rapport doit être le plus petit possible. Il permet de justifier que la totalité des artefacts est supprimée.

Ces rapports sont calculés dans chacune des BDF Δ, θ, α et β .

Les Tab. 5.1 et 5.2 donnent les moyennes sur des enregistrements de 5 patients dont 3 présentent des signes d'épilepsie. Les deux patients sains effectuent des ondes lentes non pathologiques à l'hyperpnée et deux des patients épileptiques effectuent des bouffées de pointes ondes. Nous avons sélectionné plusieurs périodes de l'enregistrement correspondant aux catégories (yeux fermés, ondes lentes, artefact oculaires, ...) pour calculer les deux indices.

La meilleure des méthodes de filtrage est celle qui conserve le plus l'activité cérébrale tout en éliminant au mieux les artefacts. L'observation conjointe des Tab. 5.1 et 5.2 nous permet de choisir la meilleure méthode selon l'application. Pour l'analyse clinique, il est plus important de conserver la pathologie que de filtrer la totalité des artefacts. Donc, nous accordons plus d'importance au Tab. 5.1 qu'au Tab. 5.2.

Les Tab. 5.1 montre que toutes les méthodes conservent à plus de 87% le rythme α

(a) ACI automatisée					(b) FOP					
BDF	Δ	θ	α	β		BDF	Δ	θ	α	β
Yeux ouverts	0.78	0.60	0.36	0.55		Yeux ouverts	0.62	0.42	0.18	0.41
Yeux fermés	0.60	0.30	0.13	0.29		Yeux fermés	0.47	0.19	0.05	0.18
Ondes lentes	0.52	0.32	0.21	0.37		Ondes lentes	0.40	0.20	0.12	0.26
Paroxysmes	0.37	0.26	0.20	0.32		Paroxysmes	0.21	0.15	0.13	0.24
	(c) AFOP			_	(d) AFOP et découpage en BDF					
BDF	Δ	θ	α	β		BDF	Δ	θ	α	β
Yeux ouverts	0.58	0.45	0.22	0.46		Yeux ouverts	0.57	0.19	0.04	0.38
Yeux fermés	0.57	0.26	0.09	0.29		Yeux fermés	0.62	0.10	0.02	0.20
Ondes lentes	0.32	0.19	0.12	0.27		Ondes lentes	0.25	0.07	0.03	0.27
Paroxysmes	0.12	0.08	0.09	0.18		Paroxysmes	0.08	0.03	0.04	0.21
(e) AFOP stat	oilisé et	découp	age en	BDF			(f) GA	FOP		
BDF	Δ	θ	α	β		BDF	Δ	θ	α	β
Yeux ouverts	0.48	0.18	0.03	0.38		Yeux ouverts	0.55	0.24	0.03	0.38
Yeux fermés	0.45	0.08	0.02	0.20		Yeux fermés	0.49	0.10	0.02	0.20
Ondes lentes	0.28	0.07	0.03	0.27		Ondes lentes	0.33	0.09	0.03	0.27
Paroxysmes	0.09	0.03	0.04	0.21		Paroxysmes	0.11	0.04	0.04	0.21

Tab. 5.1 : Ecarts quadratiques normalisés dans les BDF pour les périodes sans artefacts

(a) Artefacts oculaires

(b) Artefacts	musculaires
---------------	-------------

BDF	Δ	θ	α	β		BDF	Δ	θ	α	β
Avant filtrage	10.73	1.46	0.43	0.78	Avant filtrag		12.40	1.40	0.49	2.40
ACI auto.	0.90	0.42	0.34	0.53	ACI auto.		2.26	0.57	0.35	0.81
FOP	0.91	0.46	0.37	0.58		FOP	2.62	0.68	0.39	1.06
AFOP	1.41	0.62	0.41	0.74		AFOP	3.39	0.84	0.43	1.26
AFOP + BDF	2.05	0.63	0.41	0.53		AFOP + BDF	10.01	1.07	0.47	0.86
AFOP+stab.+BDF	1.38	0.58	0.41	0.53		AFOP+stab.+BDF	9.49	1.00	0.46	0.86
GAFOP	0.76	0.52	0.41	0.53		GAFOP	2.36	0.79	0.46	0.86

Tab. 5.2 : Rapports de variance entre les périodes artéfactées et une période de repos

lorsque le patient à les yeux fermés et à plus de 48% tous les autres rythmes cérébraux importants (valeurs en gras). Parallèlement, toutes les méthodes permettent une importante réduction des artefacts oculaires (Tab. 5.1(a)) (bandes Δ et θ) ainsi que des rythmes rapides des artefacts musculaires (bande β , Tab. 5.1(b))

De manière générale, FOP (Tab. 5.0(b)) conserve mieux tous les rythmes cérébraux que l'ACI automatisée (Tab. 5.0(a)), bien que les artefacts soient légèrement moins filtrés. Ces méthodes sont particulièrement efficaces pour conserver le rythme α (13% et 5%) du fait qu'il est en général identique à celui de la période d'apprentissage. Les paroxysmes et les ondes lentes n'étant souvent pas présents dans cette période d'apprentissage, sont plus atténués. Ces méthodes présentent l'intérêt de bien filtrer les artefacts et notamment les artefacts mécaniques (bande Δ , Tab. 5.1(b)) bien qu'une partie soit conservée (rapports de 2.26 et 2.62).

La méthode AFOP (Tab. 5.0(c)) permet de mieux conserver les éléments non appris (Ondes lentes et paroxysmes). Une légère atténuation de la conservation du signal yeux ouverts et yeux fermés peut être observée. Elle s'explique par le fait que la présence d'artefact autours des zones calculées modifie l'estimation du signal cérébral. La suppression d'artefact est moins importante par AFOP que par FOP (Tab. 5.2). Pour l'étude clinique, il est préférable de conserver plus de signal cérébral notamment les signes pathologiques (ondes lentes, paroxysmes) même si le filtrage est moins important. Cette méthode est donc plus adaptée.

Le découpage en BDF (Tab. 5.0(d)) améliore sensiblement la conservation du signal cérébral. Le rythme α n'a plus que 2% de différence avec le signal original. Seules les pointes sont légèrement plus atténuées mais le signal artéfactiel des hautes fréquences est beaucoup mieux filtré (Tab. 5.1(b)). D'un autre coté, les artefacts basses fréquences (bande Δ) peuvent engendrer des instabilités. Il en résulte une suppression moins importante des artefacts oculaires (Tab. 5.1(a)) ainsi qu'une propagation d'un artefact Δ sur les périodes sans artefacts (dans le cas où des artefacts oculaires sont présents juste avant ou après). Cette méthode est complètement inadaptée au filtrage des artefacts mécaniques du fait que ceux-ci n'ont pas une répartition suffisamment stable.

