THÈSE

pour l'obtention du Grade de DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées (Diplôme National - Arrêté du 25 Avril 2002)

École Doctorale : Sciences Pour l'Ingénieur et Aéronautique Secteur de Recherche : Traitement du Signal et des Images

> Présentée par : Montaine BERNARD

Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence

Directeurs de thèse : Christine FERNANDEZ-MALOIGNE Joël PAQUEREAU

Soutenue le 30 novembre 2006 devant la Commission d'Examen composée de :

S. Canu, Professeur, INSA de Rouen, PSI	Rapporteur
C. Marque, Professeur, Université de Technologie de Compiègne, BMGBM	Rapporteur
G. Courbebaisse, Ingénieur de Recherche, INSA de Lyon, CREATIS	Examinateur
P. Derambure, Professeur, UFR Médecine-Pharmacie, Université de Lille II	Examinateur
C. Barillot, Professeur, Université de Rennes I, VisAGeS	Examinateur
N. Richard, Maître de Conférences, UFR SFA, Université de Poitiers, SIC	Co-directeur de Thèse
J. Paquereau, Professeur, UFR Médecine-Pharmacie, Université de Poitiers	Directeur de Thèse
C. Fernandez-Maloigne, Professeure, UFR SFA, Universite dePoitiers, SIC	Directeur de Thèse

Mes remerciements vont, tout d'abord, à mes directeurs de thèse, Noël Richard et Joël Paquereau qui n'ont pas eu peur de se lancer dans une aventure, même utopique, et qui m'ont communiqué leurs rêves. Merci également à Christine Fernandez-Maloigne qui a répondu présente pour régler mes nombreux problèmes administratifs.

Je remercie les membres de mon jury de thèse, Catherine Marque, Stéphane Canu, Guy Courbebaisse, Philippe Dermabure et Michel Ménard pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour l'avoir enrichi de toutes leurs remarques.

Merci à Antoine, Claus et Solène pour leurs contributions à ma thèse durant leur stage. Je remercie aussi particulièrement Denis pour ses conseils et son travail sur l'appariement de graphes. Enfin merci à Jimee qui est toujours là pour les débuggages impossibles.

Je remercie tous ceux qui ont accepté d'être un cerveau cobaye pour mes expériences : Loïc, Carlos, Ludo, Olivier (et sa photo), Antoine, Bruno, Guillaume, Xavier, Ruddy, Patrice et François.

Je remercie les membres de mon premier et deuxième bureaux : Benjamin, François M., Emeric, Guillaume et François L. d'avoir fait de cette pièce un endroit sympathique et pour les bons moments que j'ai passés avec eux.

Merci également à tous ceux qui m'ont permis de m'évader et d'oublier ma thèse le temps d'un week-end ou d'une soirée : Cédric, Cécile, Cosmos et Pauline, Etienne, Fred, JC, Julie, Juline, Loïc, Rénat, Stéph, Val, Yannick, Yo et Alexia.

La présence de ma famille a été un soutien très important, merci à Papa, Maman, Anne, Stéphane, Luc, Henri, Clémence et Louise.

Je remercie très sincèrement Bertrand et Maman pour leurs nombreuses relectures fructueuses et pour leur soutien durant cette période difficile de rédaction de thèse.

Et enfin, je remercie Christophe qui m'a soutenue, encouragée et surtout supportée tout au long de cette thèse. Sans lui, tout aurait été beaucoup plus difficile.

Celui qui pourrait regarder à l'intérieur d'un cerveau en pleine activité, suivre le vaet-vient des atomes et interpréter tout ce qu'ils font, celui-là saurait sans doute quelque chose de ce qui se passe dans l'esprit, mais il n'en saurait que peu de chose.

Il en connaîtrait tout juste ce qui est exprimable en gestes, attitudes et mouvements du corps, ce que l'état d'âme contient d'action en voie d'accomplissement, ou simplement naissante : le reste lui échapperait.

Il serait, vis-à-vis des pensées et des sentiments qui se déroulent à l'intérieur de la conscience, dans la situation du spectateur qui voit distinctement tout ce que les acteurs font sur la scène, mais n'entend pas un mot de ce qu'ils disent.

Sans doute, le va-et-vient des acteurs, leurs gestes et leurs attitudes, ont leur raison d'être dans la pièce qu'ils jouent ; et si nous connaissons le texte, nous pouvons prévoir à peu près le geste ; mais la réciproque n'est pas vraie, et la connaissance des gestes ne nous renseigne que fort peu sur la pièce, parce qu'il y a beaucoup plus dans une fine comédie que les mouvements par lesquels on la scande.

Ainsi, je crois que si notre science du mécanisme cérébral était parfaite, et parfaite aussi notre psychologie, nous pourrions deviner ce qui se passe dans le cerveau pour un état d'âme déterminé ; mais l'opération inverse serait impossible, parce que nous aurions le choix, pour un même état du cerveau, entre une foule d'états d'âme différents, également appropriés.

Je ne dis pas, notez-le bien, qu'un état d'âme quelconque puisse correspondre à un état cérébral donné : posez le cadre, vous n'y placerez pas n'importe quel tableau : le cadre détermine quelque chose du tableau en éliminant par avance tous ceux qui n'ont pas la même forme et la même dimension ; mais, pourvu que la forme et la dimension y soient, le tableau entrera dans le cadre.

Mais le cerveau, justement parce qu'il extrait de la vie de l'esprit tout ce qu'elle a de jouable en mouvement et de matérialisable, justement parce qu'il constitue ainsi le point d'insertion de l'esprit dans la matière, assure à tout instant l'adaptation de l'esprit aux circonstances, maintient sans cesse l'esprit en contact avec des réalités.

Il n'est donc pas, à proprement parler, organe de pensée, ni de sentiment, ni de conscience; mais il fait que conscience, sentiment et pensée restent tendus sur la vie réelle et par conséquent capables d'action efficace. Disons, si vous voulez, que le cerveau est l'organe de l'attention à la vie.

Henri Bergson, L'énergie spirituelle. Essais et conférences. (1919)

SOMMAIRE

1	Intr	oductio	n	1
	1.1	Modal	ités d'exploration fonctionnelle cérébrale	2
		1.1.1	Tomographie par émission de positons	2
		1.1.2	Imagerie fonctionnelle par résonance magnétique	2
		1.1.3	Électroencéphalographie et magnétoencéphalographie	3
		1.1.4	Comparaisons des modalités d'exploration fonctionnelle	3
	1.2	État de	e l'art de l'analyse des signaux EEG	5
		1.2.1	Approche clinique	5
		1.2.2	Méthodes non paramétriques	6
		1.2.3	Méthodes paramétriques	7
	1.3	Problé	matique	7
I	Del	la genè	se à l'acquisition de l'activité cérébrale	9
I 2	De l Base	la genè	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques	9 11
I 2	De l Base 2.1	l <mark>a genè</mark> es neuro Activit	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques	9 11 12
I 2	De l Base 2.1	la genè es neuro Activit 2.1.1	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques é électrique	9 11 12 12
I 2	De l Base 2.1	la genè es neuro Activit 2.1.1 2.1.2	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques té électrique	9 11 12 12 14
I 2	De l Base 2.1	la genè es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3	se à l'acquisition de l'activité cérébrale ophysiologiques té électrique	 9 11 12 12 14 15
I 2	De l Base 2.1 2.2	a genès es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3 Activit	se à l'acquisition de l'activité cérébrale ophysiologiques ré électrique	 9 11 12 12 14 15 17
I 2	De l Base 2.1 2.2	la genè es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3 Activit 2.2.1	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques té électrique	 9 11 12 12 14 15 17 18
I 2	De l Base 2.1 2.2	la genè es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3 Activit 2.2.1 2.2.2	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques té électrique	 9 11 12 12 14 15 17 18 19
I 2	De l Base 2.1 2.2	la genè: es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3 Activit 2.2.1 2.2.2 2.2.3	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques té électrique	 9 11 12 12 14 15 17 18 19 20
I 2	De l Base 2.1 2.2 2.3	la genès es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3 Activit 2.2.1 2.2.2 2.2.3 Anaton	se à l'acquisition de l'activité cérébrale physiologiques té électrique	 9 11 12 12 14 15 17 18 19 20 22
I 2	De l Base 2.1 2.2 2.3	la genè es neuro Activit 2.1.1 2.1.2 2.1.3 Activit 2.2.1 2.2.2 2.2.3 Anator 2.3.1	se à l'acquisition de l'activité cérébrale	 9 11 12 12 14 15 17 18 19 20 22 22

	2.4	Conclusion	26
3	Proc	cédures d'enregistrement	27
	3.1	Électrodes et système de placement	27
	3.2	Montage et électrode de référence	29
	3.3	Matériels d'acquisition	30
	3.4	Spécifications techniques	30
	3.5	Conclusion	31
II	Étı	ude de la synchronisation neuronale	33
4	Ana	lyse temps-fréquence	35
	4.1	État de l'art	36
		4.1.1 Fréquence locale	36
		4.1.2 Transformée de Fourier à court terme	37
		4.1.3 Transformée en ondelette	39
		4.1.4 Distributions d'énergie	44
		4.1.5 Matching pursuit	47
	4.2	Analyse temps-fréquence de la synchronisation neuronale	48
		4.2.1 Choix de la décomposition : ondelette continue	48
		4.2.2 Choix de l'ondelette mère : Morlet complexe	50
		4.2.3 Applications	52
	4.3	Conclusion	53
5	Desc	cription et quantification	55
	5.1	Paradigme de pixelisation	56
	5.2	Segmentation	57
		5.2.1 Principe de la ligne de partage des eaux	57
		5.2.2 Adaptation de l'algorithme de ligne de partage des eaux	59
	5.3	Modélisation	63
		5.3.1 Choix du modèle	65
		5.3.2 Principe de la minimisation d'une fonction	65
		5.3.3 Application aux oscillations	69
	5.4	Validation statistique	74
		5.4.1 Principe de la désynchronisation liée à l'évènement	74
		5.4.2 Application aux cartes temps-fréquence	76
		5.4.3 Comparaisons statistiques	79

	5.5	Conclu	usion	. 81
6	Stru	icturati	on et appariement	83
	6.1	Structu	ure de graphe	. 84
		6.1.1	Problématique	. 84
		6.1.2	Notations et terminologie	. 87
		6.1.3	Construction	. 88
	6.2	Appar	iement de graphes	. 90
		6.2.1	Types d'appariement	. 90
		6.2.2	Algorithmes testés	. 93
		6.2.3	Mesure de comparaison	. 97
	6.3	Valida	tion	. 99
		6.3.1	Signaux simulés	. 100
		6.3.2	Potentiels évoqués auditifs	. 104
	6.4	Conclu	usion	. 111

III Applications

7	Mou	vement	volontaire de la main	115
	7.1	Protoco	ole expérimental	116
		7.1.1	Sujets et environnement	116
		7.1.2	Stimulus	116
		7.1.3	Caractéristiques d'enregistrement	118
		7.1.4	Prétraitements	118
	7.2	Analys	e des phénomènes de synchronisations	118
		7.2.1	État de l'art	118
		7.2.2	Résultats	119
	7.3	Coupla	ge inter-électrode	122
		7.3.1	État de l'art	123
		7.3.2	Résultats	125
	7.4	Appari	ement de graphe	129
		7.4.1	Graphe médian par bande de fréquence	129
		7.4.2	Comparaison main droite - main gauche	131
		7.4.3	Décalage temporel	132
	7.5	Conclu	ision	132

8	Question	d'estimation
---	----------	--------------

	8.1	Protocole expérimental	136
		8.1.1 Sujets et environnement	136
		8.1.2 Stimulus	136
		8.1.3 Caractéristiques d'enregistrement	136
		8.1.4 Prétraitements	138
	8.2	Gestion des intervalles	138
		8.2.1 Durées des questions, réflexions et réponses	138
		8.2.2 Amélioration du calcul de la désynchronisation liée à l'évènement	138
	8.3	Interprétation	141
		8.3.1 Approche par désynchronisation liée à l'évènement	141
		8.3.2 Approche par graphe médian	144
	8.4	Conclusion	146
9	Con	clusion et perspectives	147
	9.1	Synthèse	147
	9.2	Validation	148
	9.3	Contributions	149
	9.4	Perspectives	151
A	Ana	lyse en composantes principales	155
	A.1	Présentation	155
	A.2	Formulation mathématique	156
B	Sign	aux simulés	159
С	Mod	èle auto-régressif	173
	C.1	Formulation mathématique	173
	C.2	Choix de l'ordre du modèle	174
	C.3	Différents types de modèles	175
	C.4	Cas multivariables	175
D	Rést	lltats des potentiels évoqués auditifs	179
E	Map	ppings des DLE des questions d'approximation	189
F	Bibli	iographie de l'auteur	195
	F.1	Revues internationales avec comité de sélection	195
	F.1 F.2	Revues internationales avec comité de sélection	195 195

Bibliog	Bibliographie		
F.5	Autres communications	196	
F.4	Conférences nationales avec comité de sélection	196	

TABLE DES FIGURES

1.1	Classification des techniques d'imagerie fonctionnelle	5
2.1	Le neurone biologique	12
2.2	Principe du tout ou rien du potentiel d'action	13
2.3	Déclenchement d'un potentiel post-synaptique	14
2.4	La conduction saltatoire	15
2.5	Corrélation entre l'activité intracellulaire des cellules corticales et les ondes EEG de	
	surface	16
2.6	Deux exemples d'organisation neuronale	16
2.7	Champs électriques générés par les courants synaptiques	17
2.8	Illustration de la réaction d'arrêt de Berger	18
2.9	Les rythmes corticaux	19
2.10	Synchronisation à longue et courte distances	20
2.11	Modèle d'oscillateur à deux neurones	21
2.12	Le système nerveux central	22
2.13	Les lobes cérébraux	23
2.14	Neuroanatomie fonctionnelle	24
2.15	Homunculus	25
3.1	Système standard international de placement des électrodes	28
3.2	Bonnet et électrodes EEG	29
3.3	Système d'acquisition EEG	30
4.1	Signal simulé	36
4.2	Transformée de Fourier du signal simulé	37
4.3	Comparatif des approches dans l'analyse temporelle, l'analyse de Fourier, l'analyse de Gabor, l'analyse en ondelette.	38
4.4	Spectrogramme du signal simulé avec trois tailles de fenêtres différentes	39

4.5	Décomposition d'un signal par transformée en ondelette	39
4.6	Principe de la transformée en ondelette	40
4.7	Transformée en ondelette continuee du signal simulé par une ondelette gaussienne complexe	41
4.8	Ondelette de Daubechies 4 et sa fonction d'échelle	42
4.9	Principe de la transformée en ondelette discrète calculée à l'aide d'un banc de filtre .	43
4.10	Transformée en ondelette discrète du signal simulé par l'ondelette Daubechies 4	43
4.11	Schéma de l'algorithme de décomposition en paquets d'ondelette	44
4.12	Décomposition en paquets d'ondelette du signal simulé	45
4.13	Transformée de Wigner-Ville de quatre atomes gaussiens	46
4.14	Transformées pseudo Wigner-Ville et pseudo Wigner-Ville lissée du signal simulé	47
4.15	Chirp linéaire et sa transformée de Fourier	49
4.16	Corrélations entre une ondelette et ses plus proches voisines par translation pour les ondelettes de Morlet réelles et complexes	50
4.17	Exemples de transformée en ondelette continue de Morlet complexe sur deux signaux EEG réels	53
5.1	Paradigme de pixelisation	56
5.2	Régions générées par la ligne de partage des eaux	57
5.3	Principe de segmentation par l'algorithme de ligne de partage des eaux	58
5.4	Inversion des valeurs de niveaux de gris pour l'application de la ligne de partage des eaux sur la carte temps-fréquence.	59
5.5	Exemples d'histogrammes des cartes temps-fréquence	60
5.6	Histogramme d'une carte temps-fréquence et sa modélisation	61
5.7	Illustration du seuillage des cartes temps-fréquence	62
5.8	Distribution de la durée temporelle des oscillations de la bande alpha	63
5.9	Évolution des durées temporelles et étalement fréquentiel en fonction des bandes de fréquence	64
5.10	Exemple de segmentation d'une carte temps-fréquence	64
5.11	Fonction gaussienne bidimensionnelle	65
5.12	Extrema d'une fonction	66
5.13	Recherche de minimum par la méthode de Powell	67
5.14	Recherche de minimum par la méthode de Brent	69
5.15	Décomposition spectrale de Σ de la loi normale multidimensionnelle	70
5.16	Principe de modélisation d'une bouffée d'énergie de la carte temps-fréquence par une gaussienne	72
5.17	Algorithme de Bresenham	73

5.18	Estimation des paramètres de la gaussienne par minimisation de l'aire entre la distri- bution réelle et la gaussienne	73
5.19	Principe de désynchronisation et synchronisation liées à l'évènement	75
5.20	Illustration du principe de calcul de la DLE traditionnelle et de la DLE temps-fréquence	77
5.21	Comparaison des résultats de la DLE traditionnelle avec la DLE temps-fréquence	80
5.22	Comparaison des résultats de la DLE traditionnelle avec la DLE temps-fréquence segmentée	80
5.23	Comparaison des résultats de la DLE traditionnelle avec la DLE temps-fréquence modélisée	81
6.1	Exemple de processus cérébral	85
6.2	Descripteurs d'une bouffée d'énergie	86
6.3	Exemple de graphes	87
6.4	Illustration du substrat gradué	88
6.5	Construction d'un graphe. Illustration des règles 1 et 2	89
6.6	Construction d'un graphe. Illustration de la règle 3	90
6.7	Construction d'un graphe. Illustration de la règle 4	91
6.8	Exemple de graphe EEG attribué	92
6.9	Les différents problèmes d'appariement de graphes	93
6.10	Arbre de recherche lié à l'appariement de deux graphes	95
6.11	Signal simulé modèle	100
6.12	Illustration des similitudes entre le graphe moyen et les graphes issus des signaux simulés	104
6.13	Représentation schématique des potentiels évoqués auditifs	106
6.14	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 1	107
6.15	Distribution des sommes de similitude sur l'électrode C_z du sujet 1 lors de la stimu- lation auditive	109
6.16	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 38 du sujet 1	109
6.17	Illustration de la diversité des formes des cartes temps-fréquence segmentées	110
7.1	Superposition des réactivités des différentes bandes de fréquence lors d'un mouve- ment volontaire de l'index droit	118
7.2	DLE et SLE des différents rythmes du patient 8 lors du mouvement de la main droite en C_3	120
7.3	Cartes temps-fréquence segmentées moyennées du rythme mu lors du mouvement de la main droite	122
7.4	Mesures de cohérence entre F_z , C_4 , C_3 et P_z lors d'un mouvement de la main droite et de la main gauche	126
7.5	Différences significatives entre les mesures de cohérence d'un mouvement de la main droite et d'un mouvement de la main gauche pour les électrodes F_z , C_4 , C_3 et P_z	127