L'ajout de la méthode de stabilisation permet de mieux filtrer les artefacts oculaires (Tab. 5.1(a)). Par ailleurs, elle supprime une grande partie des cas d'instabilités propageant un artefact Δ sur les périodes de repos (yeux ouverts et fermés, Tab. 5.0(d)). Les ondes lentes et la bande Δ des paroxysmes peuvent être légèrement modifiées surtout lorsque la localisation est frontale. Sur les bandes α et β , il est très rare que l'angle entre les espaces E1 et E2 soit inférieur au seuil fixé, et donc aucune modification de ces signaux n'est apparente. Enfin la stabilisation n'améliore pas le filtrage des artefacts mécaniques (Tab. 5.1(b)), puisque ceux-ci n'ont pas forcément de répartitions proches de celle des artefacts oculaires. Seul le filtre d'artefacts mécaniques (Tab. 5.0(f)) permet de supprimer la majeure partie de ces artefacts (Tab. 5.1(b)). Par ailleurs, il améliore sensiblement le filtrage d'artefacts oculaires. Nous avons observé que de nombreux cas d'instabilité étaient résolus par cette méthode, puisque les très basses fréquences (<1Hz) entrainent des difficultés d'estimation de la matrice de covariance. Nous remarquons cependant une très légère diminution de la conservation des ondes lentes et de la bande Δ des paroxysmes. Cette méthode n'est appliquée que dans les bandes Δ et θ , donc aucune modification n'est apparente dans les autres bandes. Cette méthode représente un très bon compromis entre la quantité d'artefacts supprimée et la qualité de conservation des signaux cérébraux. Nous validons plus précisément cette méthode dans la section suivante.

5.2.3 Bilan comparatif

Nous venons de comparer la qualité des filtres par les différentes méthodes mais il est important de connaître les différences pratiques. Le Tab. 5.3 illustre le bilan de toutes ces méthodes.

	^A CI ^{IIIaII} uelle	$^{ACI}(L_{evan})$	$^{ACI}{^{auto.}}$	F_{Op}	$^{FOp_{ eq}BD_{F}}$	$^{AFO_{D}}$	${}^{AFOp}_{P \neq BDF}$	$^{AFO}_{P eq Stab}$	${}^{AFO_{P}}{}_{+S_{tab}+B_{D_{F}}}$	GAFOP
Filtrage des yeux	(80%)	(80%)	95%	90%	95%	80%	70%	95%	90%	95%
Filtrage des muscles	(60%)	(60%)	80%	75%	95%	70	90%	70%	90%	90%
Filtrage des artefacts	(70%)	(70%)	70%	60%	70%	50%	20%	55%	30%	80%
mécaniques										
Conservation d'alpha	(70%)	(70%)	85%	90%	98%	95%	98%	95%	98%	98%
Conservation des ondes	(70%)	(70%)	50%	60%	65%	70%	80%	70%	78%	75%
lentes										
Conservation des pointes	(80%)	(80%)	60%	70%	60%	80%	70%	80%	70%	70%
paroxystiques										
Automatique	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Conservation dépendant	Oui	Oui	Non	Non	Non	Léger	Léger	Léger	Léger	Léger
des artefacts presents										
Retard de signal pour	Impossible	10s	0	0	2s	2s	4s	2s	4s	4s
application temps reel										
Nécessite un protocole	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Nécessite une base de	Non	Oui	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
données										
Temps de calcul pour un	-	1 à 2	2 min	1 min	30 min	$2 \min$	30 min	3 min	30 min	30 min
enregistrement de 4h		heures								
Ajout ou propagation	Très	Très	Très	Très	Très	rare	Possible	Rare	Rare	Très
possible d'artefact	rare	rare	rare	rare	rare					rare

 Tab. 5.3 : Bilan comparatif des différentes méthodes

Il serait difficile de comparer rigoureusement l'ACI manuelle à nos méthodes du fait

qu'il est très long de filtrer une page d'EEG. Les valeurs mises dans le tableau représentent le bilan des observations que nous avons faites par filtrage d'artefact de moyenne amplitude. Les conclusions de l'article de P. Levan [Le Van 06] indiquent que l'erreur de classification des composantes par leur méthode est équivalente à l'erreur humaine. Nous supposons donc que les résultats seraient identiques à ceux de l'ACI manuelle, ce qui concorde également avec les illustrations proposées.

Le temps de calcul de la période d'apprentissage dépasse rarement 1 à 2 minutes avec toutes les méthodes. Pour les méthodes sans découpage en BDF, le filtrage est très rapide (< 1min). Le découpage en BDF peut être en comparaison légèrement plus long du fait que chaque signal doit être filtré avec 5 filtres fréquentiels différents. Cependant, cela reste largement réalisable en temps réel. La mise en œuvre des méthodes utilisant l'ACI et la caractérisation de composantes. (ex. Méthode de P. Levan [Le Van 06]) demande un temps de calcul beaucoup plus important du fait que l'ACI doit être calculée sur chaque fenêtre glissante.

Nous pouvons noter que toutes nos méthodes nécessitent un protocole ce qui rend impossible le traitement d'enregistrement archivé. Nous avons cependant effectué plusieurs essais montrant que si l'enregistrement était suffisamment long et artefacté, il est possible de trouver suffisamment d'artefact pour faire l'apprentissage.

Pour l'analyse clinique, la méthode GAFOP paraît plus adaptée du fait de sa qualité de conservation du rythme cérébral par rapport à sa quantité de suppression d'artefact. Il est possible que ce choix soit différent pour d'autres applications. Par exemple, pour la détection anticipée des crises d'épilepsie, il est préférable de supprimer la totalité des artefacts même si nous supprimons une partie du signal cérébral. La méthode FOP sur découpage en BDF avec le filtre d'artefact mécanique est peut-être la mieux adaptée.

5.3 Validation de la méthode finale préconisée pour l'analyse clinique

5.3.1 Méthode choisie

La Fig. 5.5 représente la synthèse de la méthode GAFOP. C'est avec cette méthode que nous allons étudier des fichiers de longues durées (2 à 6h).

5.3.2 Etude des enregistrements par pages de 20s

Nous avons étudié 10 enregistrements de 1 à 5 heures représentant un total de 26 heures. 8 des 10 patients enregistrés sont épileptiques. Parmi ces enregistrements, 3



Fig. 5.5 : Schéma général de la méthode GAFOP

contiennent une crise généralisée et un contient plusieurs crises partielles. Un des enregistrements de patient sain contient de l'EEG de sommeil jusqu'à la phase 3.