7.6	Mesures de PDC entre F_z , C_4 , C_3 et P_z lors d'un mouvement de la main droite et de la main gauche	128
7.7	Illustration des liens directionnels obtenus par le calcul de la PDC du rythme sur les mouvements de la main droite et de la main gauche à t=2s	129
7.8	Graphe médian du sujet 8 pour l'électrode C_3 sur la bande mu $\ldots \ldots \ldots \ldots$	130
7.9	Graphe médian du sujet 8 pour l'électrode C_3 sur la bande bêta	130
7.10	Distribution des sommes de similitudes pour les électrodes C_3 et C_4 dans la bande mu des mouvement des mains droite et gauche	131
7.11	Cartes temps-fréquence issues des graphes médians des électrodes C_3 et F_z sur la bande mu du sujet 8 lors d'un mouvement de la main droite	132
7.12	Cartes temps-fréquence issues des graphes médians des électrodes C_4 et F_z sur la bande mu du sujet 8 lors d'un mouvement de la main gauche $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	133
8.1	Positionnement des 25 électrodes sur le scalp	136
8.2	Illustration de la DLE centrée sur chacun des quatre marqueurs (sujet 1, Cz, $8 - 12Hz$)	139
8.3	Illustration de l'imprécision du système de moyennage de la DLE	140
8.4	Modification de la base de temps d'un signal	140
8.5	Modification de la base de temps d'une carte temps-fréquence	140
8.6	DLE avec normalisation temporelle	141
8.7	Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 1	142
8.8	Évolution des désynchronisations du rythme alpha lors du protocole de question d'es- timation	143
8.9	SLE significatives de la bande gamma du sujet 1	144
8.10	Carte temps-fréquence issue du graphe médian de la bande de fréquence alpha de l'électrode F_4	145
8.11	Cartes temps-fréquence issues des graphes médians de la bande de fréquence gamma des électrode F_4 et F_8	145
9.1	Illustration de la chaîne de traitements des signaux EEG	149
9.2	Illustration du logiciel de recherche clinique d'analyse des signaux EEG développé au cours de la thèse	152
B .1	Signal simulé modèle	160
B.2	Signal simulé 1	161
B.3	Signal simulé 2	162
B.4	Signal simulé 3	163
B.5	Signal simulé 4	164
B.6	Signal simulé 5	165
B.7	Signal simulé 6	166
B.8	Signal simulé 7	167

B.9	Signal simulé 8	168
B .10	Signal simulé 9	169
B .11	Signal simulé 10	170
B.12	Signal simulé 11	171
C.1	Principe d'un modèle auto-régressif. y_t est le signal, x_t un bruit blanc et a_j les coefficients	
	du modèle.	173
C.2	Les différents types de modèles auto-régressifs	176
C.3	Principe d'un modèle AR multivariable. Y_t le signal, X_t un bruit blanc et A_k les coefficients du modèle.	177
D.1	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 1	180
D.2	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 38 du sujet 1	180
D.3	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 2	181
D.4	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 2 du sujet 2	181
D.5	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 3	182
D.6	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 4	183
D.7	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 14 du sujet 4	183
D.8	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 5	184
D.9	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 4 du sujet 5	184
D.10	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 7	185
D.11	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 13 du sujet 7	185
D.12	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 9	186
D.13	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 2 du sujet 9	186
D.14	Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 10	187
D.15	Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 3 du sujet 10	187
E.1	Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 1	190
E.2	Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 2	191
E.3	Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet	192
E.4	Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 4	193
E.5	Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 5	194

LISTE DES TABLEAUX

4.1	Récapitulatif des avantages et inconvénients des différentes méthodes d'analyse temps- fréquence	49
4.3	Comparaison entre les différentes types d'ondelette utilisée pour la transformée en ondelette continue	52
6.2	Caractéristiques des signaux simulés	102
6.3	Appariement des signaux simulés	103
6.4	Composantes du PEA tardif chez l'ensemble des sujets	108
6.5	Appariement des graphes de stimulation auditive du sujet 1	108
7.1	Intervalle moyen, minimal et maximal entre deux mouvements consécutifs de la main droite	117
7.2	Intervalle moyen, minimal et maximal entre deux mouvement consécutifs de la main gauche	117
7.3	Synthèse des caractéristiques des variations de synchronisation par bande de fré- quence lors d'un mouvement de la main droite en C_3 dans notre protocole	121
7.4	Date d'apparition de la désynchronisation du rythme mu lors du mouvement de la main droite et gauche pour les aires centrale controlatérale et ipsilatérale	121
8.1	Questions d'estimation posées au sujet	137
8.2	Pourcentage de signaux artéfactés par sujet	138
8.3	Durée minimale et maximale d'exécution de la tâche (écoute de la question, réflexion puis énonciation de la réponse) par chaque sujet	138
8.4	Intervalles de fréquence de la bande alpha des 5 sujets	141
B .1	Caractéristiques du signal simulé modèle	160
B.2	Caractéristiques du signal simulé 1	161
B.3	Caractéristiques du signal simulé 2	162
B.4	Caractéristiques du signal simulé 3	163
B.5	Caractéristiques du signal simulé 4	164

B.6	Caractéristiques du signal simulé 5
B.7	Caractéristiques du signal simulé 6
B.8	Caractéristiques du signal simulé 7
B.9	Caractéristiques du signal simulé 8
B.10	Caractéristiques du signal simulé 9
B.11	Caractéristiques du signal simulé 10
B.12	Caractéristiques du signal simulé 11
D.1	Composantes du PEA tardif chez l'ensemble des sujets
E.1	Intervalle de fréquence de la bande alpha des 5 sujets

LISTE DES NOTATIONS

Nous avons regroupé ci-dessous les principales notations employées dans les différents chapitres du document.

Notations générales

t	variable de temps
f	variable de fréquence
R	ensemble des réels
$L^1(\mathbb{R})$	espace des fonctions intégrables sur IR
$L^2(\mathbb{I}\!\mathbb{R})$	espace des fonctions de carré intégrables sur IR

Notations liées à l'analyse temps-fréquence

a	variable d'échelle
b	variable de position
s(t)	signal
S(f)	transformée de Fourier du signal initial $s(t)$
$\psi_{a,b}(t)$	ondelette translatée en b , dilatée de a

Notations liées aux graphes

$G = (V, E, \nu, \zeta)$	graphe
$V_G = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$	ensemble des nœuds du graphe G
$E_G = \{e_{1,2}, \dots, e_{i,j}, \dots, \}$	ensemble des arcs du graphe G
$\nu: V \to L_V$	fonction interpréteur des nœuds
$\zeta: E \to L_E$	fonction interpréteur des arcs
L_V	domaine des attributs des nœuds
L_E	domaine des attributs des arcs

Abréviations

CWT	Continuous Wavelet Transform
DWT	Discret Wavelet Transform
D/SLE	Désynchronisation ou Synchronisation Liée à l'Évènement
EEG	ElectroEncéphaloGramme
ECoG	ElectroCorticoGramme
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
IRMf	Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle
PEA	Potentiel Évoqué Auditif
SPWVD	Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution
TEP	Tomographie par Émission de Positons
TF	Transformée de Fourier
WVD	Wigner-Ville Distribution

Chapitre 1

INTRODUCTION

Sommaire

1.1	Moda	ités d'exploration fonctionnelle cérébrale 2	2
	1.1.1	Tomographie par émission de positons)
	1.1.2	Imagerie fonctionnelle par résonance magnétique	2
	1.1.3	Électroencéphalographie et magnétoencéphalographie	;
	1.1.4	Comparaisons des modalités d'exploration fonctionnelle	;
		1.1.4.1 Degré d'invasivité	ŀ
		1.1.4.2 Résolution spatiale	ŀ
		1.1.4.3 Résolution temporelle	ŀ
		1.1.4.4 Conclusion	ł
1.2	État d	e l'art de l'analyse des signaux EEG 5	;
	1.2.1 Approche clinique		;
		1.2.1.1 Analyse visuelle	;
		1.2.1.2 Potentiels évoqués	5
	1.2.2 Méthodes non paramétriques		5
		1.2.2.1 Distribution des amplitudes	5
		1.2.2.2Fonction de corrélation6	5
		1.2.2.3 Analyse spectrale	5
	1.2.3	Méthodes paramétriques	7
		1.2.3.1 Modèle auto-régressif	7
		1.2.3.2 Modèle chaotique	7
		1.2.3.3 Segmentation	7
1.3	Proble	matique	1

Si l'on pouvait voir à travers la voûte crânienne, et si la zone à excitabilité optima était lumineuse, on pourrait voir sur un homme pensant, le déplacement incessant de ce point lumineux, changeant continuellement de forme et de dimensions et entouré d'une zone d'ombre plus ou moins épaisse occupant tout le reste des hémisphères.

Ivan Petrovitch Pavlov, Moscou, 1927.

Plusieurs millions de neurones de votre cerveau sont activés lors de la lecture de cette phrase. Ce chiffre reflète une partie de l'extrême complexité du cerveau humain. Il est constitué d'un vaste réseau de centaines de milliards de neurones dont les liaisons et l'activité représentent des processus complexes et mal connus tant à l'échelle microscopique que macroscopique. Ce gigantesque réseau est le support de l'activité cérébrale qui régit l'ensemble du fonctionnement du corps humain.

Le traitement des données internes et environnementales est essentiel aux humains pour déterminer leurs réponses et leurs actions. Si ces informations ne sont pas correctement représentées dans le cerveau, alors le comportement de l'organisme ne sera pas adapté. Sans ces représentations, notre capacité de compréhension de la langue parlée ou écrite, par exemple, serait sérieusement altérée.

Obtenir de meilleures connaissances du fonctionnement cérébral engendrera donc des applications à court ou moyen terme notamment dans le milieu médical (traitement de l'épilepsie, aide à la décision chirurgicale, analyse des troubles mentaux, etc.) et des implications à long terme qui pourraient couvrir l'ensemble de l'activité humaine.

1.1 Modalités d'exploration fonctionnelle cérébrale

L'un des enjeux crucial de la compréhension du fonctionnement cérébral est sans aucun doute notre capacité à suivre au cours du temps et à localiser précisément in vivo l'activité cérébrale humaine.

Plusieurs techniques permettent de suivre l'activité cérébrale d'un sujet de façon atraumatique. Ces différentes méthodes de mesure de l'activité cérébrale s'appuient sur des phénomènes biologiques ou physiques accompagnant l'activité cérébrale.

1.1.1 Tomographie par émission de positons

La tomographie par émission de positons (TEP) permet de visualiser les activités du métabolisme, plus précisément des tissus. Les images sont obtenues par injection dans l'organisme d'une molécule radioactive marquée par des isotopes du carbone, du fluor ou de l'oxygène. Ces marqueurs vont, en se désintégrant, émettre un positon qui va entrer en collision avec un électron de son voisinage après avoir parcouru quelques millimètres. La collision détruit les deux particules et émet deux photons qui partent dans des directions opposées et colinéaires. Ces photons vont être détectés par des capteurs situés autour de la tête du sujet. À l'aide d'algorithmes de reconstruction appropriés, il est possible de connaître précisément la position de la désintégration.

Cette technique permet de localiser, en chaque point d'un organe, une substance marquée par un radio-élément administré à un sujet vivant, et de suivre dans le temps l'évolution de cette substance. Elle fournit ainsi une image quantitative du fonctionnement de l'organe étudié. La TEP permet donc de mesurer la quantité de désintégration en chaque point du volume cérébral pendant la durée de la mesure.

1.1.2 Imagerie fonctionnelle par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps, notamment du cerveau. En observant, sous l'effet d'un champ magnétique intense, la résonance des noyaux d'hydrogène, présents en abondance

1.1. Modalités d'exploration fonctionnelle cérébrale

dans l'eau et les graisses des tissus biologiques, la structure anatomique d'un organe peut être visualisé. Mise au point il y a une trentaine d'années, l'IRM a d'abord été utilisée pour observer l'anatomie mais son évolution a rendu possible l'observation du fonctionnement cérébral par résonance magnétique (IRMf : imagerie par résonance magnétique fonctionnelle) [BJH⁺95, JT96, DYF⁺96].

Avec le développement de techniques ultra rapides d'acquisition et de traitement de données, il est devenu possible de réaliser des images de résonance magnétique en des temps suffisamment brefs pour suivre certains aspects du métabolisme. L'activation des neurones se traduit par une augmentation du débit sanguin local dans les régions cérébrales concernées. La méthode la plus utilisée actuellement est celle basée sur l'aimantation de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges du sang. L'hémoglobine se trouve sous deux formes :

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

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

1.1.3 Électroencéphalographie et magnétoencéphalographie

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

La localisation des activités cérébrales à partir des mesures MEG ou EEG nécessite la résolution de deux problèmes différents mais liés [GAM⁺95, NS00] :

- le problème direct, consistant à calculer les potentiels électriques et les champs magnétiques à la surface du crâne étant donnée la distribution de courant dans le cerveau et les propriétés électromagnétiques des tissus, est un problème bien défini gouverné par les lois de Maxwell [Plo69, Nun81, LNW⁺91];
- au contraire, le problème inverse, consistant à déterminer la distribution spatiale de courant en se fondant uniquement sur des mesures électriques ou magnétiques externes, est fondamentalement mal posé [Nun90]. En effet, pour une série de mesures MEG ou EEG surfaciques, il existe une infinité de distributions de courants dans le cerveau qui sont compatibles avec ces mesures.

1.1.4 Comparaisons des modalités d'exploration fonctionnelle

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

1.1.4.1 Degré d'invasivité

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

1.1.4.2 Résolution spatiale

La résolution spatiale est de l'ordre de quelques mm^3 avec l'IRMf de dernière génération ainsi qu'avec l'EEG et la MEG, grâce à leur casque possédant jusqu'à 256 électrodes. Cependant, en EEG et MEG, de nombreuses difficultés se posent pour localiser exactement les régions cérébrales à l'origine des signaux mesurés et une telle précision ne peut être obtenue que si une seule région de faible étendue contribue aux données MEG ou EEG (ce qui est rarement le cas).

1.1.4.3 Résolution temporelle

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

1.1.4.4 Conclusion

Il n'existe donc pas encore de méthode parfaite pour explorer le fonctionnement cérébral. Il est nécessaire de trouver un compromis entre la résolution temporelle et la résolution spatiale (Fig. 1.1).

L'EEG ou la MEG mesurent directement l'activité électrique neuronale, alors que l'IRMf et le TEP reflètent seulement l'activité métabolique neuronale. Ainsi, il n'est pas possible de conclure directement, avec ces deux dernières techniques, sur le fonctionnement intrinsèque neuronal.

L'EEG possède, avec la MEG, la meilleure résolution temporelle. L'analyse de la distribution spatiale des potentiels électriques de surface, puis le calcul de la distribution volumique des sources électriques, permettent de suivre le déroulement d'un processus cérébral avec une résolution spatiale correcte.

De plus, l'IRMf, la TEP et la MEG étant des techniques très coûteuses, il n'existe que peu d'appareillages dédiés à la recherche. Par contre, l'EEG présente l'avantage d'être présent dans l'ensemble des sites de soins.

Pour ces raisons de représentation directe de l'activité cérébrale, d'un bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle et pour sa grande disponibilité, nous avons décidé de travailler sur des signaux EEG afin de chercher à mieux décrire l'activité cérébrale.



FIG. 1.1 – Classification des techniques d'imagerie fonctionnelle. Les techniques d'investigation du cerveau humain sont classées en fonction de leur précision spatiale, de leur résolution temporelle et de leur degré d'invasivité. Les échelles non linéaire permettent d'apprécier les caractéristiques de chacune d'elles. La technique idéale se situerait en bas à gauche de ce graphique. Adapté d'après [SKC88].

1.2 État de l'art de l'analyse des signaux EEG

Les signaux EEG enregistrent l'activité électrique corticale. Depuis sa découverte en 1929 par Hans Berger, les cliniciens et chercheurs ont employé de nombreuses méthodes afin d'analyser ces signaux EEG pour pouvoir décrire l'activité cérébrale.

L'analyse de l'EEG implique des questions de quantifications : fréquence dominante, similarité, évolution, etc. sur un grand ensemble de signaux. Or l'EEG est un signal complexe dont les propriétés varient temporellement et spatialement. En plus des approches cliniques, deux types d'approches sont envisageables pour analyser ces signaux : les méthodes non paramétriques, qui considèrent le signal comme un signal stochastique et les modèles paramétriques, qui envisage l'EEG issu d'un modèle spécifique.

1.2.1 Approche clinique

1.2.1.1 Analyse visuelle

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

1.2.1.2 Potentiels évoqués

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

1.2.2 Méthodes non paramétriques

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

1.2.2.1 Distribution des amplitudes

Un signal aléatoire peut être caractérisé par la distribution de son amplitude et de ces moments. Ainsi les variations de l'EEG peuvent être quantifiées. De nombreuses études ont cherché à déterminer le type de lois (normale, chi2, ...) que suivent ces distributions afin de pouvoir conclure sur le lien entre la tâche effectuée et les variations du signal [Sau63, CBDL67, Elu69]. La principale difficulté est de respecter les hypothèses de stationnarité et d'indépendance des signaux. Globalement, ces techniques n'apportent pas de résultats très fiables, les résultats varient suivant les tâches à effectuer, la durée des échantillons analysés et la fréquence d'échantillonnage.