Les enregistrements de longues durées contiennent beaucoup plus d'artefact que les EEG de courte durée. En effet, durant les EEG de courte durée, le patient a pour consigne de garder les yeux fermés et de se décontracter. Sur ceux de longue durée, il n'est pas possible de demander au patient de rester immobile pendant tout l'enregistrement.

a) Critère de l'inspection visuelle

Pour évaluer la qualité du filtrage, le neurologue va attribuer une note pour chacune des pages EEG analysées. Les enregistrements sont analysés avant et après filtrage. Nous construisons le Tab. 5.4 pour représenter les résultats. Pour cela, le neurologue a parcouru les enregistrements originaux par page de 20s et a sélectionné 300 pages intéressantes. Pour chacune de ces pages, il a défini les artefacts et les rythmes cérébraux présents. Il a ensuite regardé l'enregistrement filtré et a mesuré la quantité d'artefact et d'EEG supprimée. Une note de 0 à 4 est attribuée pour mesurer cette quantité :

- 0 : l'artefact ou le rythme cérébral est entièrement conservé (atténuation <10%)
- 1 : l'artefact ou le rythme cérébral est légèrement supprimé (atténuation entre 10 et 30%)

- 2 : l'artefact ou le rythme cérébral est moyennement supprimé (atténuation entre 30 et 70%)
- 3 : l'artefact ou le rythme cérébral est fortement supprimé (atténuation entre 70 et 90%)
- 4 : l'artefact ou le rythme cérébral est complètement supprimé (atténuation >90%)

b) Exemples de résultats

Les Fig. 5.6, 5.7, 5.8 et 5.9 illustrent des exemples de filtrage et des notes attribuées par le neurologue.

La Fig. 5.6 illustre un résultat moyen de filtrage. Les pointes ondes sont juste légèrement atténuées et les artefacts sont fortement amoindris. Nous remarquons que le rythme de fond est parfaitement conservé ainsi que les rythmes rapides précurseurs du paroxysme (sec. 11).

La Fig. 5.7 est un exemple d'EEG très artefacté qui parvient à être parfaitement filtré. Le filtrage fait apparaître un rythme θ sur les électrodes F7, F3 et T3, signe de pathologie épileptique qui n'était pas visible auparavant. La totalité du rythme EEG est parfaitement conservé.

Sur la Fig. 5.8, il y a juste un léger artefact musculaire qui est très bien filtré. Nous pouvons remarquer de légères pointes entre les sec. 0-1, 7-8 et 12-13 qui sont parfaitement conservées. Cependant, l'onde Δ (sec 9 et 10 sur la voie F8) qui est supposée être un rythme pathologique, est complètement filtrée. Le rythme α est parfaitement conservé.

La Fig. 5.9 illustre un exemple d'artefact mal filtré correspondant à un mâchonnement. Les mâchonnements représentent des artefacts très importants et il est très difficile d'examiner l'EEG se superposant. Seul le rythme musculaire rapide a été filtré, l'artefact mécanique a été conservé. Les artefacts oculaires entre les sec. 17 et 19 sont filtrés.

c) Construction du Tab. 5.4 pour représenter les résultats.

Nous construisons le Tab. 5.4 pour présenter les évaluations du neurologue. Une cellule du tableau correspond aux pages contenant à la fois le rythme cérébral de la colonne et l'artefact de la ligne. Celle-ci est composée de deux histogrammes (ex. Fig. 5.10). Le premier (celui du haut) correspond à la quantité d'artefact supprimée et le deuxième à la quantité de rythme EEG supprimée. Ces histogrammes représentent les pourcentages du nombre de pages pour chacune des notes. Ainsi, le filtrage parfait correspondrait à un pic à 4 sur le graphique des artefacts et un pic à 0 sur le graphique de l'EEG.



Fig. 5.6 : Exemple de filtrage de la méthode GAFOP. **Notation** : muscles moyens : 3, artefacts oculaires importants : 3, Pointes ondes : 1



Fig. 5.7 : Exemple de filtrage de la méthode GAFOP. **Notation** : muscles importants : 4, artefacts oculaires légers : 3, artefacts mécaniques importants : 3, alpha : 0, theta léger : 0



Fig. 5.8 : Exemple de filtrage de la méthode GAFOP. **Notation** : muscles légers : 4, alpha : 0, Pointes : 0, delta léger : 4



Fig. 5.9 : Exemple de filtrage de la méthode GAFOP. **Notation** : mâchonnement : 1, alpha : 1, artefacts oculaires légers : 4

	Yeux ouverts	Alpha	Delta léger	Delta important	Theta léger	Theta important	Pointes ondes	Pointes	Moyenne
Pas d'artefact		· · · · · ·							I
Artefacts oculaires légérs									
Artefacts oculaires importants									
Artefacts musculaires légers									
Artefacts musculaires moyens									
Artefacts musculaires importants									
Machonnement									
Artefacts mécaniques légers									
Artefacts mécaniques importants									
Moyenne									

Tab. 5.4 : Quantité d'artefact et d'EEG supprimée par page de 20s



Fig. 5.10 : Exemple d'une cellule du Tab. 5.4

Remarque : Pour des raisons statistiques, si une page contient plusieurs types d'artefacts, une page est comptée pour chacun des artefacts mais seulement $\frac{1}{Nombre\ de\ types\ d'artefact}$ page est compté pour le ou les rythmes cérébraux. Prenons l'exemple d'une page contenant de l'artefact oculaire et musculaire léger accompagné d'un rythme alpha. Dans la cellule artefact oculaire, alpha, nous ajouterons 1 sur l'histogramme de l'artefact et 1/2 sur l'histogramme de l'EEG. De même pour la cellule artefact musculaire, alpha. Ainsi nous nous assurons de ne pas compter plusieurs fois un rythme cérébral du fait que plusieurs types d'artefact l'accompagnent. Le même raisonnement est effectué pour les pages contenant plusieurs types de rythmes cérébraux.

d) Interprétation

En analysant la ligne " moyenne ", nous observons d'abord que la majeure partie (95%) des signaux cérébraux est conservée à plus de 70%. De la même façon, la colonne moyenne montre que 90 % des artefacts sont supprimés à plus de 70% ce qui prouve l'efficacité de la méthode. Nous observons que la présence d'artefacts n'influe pas sur la conservation du rythme cérébral. Il n'y a en effet pas de différence significative sur les graphes "EEG" d'une même colonne.

Conservation de l'EEG

Comme nous l'avons déjà observé, le rythme α est toujours très bien conservé (aucune modification n'est visible sur 85% des pages). Les rythmes θ sont également très bien conservés (atténuation faible ou nulle sur 98%) bien qu'une légère diminution est souvent visible. Le rythme Δ est la plupart du temps bien conservé malgré une légère atténuation. Nous avons remarqué que plus la fréquence est basse, plus il est difficile de le conserver surtout lorsqu'il est dans la zone frontale. 6 des 70 pages examinées contiennent des amoindrissements importants du Δ ce qui pourrait fausser l'analyse. Notons cependant que dans les autres 90% le rythme est reconnaissable.

Les pointes ondes subissent presque toujours une légère atténuation, mais restent parfaitement identifiables dans tous les cas. L'atténuation est généralement dans la zone frontale. L'amplitude des pointes diminue en moyenne de 30% alors que l'amplitude de l'onde diminue de 20%.

Sur les deux enregistrements contenant des pointes isolées, celles-ci étaient toujours bien conservées (atténuation faible ou nulle sur 90% et atténuation moyenne sur les derniers 10%)

Elimination des artefacts

Concernant les artefacts, ils sont tous très bien filtrés à l'exception des mâchonnements qui sont atténués en moyenne de 50%. Les mâchonnements sont particulièrement délicats car ils entrainent un artefact mécanique rapide et très important sur toutes les voies. De plus leur répartition est instable.

Les artefacts oculaires sont filtrés à 80% en moyenne. Il peut cependant persister parfois des phénomènes d'instabilité lorsque ceux-ci sont très importants. Ces instabilités peuvent créer un rythme qui pourrait être faussement interprété comme pathologique. Ce phénomène est cependant assez rare (5% des cas d'artefacts oculaires importants).

La méthode est particulièrement efficace pour le filtrage d'artefacts musculaires même lorsque ceux-ci sont très importants (atténuation supérieure à 70% dans 96% des cas).

Enfin les artefacts mécaniques sont complètement filtrés dans 70% des cas. Ce filtrage est cependant assez particulier dans le sens où si l'artefact mécanique ne dépasse pas le seuil, il n'est pas du tout filtré. Lorsque l'artefact provient d'un mouvement d'électrode ou de fil, il est très souvent entièrement filtré. Lorsqu'il provient des mouvements de la tête, il est souvent d'avantage propagé et il est généralement juste atténué.

5.3.3 Etude des crises d'épilepsie

Nous avons testé notre filtre sur 5 enregistrements de crises d'épilepsies généralisées (sur deux enregistrements nous ne nous sommes intéressés qu'à la crise) et sur un enregistrement contenant plusieurs répétitions de crises partielles. Les crises d'épilepsie sont particulièrement artéfactées et il est souvent difficile de différentier les rythmes pathologiques des artefacts. Sur nos essais, les conclusions sur le filtrage sont semblables à celles concernant le reste de l'EEG. Les Fig. 5.11 et 5.12 illustrent deux exemples de filtrage de crises.

La Fig. 5.11 illustre un début de crise généralisée très artefacté. La majeure partie des artefacts est supprimée alors que le rythme Δ sur les électrodes F8, T4, T6 est parfaitement conservé révélant la position du foyer. Par ailleurs, nous observons un rythme θ entre les sec. 6 et 8 qui n'était pas visible avant le filtrage, permettant de mieux discerner la propagation de la crise.

La Fig. 5.12 illustre une autre crise généralisée. La majeure partie des artefacts est également supprimée alors que le rythme Δ est conservé. Les pointes sont également parfaitement conservées, notamment celles entre les sec. 0 et 4 (voies F8, T4, T6) qui étaient difficilement visible avant filtrage.

5.3.4 Etude du sommeil

L'EEG de sommeil est en général beaucoup moins artefacté et le filtrage a moins d'intérêt. Nous avons cependant effectué des premiers essais. L'EEG de sommeil étant plus lent, nous avons du adapter nos paramètres afin de conserver les rythmes, le filtre est de ce fait de moins bonne qualité, mais reste très efficace. La Fig. 5.13 illustre les résultats sur les différents grapho-éléments pouvant apparaître pendant les phases de sommeil. Seul le rythme Δ est atténué de 40% (principalement en frontal), mais toutes les autres ondes sont très bien conservées.



Fig. 5.11 : Exemple de crise d'épilepsie filtrée. **Notation** : artefacts oculaires importants : 3, artefacts musculaires importants : 3, artefacts mécaniques importants : 2, delta important : 0, theta léger 0



Fig. 5.12 : Exemple de crise d'épilepsie filtrée. Notation : artefacts oculaires importants
: 3, artefacts musculaires moyens : 3, artefacts mécaniques légers : 4, delta important :
1, Pointes : 0


Fig. 5.13 : Exemple d'EEG de sommeil

La Fig. 5.14 illustre les notes attribuées par le neurologue sur l'expertise de l'EEG de sommeil. Nous observons que le filtrage reste presque identique pour les artefacts mécaniques et oculaires mais le filtrage des artefacts mécaniques est moins efficace (filtrage moyen 50%). Ceci est du aux modifications de réglage. Comme l'illustre également la Fig. 5.13, seul le rythme Δ est atténué mais les autres rythmes sont très bien conservés, particulièrement les spindles et pointes vertex.



Fig. 5.14 : Résultats de l'expertise du neurologue sur le filtrage de l'EEG de sommeil

5.4 Conclusion

Ce chapitre illustre la qualité du filtrage grâce à plusieurs exemples (notamment sur des crises d'épilepsie) ainsi par des validations statistiques. En plus de valider nos méthodes, nous présentons une proposition de méthodologie de l'analyse de la qualité du filtrage. Avec les améliorations successives, nous sommes parvenus à construire une méthode efficace pour le filtrage des enregistrements EEG cliniques. La comparaison avec l'ACI manuelle montre que GAFOP est souvent plus efficace, particulièrement lorsque l'EEG est fortement artefacté. La prochaine étape sera la mise en place sur des machines de relecture de l'EEG pour tester le réel apport épileptologie.

Nous laissons soin au neurologue de juger de l'efficacité du filtrage : "Cette méthode de filtrage des artefacts apparait remarquable, d'une part en raison de son efficacité sur la plupart des types d'artefacts, d'autre part en raison du respect des rythmes cérébraux normaux et pathologiques. Notamment, elle n'altère pas significativement les activités paroxystiques : pointes, pointes-ondes, ... Il n'y a que dans la bande Δ où la réduction d'amplitude, dans certains cas, peut être marquée.

L'intéret de la méthode est évident en épileptologie où le filtrage des artefacts dévoile les activités paroxystiques, notamment en début de crise.

Par ailleurs, elle va permettre la mise en œuvre de méthode d'analyse de signal (FFT, analyse non linéaire, ...) pour des tracés de longue durée souvent artefactés.

Enfin, l'application automatique du filtrage rend son utilisation aisée pour le clinicien."

Conclusion générale et perspectives

Ce travail est le fruit d'une collaboration scientifique entre des équipes du LAGIS, d'HEI, et de la FLM ainsi que le personnel médical du GHICL. Ces travaux ont été soutenus financièrement par l'AINF, la FNS et la FRM.