1.2.2.2 Fonction de corrélation

L'utilisation des fonctions de corrélation est importante dans l'analyse des EEG. Celles-ci permettent la quantification des relations entre différents signaux EEG. La première fonction utilisée a été le spectre de puissance croisée [JW68] définie à partir de la transformée de Fourier du signal. Depuis, des analyses plus fines sont possibles grâce à des fonctions telles que la cohérence ou la phase.

De nombreuses études ont été réalisées à partir de ces outils : études des différents rythmes corticaux thêta [Wal63, WA65], alpha [DF03], gamma [LRMV99] mais aussi du développement [TPV74] ou des pathologies [FWT⁺06].

1.2.2.3 Analyse spectrale

Une façon classique de décrire les EEG est une description en termes fréquentiels. La transformée de Fourier a permis de déterminer les principales bandes de fréquence actives chez l'homme. L'analyse temps-fréquence, introduite par Bickford [Bic51], permet d'observer les variations fréquentielles en fonction du temps. Cela a de nombreuses applications aussi bien dans l'analyse de mouvement [PA77, GBKD01, DINP01, MNR⁺03], que du langage [QFL⁺01, EKL⁺06], ou encore des expériences visuelles [TBBDP96, RGL⁺99, JHK02, Bri03].

1.2.3 Méthodes paramétriques

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

1.2.3.1 Modèle auto-régressif

Les modèles auto-régressifs sont des modèles de prédictions linéaires qui estiment la sortie d'un système basé sur la précédente sortie. Un lien peut être établi entre ce modèle mathématique et le modèle biophysique de génération de l'activité cérébrale, mais ce lien n'est ni spécifique ni essentiel. L'utilisation d'un tel modèle produit une méthode utile pour la quantification des signaux EEG dans l'analyse spectrale [Zet78, DM87, BFM88, Sub05], la détection d'épisodes non stationnaires [VOP87, AG89] et la division d'un signal EEG en épisodes pseudo-stationnaires [PBC77].

1.2.3.2 Modèle chaotique

L'électroencéphalogramme représente une série temporelle qu'il est possible d'analyser dans l'espace des phases au moyen de techniques particulières qui mettent en évidence la structure chaotique de son attracteur, i.e. un ensemble vers lequel un système évolue de façon irréversible en l'absence de perturbations [Fre87, dS91, NS93, Jan96, Fre03].

Ces méthodes sont très utilisées principalement pour l'analyse et l'aide à la détection des crises d'épilepsie [Jan91, dSPW94, SPA⁺99] mais aussi dans les études des fonctions cognitives [Doy92, Sta05].

1.2.3.3 Segmentation

L'analyse par segmentation a été introduite par [PBC77] dans le but d'extraire des segments d'EEG de propriétés statistiques invariantes. La principale difficulté est de définir les limites des segments à étudier car les études neurophysiologiques sont souvent subjectives. Il n'est donc pas facile d'automatiser ces tâches. L'application essentielle de cette approche est la réduction de la quantité de données portées par les EEG.

1.3 Problématique

À partir de l'étude des approches existantes, nous avons fait deux constats. La première constatation est que les approches les plus intéressantes sont basées sur une analyse conjointe des évolutions temporelles et fréquentielles, grâce notamment à l'introduction des approches temps-fréquence.

La seconde constatation est que le signal EEG est un signal très complexe pour lequel les méthodes paramétriques offre une forte concentration de l'information. Cette concentration devient une nécessité face aux masses de données à stocker, mais surtout à analyser (enregistrement continu de l'activité cérébrale lors du sommeil). Malheureusement, avec les solutions existantes, les paramètres extraits ne sont pas directement interprétables par le neurophysiologiste ; le lien entre les processus physiologiques et les résultats du modèle n'étant pas conservé. Le maintien de ce lien est pour nous une priorité, autant pour favoriser le dialogue avec le spécialiste et permettre une meilleure interprétation, que pour permettre une meilleure intégration de l'outil en phase de routine.

Ces deux constations ont amené notre choix sur une approche « motif » du signal. Cette approche consiste à travailler sur la structure du signal en ne considérant que les éléments prépondérants de ce signal. Ces méthodes, plus classiques en traitement d'images, présentent l'intérêt de produire directement des schémas cognitifs de l'activité cérébrale.

Pour atteindre cet objectif, nous avons développé une chaîne de traitements qui extrait les informations sur les phénomènes de synchronisation à partir d'une analyse temps-fréquence. La structure du signal est portée par un graphe, séparant ainsi l'information locale du signal de l'information de l'enchaînement de ces actions.

Dans ce manuscrit, nous avons fait le choix de ne pas consacrer un chapitre entier à l'état de l'art des techniques d'analyse de l'EEG. Nous détaillerons ces techniques au fur et à mesure des besoins.

La première partie, *De la genèse à l'acquisition de l'activité cérébrale*, décrit les bases des processus de neurophysiologie à l'origine de l'activité électrique qu'il est possible d'enregistrer à la surface du scalp. La méthode d'acquisition, l'EEG, est rapidement décrite dans le chapitre 3.

La deuxième partie, *Étude de la synchronisation neuronale*, décomposée en trois grands chapitres, décrit la chaîne de traitements développée afin de faciliter l'analyse des signaux EEG. À travers le chapitre 4, nous décrivons les principales techniques d'analyse temps-fréquence afin de justifier notre choix de la transformée en ondelette continue. L'extraction et quantification des informations contenues dans les cartes temps-fréquence est détaillée dans le chapitre 5. Enfin, le chapitre 6 aborde la structuration de ces informations sous forme de graphe, puis la comparaison de ces informations grâce à des algorithmes d'appariement de graphes.

Dans la troisième partie, *Applications*, nous avons appliqué les méthodes développées sur deux types de signaux EEG : lors d'un protocole expérimental mettant en œuvre des tâches (les mouvements volontaires de la main) très biens décrites dans la littérature (chapitre 7) et lors d'un protocole de recherche sur certaines fonctions cognitives déficientes chez le parkinsonien (chapitre 8). Première partie

De la genèse à l'acquisition de l'activité cérébrale

CHAPITRE	2
----------	---

BASES NEUROPHYSIOLOGIQUES

Sommaire

2.1	Activi	té électrique
	2.1.1	Du cerveau au neurone
	2.1.2	Propagation de l'influx nerveux
	2.1.3	Activités de surface
2.2	Activi	té rythmique
	2.2.1	Différents rythmes corticaux
		2.2.1.1 Bande gamma γ
		2.2.1.2 Ondes bêta β
		2.2.1.3 Ondes alpha α
		2.2.1.4 Ondes thêta θ
		2.2.1.5 Ondes delta δ
	2.2.2	Fonction des phénomènes rythmiques
	2.2.3	Origine des rythmes synchrones
2.3	Anato	mie fonctionnelle
	2.3.1	Le système nerveux central
	2.3.2	Le cortex
		2.3.2.1 Aires visuelle et psycho-visuelle
		2.3.2.2 Aires auditive et psycho-auditive
		2.3.2.3 Aires sensitive et psycho-sensitive
		2.3.2.4 Aires motrice et psycho-motrice
		2.3.2.5 Lobes frontaux
2.4	Concl	usion

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

A travers ce chapitre, nous allons décrire le fonctionnement cérébral en partant du point de vue microscopique, avec la création de l'activité électrique, jusqu'au point de vue macroscopique, avec l'activité rythmique répartie suivant une certaine localisation fonctionnelle.

2.1 Activité électrique

2.1.1 Du cerveau au neurone

Le cerveau est constitué de différents niveaux d'organisation qui s'étendent sur une double échelle spatiale et temporelle. L'examen microscopique et macroscopique révèle des éléments structuraux dont la taille varie de quelques angströms (canaux ioniques) à plusieurs centimètres (aires cérébrales). Chaque niveau d'organisation possède sa propre échelle temporelle qui découle de propriétés physico-chimiques : de la nanoseconde pour les évènements moléculaires à plusieurs centaines de millisecondes pour la dynamique de réseaux d'aires cérébrales.

Le cerveau humain est composé de 10 à 100 milliards de neurones dont les corps cellulaire constituent la matière grise. Le cortex est une couche, fortement repliée sur elle-même, de substance grise qui recouvre les deux hémisphères. Au sein du cortex, les neurones sont organisés en six couches parallèles et en colonnes corticales de quelques centaines de microns. Le rôle principal des neurones est de recevoir, traiter et transmettre l'information. Le neurone possède pour cela, en plus de son corps cellulaire le pérycarion, deux types de prolongements (Fig. 2.1) : les dendrites sont des extensions afférentes où sont collectées les informations arrivant au neurone, les axones sont des extensions efférentes conduisant les influx nerveux générés vers d'autres cellules. Les échanges d'informations entre cellules sont réalisés au niveau des synapses. La synapse est l'unité structurale et fonctionnelle de connexions entre deux neurones. La membrane des neurones possède la propriété d'être excitable. À l'état de repos, il existe une différence de potentiel entre l'extérieur et l'intérieur d'environ -60 à -70mV due à une différence de concentration ionique.