Nous avons commencé par étudier les principes de l'EEG afin de définir quels sont les éléments devant être filtrés et les éléments devant être conservés. Nous nous sommes intéressés ensuite aux méthodes de filtrage spatial s'appuyant sur la séparation de sources. Nous avons donc d'abord étudié les fondements mathématiques de l'ACP, l'ACI et de la CSP, puis nous avons présenté l'état de l'art sur le filtrage d'artefacts. Celui-ci réside principalement dans l'automatisation du choix des composantes issues de l'ACI. Nous avons ensuite introduit nos méthodes avant de présenter les résultats sur des données cliniques.

Pour arriver à notre méthode finale, nous sommes partis de l'ACI et nous avons cherché une méthode automatique permettant de définir si une composante était artefactielle ou cérébrale. Nous avons trouvé l'idée très simple d'effectuer une comparaison de variance entre une période de repos et une période d'artefact. Nous avons alors défini un protocole consistant à effectuer une série d'artefacts à chaque début d'examen. Une matrice de filtrage est alors construite pouvant être appliquée sur la totalité de l'enregistrement.

Ces critères permettant de caractériser les sources peuvent être également utilisés pour trouver la meilleure séparation. Il est alors possible de ne plus utiliser l'ACI. C'est le principe de la méthode FOP. Cette formalisation a permis ensuite d'élargir la méthode en considérant que seule la répartition des artefacts est constante et non la répartition des sources cérébrales. Nous déterminons la répartition cérébrale sur une fenêtre glissante en utilisant une méthode de régression. Cette méthode permet de mieux conserver les éléments pathologiques qui ne sont pas présents durant la période de repos utilisée pour l'apprentissage. Cette méthode peut par contre subir des instabilités, nous appliquons alors une réduction de la dimension par ACP permettant, dans de nombreux cas, d'améliorer le filtrage.

Toutes ces méthodes peuvent être fortement améliorées en utilisant un découpage en BDF et en déterminant un filtre spatial sur chacune des BDF. Enfin, nous avons élargi la gamme d'artefacts pouvant être traités. En effet, l'apprentissage ne peut être effectué que sur les artefacts oculaires et musculaires du fait que le patient peut les contrôler volontairement. Nous avons donc développé deux extensions permettant de filtrer les artefacts cardiaques et les artefacts mécaniques.

Dans un soucis d'objectivité, nous avons défini des outils permettant de comparer les méthodes entre elles. Nous avons choisi de comparer les résultats à l'ACI manuelle du fait qu'elle est actuellement considérée comme la méthode de réference. Nos méthodes sont toutes efficaces, mais il faut trouver le meilleur compromis entre la conservation du signal cérébral et l'élimination des artefacts. Selon l'application, nous pourrons choisir d'éliminer plus les artefacts en diminuant aussi le signal cérébral (par ex. avec FOP) ou de conserver plus de signal cérébral mais aussi plus d'artefacts. La méthode GAFOP représente le meilleur des compromis et est souvent supérieure à l'ACI manuelle lorsque la quantité d'artefacts présents est importante.

Nous avons ensuite proposé une méthode de quantification de la qualité des résultats se basant sur l'expertise du neurologue. Cette étude montre que le signal cérébral est particulièrement bien conservé : en moyenne 95% pour le rythme α , 90% pour le rythme θ et 70% pour le rythme theta. Toutes ces ondes restent parfaitement identifiable par le neurologue à l'exception de 10% des ondes lentes Δ qui sont supprimées. Par ailleurs, nous avons trouvé plusieurs exemples où des rythmes pathologiques n'étaient pas visibles avant filtrage et le deviennent après.

Les artefacts sont tous fortement atténués. Les artefacts musculaires sont supprimés à 80% et les artefacts oculaires également même lorsqu'ils sont très importants. Le filtre d'artefacts mécaniques nous permet de supprimer la plupart des artefacts générés par les mouvements d'electrodes, de fils et de la tête. En fonction du seuil, ce filtre peut être très efficace mais peut supprimer, dans quelques rares cas, des rythmes cérébraux importants.

Nous avons également testé notre méthode finale sur des crises d'épilepsie. Le filtrage des crises est particulièrement intéressant pour le diagnostic de l'épilepsie. Il est important que le neurologue sache comment se propage la crise et durant les périodes de crises, les artefacts rendent souvent les signaux EEG illisibles. La mise en valeur des signaux pathologiques permet alors d'améliorer le diagnostic. Les résultats du filtrage des crises sont les mêmes que ceux pour le reste de l'enregistrement. Le filtrage permet une forte amélioration de la lisibilité. Nous avons cependant remarqué que le rythme cérébral pouvait atteindre des fréquences très basses (<1Hz), il est alors difficile de les conserver.

Dans un premier temps, au vu des résultats obtenus, nous envisageons d'implanter nos méthodes sur les machines de relecture de l'EEG afin de les valider au quotidien et de tester leur apport réel pour le l'interprétation des tracés. Il faudrait également effectuer des expériences au aveugles afin de comparer le diagnostique de deux médecins, l'un sur le tracé filtré, l'autre sur le tracé artefacté. Pour le diagnostique de l'épilepsie, le principal point à améliorer est l'augmentation de la conservation des rythmes dans la bande Δ . Pour cela, nous pensons qu'une des solutions les plus simples est d'effectuer un filtrage qui s'adapte à la quantité d'artefacts présents. Ainsi, de nouvelles approches pourront être developpées nous permettant également d'étendre le filtrage à l'EEG de l'enfant et à l'EEG de sommeil.

Nous nous intéressons également à la détection anticipée des crises d'épilepsie où le filtrage permettrait de diminuer le nombre de fausses détections. Des premiers essais encourageants ont d'ailleurs été effectués en utilisant la méthode RQA (Recurrence Quantification Analysis).

Le filtrage peut être également utilisé dans le cadre des Interfaces Cerveau Ordinateur (BCI). Les enregistrements sont généralement peu artefactés du fait que les patients utilisant ces interfaces sont entièrement paralysés. Ils peuvent cependant, dans certains cas, effectuer des clignements d'yeux. Par ailleurs, les méthodes proposées peuvent être envisagées pour supprimer des sources cérébrales n'ayant pas de valeur pour le traitement concerné [Boudet 07b].

Pour améliorer, la qualité du filtrage, il serait intéressant de tester nos méthodes sur un nombre de voies plus important. A l'opposé, pour une application sur un sytème autonome portatif, il faudrait mesurer l'effet de la diminution du nombre de voies. Nous aimerions également tester nos méthodes sur des enregistrements en Magnetoencephalogramme (MEG).