FIG. 2.1 - Le neurone biologique. Il est composé d'un corps cellulaire, le pérycarion, et de deux types de fibres : les dendrites, fibres afférentes et l'axone, fibre efférente.

2.1. Activité électrique

Deux mécanismes sont à l'œuvre pour la communication neuronale : la transmission de l'influx nerveux le long des fibres nerveuses par le potentiel d'action et la transmission synaptique qui fait le lien entre deux neurones. Le potentiel d'action est une onde biphasique (dépolarisation puis hyperpolarisation de la membrane) de quelque millisecondes, d'amplitude $1 \times 10^{-13} mA$, qui se propage le long de l'axone. Sur une portion d'axone étendue, cette onde est assimilée à un dipôle électrique orienté. Le potentiel d'action, une fois initié, a toujours la même amplitude et le même décours temporel. Tant que le seuil de dépolarisation n'est pas atteint, il n'y a aucune réponse. C'est la loi du tout ou rien. Par contre, si ce seuil est atteint ou dépassé, la réponse est maximale d'emblée. La valeur informative du potentiel d'action n'est donc pas codée sur son amplitude mais sur sa fréquence : une dépolarisation plus importante (et supérieure au seuil) engendre une fréquence du potentiel d'action plus élevée (Fig. 2.2).



FIG. 2.2 – Principe du tout ou rien du potentiel d'action. A- Deux microélectrodes sont placées dans le neurone : une microélectrode de stimulation injectant du courant dans le neurone et une microélectrode enregistrant le potentiel de membrane. B- Suite à un courant négatif, le neurone est hyperpolarisé, aucun potentiel d'action n'est produit. C- Suite à une stimulation de courant positif, une dépolarisation de la membrane neuronale a lieu mais elle ne suffit pas à engendrer un potentiel d'action. D- Le courant injecté dépolarise la membrane jusqu'à une valeur supérieure au seuil. Un potentiel d'action est généré. E- La fréquence de décharge des potentiels d'action augmente avec le niveau de dépolarisation, proportionnellement à la quantité de courant injecté.

La transmission synaptique est basée sur des principes chimiques qui permettent de faire passer l'influx électrique d'un neurone à l'autre. Un potentiel d'action qui atteint une synapse engendre une libération de neurotransmetteurs à travers la fente synaptique qui sépare les deux neurones. Les trains d'ondes de dépolarisation supportés par des courants électrochimiques (les potentiels d'action), sont convertis en codage par concentration de neurotransmetteurs dans la fente synaptique. Ces molécules se diffusent jusqu'à la membrane post-synaptique et modifient sa perméabilité aux ions. Les neuro-transmetteurs se fixent sur des récepteurs de la membrane post-synaptique. On assiste alors à une réponse physiologique locale appelée potentiel post-synaptique (Fig. 2.3) :

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

La nature de l'effet observé dans un élément post-synaptique suite à l'activité d'une synapse dépend du type de neurotransmetteurs et de récepteurs associés à la synapse activée.

L'évènement post-synaptique est caractérisé par une durée de quelques dizaines de millisecondes. Cette propagation est relativement lente : le délai synaptique est de l'ordre de 0, 5ms soit une vitesse de 0, 1mm/s. D'un point de vue électrique, l'évènement post-synaptique peut être assimilé à un dipôle de courant d'amplitude $2 \times 10^{-14} mA$.

Si la membrane dépasse le seuil critique de dépolarisation, un potentiel d'action est initié. Les PPSI empêchent le déclenchement d'un potentiel d'action alors que les PPSE le favorisent. Les potentiels post-synaptiques se propagent le long des dendrites jusqu'au pérycarion. C'est à ce niveau que sont générés les potentiels d'actions qui se propageront ensuite le long de l'axone vers d'autres synapses... Le rôle du neurone est donc d'intégrer ces potentiels post-synaptiques pour moduler sa production propre de potentiels d'action.



FIG. 2.3 – Déclenchement d'un potentiel post-synaptique. L'arrivée de l'influx nerveux au niveau de la terminaison axonique déclenche la libération de neurotransmetteurs. Ces neurotransmetteurs se fixent au niveau de la membrane post-synaptique. Suivant le type de neurotransmetteurs, une dépolarisation ou une hyperpolarisation se produit, donnant respectivement un PPSE (potentiel post-synaptique excitateur) ou un PPSI (potentiel post-synaptique inhibiteur). Le PPSE peut être la source d'un potentiel d'action sur le second neurone, il est donc activateur. Le PPSI inhibe l'apparition de potentiel d'action. Image de la synapse adaptée d'après [Joh03]

2.1.2 Propagation de l'influx nerveux

Les neurones forment des réseaux à travers lesquels circule l'influx nerveux. C'est sous forme électrique que se propage cet influx à la surface de la membrane neuronale, des dendrites jusqu'à l'extrémité parfois très éloignée de l'axone.

Les neurones transmettent rapidement l'influx nerveux d'un bout à l'autre du corps humain. Pour accélérer la conduction nerveuse le long de leur axone, les neurones sont entourés d'une gaine isolante, la gaine de myéline formée par les cellules gliales. La composition chimique de la myéline est très particulière. En effet elle contient 70% de lipides (cholestérol, phospholipides et glycolipides) et 30% de protéines ; ce rapport est inversé dans la membrane des autres types cellulaires. Cette richesse en lipides exclut l'eau et les ions qui y sont dissous et fait de la myéline un bon isolant électrique.
2.1. Activité électrique

La gaine de myéline ne couvre cependant pas entièrement l'axone et laisse de petites sections à découvert. Ces sections sont appelées les nœuds de Ranvier et sont espacées de 0, 2 à 2mm. Les nœuds de Ranvier sont alors des zones de plus faible résistance où la dépolarisation peut se produire. C'est la conduction saltatoire (Fig. 2.4).



FIG. 2.4 – La conduction saltatoire. Dans le cas des axones myélinisés, la conduction est dite saltatoire. La dépolarisation d'un nœud de Ranvier se propage (grâce aux courants locaux) jusqu'au nœud suivant. Lorsque le potentiel seuil est atteint, le potentiel d'action se régénère à ce nœud. Ce mécanisme permet une conduction rapide du potentiel d'action.

Cette propagation saltatoire permet au neurone de préserver son énergie puisque l'excitation nécessaire à la propagation de l'influx est restreinte aux petites régions nodales. Elle permet aussi une grande économie d'espace. En effet, la vitesse de conduction est proportionnelle au diamètre de la fibre pour une fibre myélinisée et à la racine carrée du diamètre pour une fibre non myélinisée. Cela veut dire qu'une fibre non myélinisée devrait avoir un calibre de plusieurs centimètres pour conduire l'influx à la même vitesse $(100m.s^{-1})$ qu'une fibre myélinisée de $20\mu m$ de diamètre.

2.1.3 Activités de surface

Les potentiels mesurés en EEG peuvent être générés soit par les courants associés aux potentiels d'action, soit par les courants associés aux potentiels post-synaptiques, soit par une combinaison des deux. L'expérience montre [Elu72] que le signal EEG recueilli sur le scalp provient majoritairement de la contribution des potentiels post-synaptiques, beaucoup plus persistants que les potentiels d'action. En effet, les potentiels d'action engendrent un champ électromagnétique qui décroît en 1/distance³ alors que le champ engendré par les potentiels post-synaptiques décroît en 1/distance². Les courants générés par une seule cellule ne sont pas mesurables sur le scalp ; par contre l'activité d'un ensemble de cellules actives simultanément, dont le nombre est généralement estimé entre 10⁷ et 10⁹, peut être enregistrée [Nun81]. Ainsi le signal n'est observable en EEG que si de nombreux signaux ont lieu simultanément ce qui est beaucoup plus probable pour les évènements post-synaptiques dont la durée de quelques dizaines de millisecondes dépasse largement celle d'un potentiel d'action qui ne dure que quelques millisecondes (Fig. 2.5).

En plus d'une synchronisation temporelle, une synchronisation spatiale des évènements postsynaptiques est nécessaire pour obtenir un phénomène mesurable sur le scalp. La distance entre l'électrode et la source du potentiel étant très grande par rapport à la taille des sources de courant, deux potentiels de part et d'autre d'une dendrite seront considérés comme provenant d'une même localisation. Ainsi, si ces deux potentiels sont opposés, il en résultera un courant nul alors que s'ils vont dans la même direction ils s'additionneront. En généralisant cet exemple, on observe que l'organisation d'ensembles neuronaux génère des lignes différentes de flux de courant (Fig. 2.6). L'EEG permet



FIG. 2.5 – Corrélation entre l'activité intracellulaire des cellules corticales et les ondes EEG de surface [CWL66]. Les ondes EEG et les potentiels intracellulaires correspondants ont été superposés en utilisant comme référence le pic de l'onde négative de l'EEG. A- Les ondes négatives sont associées dans la cellule corticale à des PPSE pouvant déclencher les potentiels d'action. B- Les ondes positives (+) sont corrélées dans la même cellule à des PPSI. D'après [Ren04].

d'enregistrer principalement les courants localement perpendiculaires à la surface corticale, générés par les neurones organisés en colonne.