Enfin, nous souhaiterions améliorer l'aspect pratique des méthodes, en déterminant une base commune à tous les patients et ainsi supprimer la nécessité d'effectuer le protocole d'apprentissage. Une solution intermédiaire serait de déterminer une base propre à un patient, réutilisable à chacun de ses examens. Il serait également interessant de chercher une méthode pour développer automatiquement les artefacts sur l'enregistrement afin de les apprendre.

Enfin, nous espérons que nos travaux contribueront à faire avancer la recherche sur l'épilepsie, domaine où les progrès sont attendus quotidiennement par l'ensemble des patients.

Annexes

Annexe A

Principe de la SVM linéaire

Nous définissons un ensemble de points (\mathbf{x}_i, c_i) avec $c_i = 1$ ou -1 correspondant à la classe. Le classifieur correspond au vecteur \mathbf{w} , orthogonal à la séparatrice, et à un seuil b, tel que $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b > 0$ pour \mathbf{x} appartenant à la classe 1 et $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b < 0$ pour \mathbf{x} appartenant à la classe 1 et $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b < 0$ pour \mathbf{x} appartenant à la classe -1.

A.1 Espaces linéairement séparables

La SVM a été introduite par Vladimir Vapnik en 1963 [Vapnik 63]. Nous ne présentons ici que la SVM linéaire (LSVM) utilisée en [Shoker 05], mais il existe également la SVM non linéaire.

Considérons dans un premier temps que l'espace est linéairement séparable (ex Fig. A.1(a)) ce qui peut s'écrire :

 $\exists \mathbf{w}, b \text{ tel que } \forall i, c_i(\mathbf{w}, \mathbf{x}_i - b) \ge 0.$

Comme le montre la Fig. A.1(a), il existe en général plusieurs hyperplans solutions.

La SVM consiste à chercher l'hyperplan qui maximise l'écart minimal entre la frontière et les données. En d'autre terme, il faut maximiser la marge entre les deux classes. Cette marge est définie par les vecteurs supports qui sont les points de chaque classe les plus proches de la séparatrice. Nous définissons alors les deux hyperplans parallèles passant par ces vecteurs supports dans chacune des classes. Ces hyperplans sont décrits par les équations :

 $\mathbf{w.x} - b = 1$ et $\mathbf{w.x} - b = -1$

La marge entre l'hyperplan solution ($\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 0$) et les données de chacune des classes sera $1/||\mathbf{w}||$

La Fig. A.1(b) illustre la construction de ces hyperplans. Les échantillons sur les hyperplans sont appelés vecteurs supports.





(a) Plusieurs classifieurs linéaire séparent les données

(b) Hyperplans de marge maximal après un apprentissage SVM

Fig. A.1 : Principe de la SVM

Pour vérifier que l'ensemble des points est à l'extérieur de la marge, nous devons vérifier que :

 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \ge 1$ pour $c_i = 1$ et $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \le 1$ pour $c_i = -1$ ce qui est équivalent $c_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \ge 1$. Nous formalisons donc le problème sous la forme :

$$min||w|| \tag{A.1}$$

Sous contrainte que $c_i(\mathbf{w}.\mathbf{x}_i - b) \ge 1$

L'algorithme de calcul est donné dans [Burges 00].

A.2 La marge légère

En 1995, Corinna Cortes et Vladimir Vapnik [Cortes 95] ont proposé une solution pour autoriser des points mal classifiées et donc ne plus supposer la séparabilité linéaire des points. Cette solution consiste toujours à maximiser la marge entre les deux classes, en introduisant toutefois une pénalité (ε_i) sur les points mal classés, proportionnellement à leur écart à la frontière. Le problème peut être formulé ainsi :

$$\min||w||^2 + C\sum_i \varepsilon_i \tag{A.2}$$

sous contrainte que $c_i(\mathbf{w}.\mathbf{x}_i - b) \ge 1 - \varepsilon_i$ et $\varepsilon_i > 0$

Le coefficient C est un paramètre permettant de régler le poids des pénalités aux données mal classifiés. La résolution de ce problème s'effectue en calculant le gradient [Burges 00] . Le problème ainsi formulé est un problème convexe et de ce fait, il est possible de trouver le minimum global.

Bibliographie

[Abrard 01] cité page 42 F. Abrard and Y. Deville. From blind source separation to blind source cancellation in the undetermined case: a new approach based on time-frequency analysis. In Proc. of *ICA 2001*, page 734Ű739, San diego (CA), Dec. 2001.

Bear 02

M.F. Bear, B.W. Connors, and M.A. Paradiso. Neurosciences. A la découverte du cerveau. Ed. Pradel, 2002.

[Bell 95]

cité page 46 T. Bell and T. Sejnowski. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. Neural Comutation, 7(6):1004Ũ–1034, 1995.

Belouchrani 97

A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.F. Cardoso, and E. Moulines. A blind source separation technique based on second order statistics. IEEE Trans. Signal Processing, 45(2):434–444, Fev. 1997.

[Berg 91]

cité page 61, 63

cité page 27

cité page 46

P. Berg and M. Scherg. Dipole models of eye activity and its application to the removal of eye artifacts from the EEG and MEG. Clinical physics and physiological measurements, 12:49-54, 1991.

Boudet 06 cité page 85, 86, 99 S. Boudet, L. Peyrodie, P. Galois, and C. Vasseur. A global approach for automatic artifact removal for standard EEG record. In 28th Annual International Conference of the IEEE-EMBS, pages 5719–5722, August 2006.

[Boudet 07a] cité page 85, 89, 99 S. Boudet, L. Peyrodie, P. Gallois, and C. Vasseur. Filtering by Optimal Projection and application to automatic artifact removal from EEG. Signal Processing, 87(8):1978-1992, 2007.

cité page 70, 149

cité page 76

cité page 54, 55

cité page 55

cité page 79

cité page 154

Boudet 07b

S. Boudet, L. Pevrodie, P. Gallois, and C. Vasseur. Mise en évidence des potentiels évoqués par CSP pour le dispositif d'interface P300 Speller. In Act du 21ème Colloque GRETSI, pages 621–624, Troyes, France, 2007.

Boudet 08 cité page 96, 105 S. Boudet, L. Peyrodie, P. Galois, and C. Vasseur. A robust method to filter various types of artifacts on long duration EEG recordings. Accepted to 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (IEEE-ICBBE), 2008.

Bouzida 05

N. Bouzida and L. Peyrodie. Exposant de Hurst pour l'analyse des fluctuations dans un signal Electroencéphalographique EEG. In Proceedings of the 5th Colloquium on the Temporal and Spatiotemporal Chaos, Le Havre, France, 2005.

[Burges 00] cité page 154, 154 C. Burges. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. Technical report, Bell Laboratories, Lucent Technologies, 2000.

Cardoso 93

J.F. Cardoso and A. Souloumiac. Blind beamforming for non gaussian signals. *IEE* Proceedings-F, Radar and Signal Processing, 140(6):362–370, 1993.

[Cardoso 96]

J.F. Cardoso and A. Souloumiac. Jacobi angles for simultaneous diagonalization. SIAM J. Mat. Anal. Appl., 17(1):161–164, Jan 1996.

Cardoso 99

cité page 51, 55, 55 J.F. Cardoso. High-order contrasts for independent component analysis. Neural Computation, 11(1):157–192, Jan 1999.

Common 94

cité page 46, 48, 50, 50 P. Common. Independent component analysis, a new concept. Sig. Pro., 36:287–314, 1994.

Cormen 90

T.H. Cormen, C.E. Leiserson, and R.L. Rivest. Introduction to algorithms. MIT Press, 1990.

Cortes 95

C. Cortes and V. Vapnik. Support-Vector Networks. Machine Learning, 20(3):273–297, 1995.

Croft 00

R.J. Croft and R.J. Barry. Removal of ocular artifact from the EEG : a review. *Clinical* Neurophysiology, 30:5–19, 2000.

De Clercq 05

W. De Clercq, A. Vergult, B. Vanrumste, J. Van Hees, A. Palmini, W. Van Paesschen, and S. Van Huffel. A new muscle artifact removal technique to improve the interpretation of the ictal scalp electroencephalogram. 27th Annual International Conference of the IEEE-EMBS, pages 944–947, 2005.

[De Vos 06]M. De Vos, L. De Lathauwer, A. Vergult, W. De Clercq, W. Van Paesschen, and S. Van Huffel. Jacobi Iteration for Spatially Constrained Independent Component Analysis. 7th international conference on Mathematics in Signal Processing, 2006.

Delorme 07

A. Delorme, T.P. Jung, T. Sejnowski, and S. Makeig. Improved rejection of artifacts from EEG data using high-order statistics and independent component analysis. Neuroimage, 34:1443-1449, 2007.

Dietemann 96

J.L. Dietemann and M. Cepreganov. Imagerie des épilepsies. Collection d'imagerie radiologique, 1996.

Dumas 93 cité page 22, 22, 23, 23, 23, 24, 24, 24, 25, 25, 26 M. Dumas and C. Giordano. L'épilepsie. Ouverture médicale, 1993.

Dyrholm 07

M. Dyrholm, S. Makeig, and L.K. Hansen. Convolutive ICA for spatio-temporal analysis of EEG. Neural Computation (Submitted), 2007.

[Erikson 02]

J. Erikson and V. Koivunen. Blind identifiability of class of nonlinear instantaneous ica models. In Proc. EUSIPCO, pages 565–568, Sep 2002.

[Favrot 06]

A. Favrot, M. Erne, and C. Faller. Improved coktail-party processing. In Proc of 9th Conference on Digital Audio Effects, pages 227–232, Sep. 2006.

Favyad 93

U. Fayyad and K. Irani. Multi-interval discretization of continuous-valued attributes

cité page 61

cité page 14, 62, 81

cité page 82

cité page 62

cité page 30, 30

cité page 72

cité page 41

cité page 79

cité page 41, 42

cité page 42

cité page 79

cité page 81

for classification learning. In *Proceedings of the 13th international joint conference on artificial intelligence*, pages 1022–1029, Le Havre, France, 1993.

[Fevotte 03]

C. Fevotte. Approche temps-fréquence pour la séparation aveugle de sources nonstationnaires. PhD thesis, Ecole Centrale et Université de Nantes, 2003.

[Friedman 97]

N. Friedman, D. Geiger, and M. Goldszmidt. Bayesion network classifiers. Mach Learn, 29:131–163, 1997.

[Golub 96]

G.H. Golub, L. Van, and F. Charles. *Matrix Computations*. Johns Hopkins Univ. Pr., 1996.

[Hamadene 05]

W. Hamadene. Systèmes chaotiques et méthode des récurrences : Application à la détection précoce des crises d'épilepsie. PhD thesis, USTL (Lille 1), 2005.

[Hérault 85]

J. Hérault, C. Jutten, and B. Ans. Détection de grandeur primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé. In *Actes 10ème colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images*, pages 1017–1022, 1985.

[Hyvärinen 97]

A. Hyvärinen and E. Oja. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis. *Neural Computation*, 9(7):1483–1492, 1997.

[James 03]

cité page 62, 82

C.J. James and O.J. Gibson. Temporally constrained ICA: an application to artifact rejection in electromagnetic brain signal analysis. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 50(9):1108–1116, 2003.

[Joyce 04] cité page 61 C.A. Joyce, I.F. Gorodnitsky, and M. Kutas. Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation. *Psychophysiology*, 41(2):313–325, 2004.

[Jung 00] cité page 14, 61, 63 T.P. Jung, S. Makeig, C. Humphries, T.W. Lee, McKeown M.J., V. IRAGUI, and

cité page 41

cité page 52

cité page 15

T.J. Sejnowski. Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. *Psychophysiology*, 37:163–178, 2000.

[Jutten 91] cité page 46 C. Jutten and J. Herault. Blind separation of sources, part i: and adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 24:1–10, 1991.

[Jutten 00]

C. Jutten and A. Taleb. Source separation : from dusk till dawn. In *Proc. of Second International Workshop on ICA and BSS (ICA2000)*, pages 15–26, 2000.

[Jutten 03]

C. Jutten and R. Gribonval. L'analyse en composantes indépendantes : un outil puissant pour le traitement de l'information. In Acts du GRETSI, Groupe d $\check{S}Etudes$ du Traitement du Signal et des Images, 2003.

[Koles 91]

Z.J. Koles. The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 79:440–447, 1991.

[Lagerlund 97]

T.D. Lagerlund, F.W. Sharbrough, and N.E. Busacker. Spatial filtering of multichannel electroencephalographic recordings through Principal Component Analysis by Singular Value Decomposition. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 14(1):73–82, 1997.

[Le Van 06] cité page 14, 61, 73, 74, 74, 75, 76, 77, 78, 117, 132, 133
 P. Le Van, E. Urrestarazu, and J. Gotman. A system for automatic artifact removal in ictal scalp EEG based on independent component analysis and Bayesian classification. Clinical Neurophysioly, 117(4):912–927, 2006.

[Li 06] cité page 61 Y. Li, Z. Ma, W. Lu, and Y. Li. Automatic removal of the eye blink artifact from EEG using an ICA-based template matching approach. *Physiological Measurement*, 27:425–436, 2006.