FIG. 2.6 – Deux exemples d'organisation neuronale rencontrés dans le système nerveux central avec les lignes de flux de courant qu'ils génèrent. En rouge; la ligne d'isopotentiel électrique nul est indiquée. À gauche, la configuration ouverte : les neurones sont organisés en couches parallèles avec les noyaux dans une région et les dendrites du coté opposé. Cette organisation favorise la diffusion du courant dans l'ensemble du cerveau [dN47]. À droite, la configuration fermée : groupe de neurones avec les noyaux au centre et les dendrites orientés radialement dans la périphérie. Les lignes d'isopotentiel sont des cercles, à l'extérieur de l'ensemble neuronal, le potentiel électrique est nul.

Dans le cas de synapses excitatrices situées dans les couches superficielles, l'électrode se trouve à proximité des courants entrants et la variation de potentiel sera donc négative. Si l'excitation synaptique se situe au niveau du corps cellulaire, alors l'électrode sera proche des courants sortants et l'onde sera positive. Dans le cas de synapses inhibitrices, ces phénomènes seront inversés. Ainsi, l'EEG seul ne permet pas de déterminer l'origine des mécanisme synaptiques, car les synapses inhibitrices profondes produisent la même polarité d'ondes EEG que les synapses excitatrices superficielles.

2.2. Activité rythmique

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



FIG. 2.7 – Champs électriques générés par les courants synaptiques. Déclenchement d'un potentiel postsynaptique. Dans ce cas, la synapse excitatrice se trouve dans la partie supérieure de la région dendritique. Lors de la transmission synaptique, des courants entrant positifs pénètrent dans la dendrite, conduisant à rendre le milieu extracellulaire légèrement négatif. L'EEG mesure les courants générés au niveau du dipôle électrique au travers des différentes couches de tissus. Il est nécessaire que des milliers de cellules corticales soient activées en même temps pour atteindre une variation de potentiel détectable en surface. Modifié d'après [BCP01].

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

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

2.2 Activité rythmique

La contribution au signal de chaque neurone est extrêmement faible et le signal doit traverser plusieurs couches de tissu non neuronal (méninge, milieu liquide, os du crâne, peau) avant d'atteindre les électrodes (Fig. 2.7). Une population de neurones ne peut produire un signal d'amplitude mesurable à la surface du scalp que si les activités de ces éléments se somment de façon constructive, c'est-à-dire si une majorité de neurones décharge en phase (Fig. 2.5). Les oscillations des signaux EEG reflètent donc nécessairement une synchronisation oscillatoire sous-jacente. En conséquence, l'amplitude du signal EEG dépend fortement du degré de synchronisation de l'activité des neurones. Les signaux rythmiques de l'EEG sont souvent décrits en termes d'amplitude relative pour montrer le degré de synchronisation ou de désynchronisation cérébrale sous-jacente.

2.2.1 Différents rythmes corticaux

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

2.2.1.1 Bande gamma γ

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

2.2.1.2 Ondes bêta β

Les ondes bêta sont rapides, de fréquence entre 13Hz et 25Hz, elles indiquent une activation globale du cortex. Elles sont observées souvent à moins de $10\mu V$ (Fig. 2.9).

2.2.1.3 Ondes alpha α

Les ondes alpha ont une fréquence de 8 à 13Hz et sont observées sur un tracé de veille. Elles se rencontrent principalement dans les régions occipito-pariétales. Elles ont une amplitude de 10 à $100\mu V$ (Fig. 2.9). Les ondes alpha disparaissent lorsque l'attention est concentrée sur une activité précise. Elles sont induites lors de la fermeture des yeux chez un sujet relaxé. L'ouverture des yeux bloque les ondes alpha : c'est la réaction d'arrêt de Berger (Fig. 2.8). Il a été montré que ce rythme est généré par interaction entre les populations neuronales corticales et certains noyaux thalamiques [dS91]. Le rythme μ



FIG. 2.8 – Illustration de la réaction d'arrêt de Berger. Les ondes alpha disparaissent dès que le sujet ouvre les yeux.

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

2.2.1.4 Ondes theta θ

Les ondes thêta ont une fréquence de 4 à 7Hz. Elles se rencontrent surtout sur les régions temporales dans certaines fonctions cognitives et lors de l'endormissement [STN⁺96]. Elles ont une amplitude de 10 à $50\mu V$ (Fig. 2.9). Elles se forment suite à l'interaction entre les populations du cortex et de l'hippocampe [Mil91].

2.2.1.5 Ondes delta δ

Les ondes delta ont une fréquence inférieure à 4Hz. Elles sont caractéristiques du sommeil profond (Fig. 2.9).



FIG. 2.9 – Les rythmes corticaux.

2.2.2 Fonction des phénomènes rythmiques

De manière générale, plus le niveau de vigilance est bas plus la fréquence du rythme cortical est basse et l'amplitude importante. Ceci paraît logique car, au moment où le cortex est le plus engagé dans l'analyse de l'information provenant d'un influx sensoriel ou d'un processus interne, l'activité des neurones corticaux est relativement élevée, mais aussi relativement peu synchronisée. En d'autres termes, chaque neurone individuel, ou chaque petit groupe de neurones, est fortement impliqué dans un des aspects d'une tâche cognitive ; il décharge rapidement mais pas tout à fait simultanément avec les neurones voisins. La synchronisation est donc faible, ainsi que l'amplitude de l'EEG. En revanche pendant un sommeil profond, les neurones corticaux ne semblent pas impliqués dans le traitement de l'information et beaucoup d'entre eux sont périodiquement stimulés par le même influx lent et rythmique. Dans ce cas, la synchronisation est forte et l'amplitude de l'EEG aussi.

De nombreux travaux portent sur l'explication de ces rythmes corticaux. Walter Freeman a suggéré le premier que l'activité rythmique des neurones sert à coordonner l'activité entre différentes régions du système nerveux [Fre91]. Le cerveau est alors vu comme un système de traitement d'informations organisé en parallèle. Il existe donc différentes aires cérébrales travaillant indépendamment mais hautement interconnectées [CK90].

Le système visuel est représentatif de ce type d'organisation. Des études anatomiques et physiologiques chez le singe ont conduit à l'identification de plus de 30 aires visuelles corticales distinctes. Cette parcellisation s'explique par le degré fonctionnel de spécialisation, les neurones de chacune de ces aires sont spécialisés dans le traitement d'un type d'informations (couleur, forme, mouvement, texture,...) [Zek92]. Cette organisation fonctionnelle explique qu'un objet placé dans notre champs de vision va activer plusieurs aires corticales simultanément, ce qui implique que le cerveau doit être capable d'intégrer de façon cohérente ces informations sensorimotrices distinctes. Une telle capacité est cruciale pour déterminer ou distinguer l'identité d'un objet ou d'un évènement [ES01]. Ces observations permettent de soutenir la théorie d'une organisation spatio-temporelle du codage neuronal : des assemblées de neurones distribuées spatialement véhiculent l'information et la représentation mentale émergerait de leur synchronisation temporelle. Les mécanismes neuronaux d'intégration des données doivent donc être aussi puissants qu'efficaces.



FIG. 2.10 – Représentation des synchronisations à longue et courte distances. Deux assemblées, localisées entre deux aires distinctes, entretiennent une relation transitoire en synchronisant leurs activités.

Varela et al. proposent deux stratégies complémentaires permettant de définir les différents niveaux d'intégration des données acquises [VLRM01]. Ceci résume la théorie du *binding* :

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

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

2.2.3 Origine des rythmes synchrones

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

- 1. l'activation de tous ces neurones peut dépendre d'un même générateur mental, ou pacemaker;
- 2. ils se donnent eux-même la mesure en s'excitant ou en s'inhibant mutuellement [GSS+99].

Le premier mécanisme est analogue à celui d'un orchestre où chaque musicien suit exactement la mesure donnée par le chef d'orchestre. Le second mécanisme est plus subtil car la mesure vient du

comportement collectif des neurones corticaux eux-mêmes. Un exemple de ce phénomène pourrait être le suivant : une personne demande à un ensemble de gens de taper dans leurs mains mais sans donner d'indication de mesure. En peu de temps, les battements de mains seront synchronisés. En s'écoutant les uns les autres, ils ajustent la fréquence de leurs battements afin d'être en phase. Dans un réseau de neurones, ces interactions se produisent par l'intermédiaire des connexions synaptiques. Différents types de circuits neuronaux sont prédisposés pour générer une activité rythmique. La figure 2.11 montre un exemple simple formé d'un neurone excitateur et d'un neurone inhibiteur.



FIG. 2.11 – Modèle d'oscillateur à deux neurones. Deux neurones, l'un excitateur et l'autre inhibiteur, sont reliés l'un à l'autre synaptiquement. 1- le neurone excitateur est excité (ou cesse d'être inhibé), 2- le neurone excitateur excite le neurone inhibiteur, 3- le neurone inhibiteur inhibe le neurone excitateur et est donc de moins en moins activé, 4- le neurone inhibiteur cesse son activité, donc le cycle recommence.