[Lu 01] cité page 82
 W. Lu and J.C. Rajapakse. Ica with reference. In Proceedings of 3rd Int. Conf. Independent Component Analysis and Blind Signal Separation: ICA2001, pages 120–Ú125, 2001.

cité page 41

cité page 42

cité page 55, 64

cité page 61

cité page 61

cité page 34, 36

cité page 58

cité page 64

cité page 27

cité page 74

[Makeig 96]

S. Makeig, A.J. Bell, T.P. Jung, and T.J. Sejnowski. Independant component analysis of Electroencephalographic data. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 8:145–151, 1996.

[Moulinier 97]

M.B. Moulinier. *Epilepsies en questions*. John Libbey Eurotext, 1997.

[Pham 01]

D.T. Pham and J.F. Cardoso. Blind separation of instantaneous mixtures of nonstationary sources. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 49(9):1837Ũ–1848, 2001.

[Prasolov 94]

V.V. Prasolov. *Problems and Theorems in Linear Algebra*, pages 99–108. American Mathematical Society, 1994.

[Puntonet 95] cité page 42 C. Puntonet, A. Prieto, C. Jutten, M. Alvarez, and J. Ortega. Separation of sources: a geometry-based procedure for reconstruction of n-valued signals. *Signal Processing*, 46:267–284, 1995.

[Puthusserypadya 06]
 S. Puthusserypadya and T. Ratnarajahb. Robust adaptive techniques for minimization of EOG artefacts from EEG signals. *Signal Processing*, 86(9):2351–2363, 2006.

[Rey 97]

M. Rey and P. Guillemant. Contribution of non linear mathematics at eeg analysis. *Clinical Neurophysiology*, 27:406–28, 1997.

[Scherg 90]

M. Scherg. Fundamentals of dipole source potential analysis. *Advances in Audiology*, 6:40–69, 1990.

[Sergent 05] cité page 70 C. Sergent, S. Baillet, and S. Dehaene. Timing of the brain events underlying access to consciousness during the attentional blink. *Nature Neuroscience*, 8:1391–1400, 2005.

[Shoker 05] cité page 73, 77, 153
 L. Shoker, S. Sanei, and J. Chambers. Artifact Removal From Electroencephalograms
 Using a Hybrid BSS-SVM Algorithm. *IEEE Signal processing Letters*, 12(10):721–724, 2005.

 [Taleb 99] cité page 41
 A. Taleb and J. Jutten. Source separation in post non linear mixtures. *IEEE Trans.* Signal Processing, 47(10):2807–2827, Oct 1999.

 [Thomas 00]
 cité page 19, 19, 29, 30, 31, 31, 31, 34, 34, 35

 P. Thomas and A. Arzimanoglou. *Epilepsie*. Abrégés de médecine, 2000.

[Townsend 06]

G. Townsend, B. Graimann, and G. Pfurtscheller. A comparison of common spatial patterns with complex band power features in a four-class bci experiment. *IEEE trans.* on biomedical eng., 53(4):641–651, Avr. 2006.

[Vapnik 63]

V. Vapnik and A. Lerner. Pattern Recognition using Generalized Portrait Method. Automation and Remote Control, 24, 1963.

[Vorobyov 02]

S. Vorobyov and A. Cichocki. Blind noise reduction for multisensory signals using ICA and subspace filtering, with application to EEG analysis. *Biological Cybernetics*, 86(4):293–303, 2002.

[Wallstrom 04]

L. Wallstrom, G, E. Kass, R, A. Miller, J.F. Cohn, and N.A. Fox. Automatic correction of ocular artifacts in the eeg: a comparison of regression-based and component-based methods. *International Journal of Psychophysiology*, 53:105–119, 2004.

[Wang 00]

Y. Wang. Reduction of cardiac artifacts in magnetoencephalogram. *Proceedings of the* 12th International Conference on Biomagnetism (Biomag 2000), 2000.

cité page 55

cité page 153

cité page 64

cité page 102

cité page 67, 73, 73, 75

Résumé

L'électroencéphalographie (EEG) consiste à mesurer l'activité électrique du cerveau à l'aide d'électrodes placées à la surface du cuir chevelu. Cette technique est principalement utilisée pour le diagnostic de l'épilepsie. Certains grapho-éléments comme des ondes lentes et des pointes-ondes peuvent apparaître sur l'EEG permettant au neurologue de détecter une souffrance épileptique.

Malheureusement, cette activité peut être fortement contaminée par des signaux parasites appelés artefacts. Ces artefacts ont pour origines principales l'activité oculaire, l'activité musculaire, le rythme cardiaque et les légers déplacements d'électrodes. Les fréquences des grapho-éléments pathologiques recouvrent celles des artefacts et nous avons alors recours à des filtres spatiaux, reposant sur la séparation de sources. Le principe est de déterminer un ensemble de sources d'origines cérébrales et un ensemble de sources d'artefacts. Les sources d'artefacts sont supprimées et les sources cérébrales sont utilisées pour reconstruire le signal.

Nous présentons dans cette thèse plusieurs méthodes combinant les filtres spatiaux et les filtres fréquentiels afin d'automatiser le filtrage. Une démarche quantitative a été définit afin de valider ces méthodes, nous permettant de choisir la méthode la plus performante appelée Adaptive Filtering by Optimal Projection (AFOP). Les tests sur des enregistrements cliniques de patient épileptiques, ont montré, selon l'avis du neurologue, l'efficacité d'AFOP sur la plupart des types d'artefacts ainsi que son respect des rythmes cérébraux.

Abstract

The electroencephalography (EEG) consists in measuring brain electrical activity thanks to electrodes located on the scalp surface. This technique is mainly used for the diagnostic of epilepsy. Some grapho-elements like slow waves and spike waves can appear on the EEG, enabling the neurologist to detect an epilepsy pain.

Unfortunately, this activity can be highly contaminated by parasitical signals called artifacts. These artifacts have for main origins, the ocular activity, the muscular activity, the cardiac rhythm and tight electrode displacements. The frequencies of pathological graphoelements recover those of artifacts, and it is then required to use spatial filter which is based on source separation. The principle is to determine a set of cerebral sources and a set of artifacts sources. Artifact sources are then cancelled and the cerebral ones are used to rebuild the signal.

This thesis presents several methods using both spatial and frequential filters, making the EEG filtering automated. A quantitative approach of filtering validation is defined, which enables the author to choose the most efficient called Adaptive Filtering by Optimal Projection (AFOP). According to the neurologist, tests on clinical recordings of epileptic patients prove AFOP efficiency on cancelling most of artifact types as well as on respecting cerebral rhythms.

Mots clefs

Electroencéphalographie, Filtrage spatial, Artefacts, Epilepsie - Aide au diagnostic, Analyse en Composantes Indépendantes (ACI), Séparation Aveugle de Sources (SAS), Common Spatial Pattern (CSP), Filtrage automatique