Dans le cerveau des mammifères, l'activité synchrone est composée de la combinaison des deux types de mécanismes. Le thalamus, envoyant massivement des informations à tout le cortex, représente un *pacemaker* puissant. La synchronisation de l'activité rythmique de chaque neurone du *pace-maker* thalamique se fait par un mécanisme semblable à celui du battement des mains. Les connexions synaptiques existant entre les neurones thalamiques excitateurs et inhibiteurs obligent chaque neurone à ajuster sa propre décharge au rythme de l'ensemble des neurones.

2.3 Anatomie fonctionnelle

2.3.1 Le système nerveux central

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

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

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



FIG. 2.12 – Le système nerveux central. Le système nerveux central comprend 1) l'encéphale dans la boîte crânienne, constitué par le cerveau, le tronc cérébral et le cervelet et 2) la moelle épinière dans le canal vertébral.

Entre ces deux ensembles anatomo-fonctionnels s'interpose le maillage neuronal dont la structure sera d'autant plus complexe qu'elle traite des opérations complexes. Au niveau le plus simple, se place l'activité réflexe. Celle-ci est supportée essentiellement par la moelle épinière et en partie par le tronc cérébral (Fig. 2.12). Mais le rôle du système nerveux central est aussi plus subtil car il est capable de traiter l'information afférente par analyse. Il lui donne un sens, la conserve en mémoire, établit des classements et des comparaisons. Finalement, il fait émerger des décisions organisées et adaptées. Il est agencé de manière hiérarchique. La partie basse de l'encéphale assure la réalisation de très nombreuses fonctions motrices ou de diverses régulations homéostatiques. La partie haute de l'encéphale assure les fonctions complexes telle que la mémoire ou les fonctions cognitives.

2.3.2 Le cortex

Le cerveau est formé de deux hémisphères cérébraux, d'aspect plissé dont la substance blanche, interne, est recouverte d'un cortex cérébral gris, d'épaisseur variable. Trois sillons plus accentués (scissure de Sylvius, sillon de Rolando, sillon perpendiculaire) divisent chaque hémisphère en quatre lobes (frontal, temporal, pariétal, occipital) comprenant chacun un certain nombre de circonvolutions (Fig. 2.13).



FIG. 2.13 – Les lobes cérébraux.Chacun des deux hémisphères cérébraux est divisé en quatre lobes qui sont, d'avant en arrière le lobe frontal situé juste derrière le front au dessus des yeux (en bleu), le lobe temporal situé au dessus de l'oreille légèrement en arrière et en dessous du lobe frontal (en vert), le lobe pariétal situé en arrière du lobe frontal (en jaune) et le lobe occipital, qui comme son nom l'indique est situé au niveau de l'occiput, c'est-à-dire la partie la plus arrière du crâne (en rouge).

Le cortex représente la partie haute de l'encéphale qui traite les informations complexes et nous permet d'avoir un comportement cohérent et intelligent. Pour cela, certaines zones du cerveau sont spécialisées dans certaines fonctions. On individualise ainsi une aire motrice, une aire sensitive, une aire visuelle et une aire auditive. À proximité de ces aires s'étendent des régions moins bien délimitées : ce sont les centres d'association psychique qui vont intégrer la sensation élémentaire (perception) et l'identifier (gnosie). La majorité de ces voies nerveuses sont croisées c'est à dire que les voies de la sensibilité de la moitié du corps gauche sont ressenties par l'hémisphère cérébral droit et inversement. De même la commande de la moitié du corps gauche est sous la dépendance de l'hémisphère cérébral droit et inversement. Le « cerveau » gauche est le dominant chez un droitier, le droit chez un gaucher. Ainsi chez le droitier, c'est le cerveau gauche qui héberge le centre de la parole et les raisonnements de type mathématique et le droit sera plutôt celui du sens artistique et de l'intuition. Sur la figure 2.14, les différentes aires du cortex sont détaillées.

2.3.2.1 Aires visuelle et psycho-visuelle

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

2.3.2.2 Aires auditive et psycho-auditive

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



Face externe de l'hémisphère gauche

FIG. 2.14 – Neuroanatomie fonctionnelle [Sev].

2.3.2.3 Aires sensitive et psycho-sensitive

Les voies de la sensibilité générale consciente (cutanée et profonde) atteignent le cortex après croisement dans la moelle et le bulbe, et après un relais dans les noyaux thalamiques. En arrière de l'aire sensitive primaire s'étend une aire secondaire (Fig. 2.15). Le malade qui présente une lésion de

cette aire ressent normalement les sensations élémentaires et ne présente aucun symptôme d'anesthésie, mais il ne perçoit aucune impression d'ensemble (agnosie). Il est incapable d'identifier les objets qu'il touche et a perdu complètement le sens des attitudes. Dans cette aire sont enregistrées les images tactiles antérieurement acquises : donc outre un centre d'intégration des sensations présentes, c'est aussi un centre de mémoire des perceptions.

2.3.2.4 Aires motrice et psycho-motrice

Elle est située dans la circonvolution frontale ascendante, c'est un véritable clavier de commandes assurant la contraction élémentaire de tous les muscles. Le système musculaire tout entier se projette ainsi sur la circonvolution frontale, mais l'étendue de chaque centre moteur dépend, non de la masse des muscles qu'il représente, mais de la précision des mouvements dont ces muscles sont capables : ainsi, chez l'homme, la face et les mains occupent une fraction importante de l'aire motrice (Fig. 2.15).



FIG. 2.15 – Homunculus. Représentation des différentes parties du corps déformées selon la place qu'ils occupent dans les cortex moteur (gauche) et sensitif (droite)

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

d'ailleurs l'aire psycho-sensitive) de l'un des hémisphères est prédominante : il s'agit de l'hémisphère gauche chez les droitiers, de l'hémisphère droit chez les gauchers.

2.3.2.5 Lobes frontaux

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

2.4 Conclusion

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

CHAPITRE	3
----------	---

PROCÉDURES D'ENREGISTREMENT

Sommaire

3.1	Électrodes et système de placement	27
3.2	Montage et électrode de référence	29
3.3	Matériels d'acquisition	30
3.4	Spécifications techniques	30
3.5	Conclusion	31

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

Dans ce chapitre, nous présenterons les principes d'enregistrement de l'électroencéphalogramme permettant d'étudier les phénomènes d'activations cérébrales. Différentes procédures d'enregistrement existent, nous avons choisi de nous focaliser sur les techniques employées pour l'acquisition des données utilisées dans ce mémoire.

3.1 Électrodes et système de placement

En EEG, les capteurs sont des électrodes de quelques millimètres de rayon qui enregistrent les variations de potentiels électriques. Il en existe plusieurs types d'électrodes.

Les électrodes peuvent être insérées dans un bonnet élastique. Le tissu et les électrodes forment un bonnet qui est disposé sur la tête du sujet (Fig. 3.2). Ces électrodes sont en argent chloruré et un gel conducteur est ajouté pour assurer une bonne conduction entre l'électrode et le scalp. Elles sont disposées selon le système standard international 10-20 de placement des électrodes [SCL⁺91] (Fig. 3.1). Dans ce système, les points de référence sont le nasion (haut du nez) et l'inion (point saillant à la base arrière du crâne). À partir de ces points, le périmètre du crâne est calculé. La localisation des électrodes est déterminée par des intervalles de 10% et 20% de ce périmètre [COS69]. En supposant une anatomie cérébrale normale, ce système permet de placer chez différents sujets la même électrode au regard des mêmes aires cérébrales et permettant ainsi de réaliser des comparaisons inter-sujets.



FIG. 3.1 - Système standard international de placement des électrodes. A) vue de la gauche, B) vue de dessus. En C) localisation et nomenclature des électrodes selon la société américaine l'électroencéphalographie (Adapté d'après [SCL⁺91]).

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

- $-\mathbf{F}$: frontale;
- **T** : temporale ;
- C : centrale;
- **P** : pariétale ;
- **O** : occipitale.

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

Les électrodes cupules sont utilisées pour placer des électrodes supplémentaires, telle que l'électrode de référence ou les électrodes bipolaires mesurant les mouvements oculaires. Elles sont remplies de pâte conductrice et sont collées sur le scalp par effet adhésif (Fig. 3.2). Ces électrodes sont reliées à l'appareil d'enregistrement au moyen de simples fils isolés.

Dans tous les cas, il est nécessaire de s'assurer de la continuité électrique et de la bonne qualité de l'interface électrochimique (électrode-électrolyte-peau) en mesurant l'impédance des électrodes par rapport à une électrode de référence (électrode dite de terre).

Le nombre d'électrodes dépend du protocole à réaliser ; en recherche, elle est fréquemment constituée d'au minimum 64 électrodes.



FIG. 3.2 – Bonnet et électrodes EEG. Le bonnet est un tissu élastique contenant les électrodes, 64 dans cette exemple, placées selon le système international 10-20 [SCL⁺91]. Les électrodes supplémentaires, des électrodes cupules, sont ici l'électrode de référence sur le front et une paire d'électrodes bipolaires pour détecter les mouvements oculaires.

3.2 Montage et électrode de référence

Le montage est la combinaison qui fait correspondre à deux électrodes un amplificateur et une voie. Dans le cas d'un montage mono-polaire, chaque couple d'électrodes est constitué d'une électrode du scalp active et d'une référence.

Afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles, le choix de l'électrode de référence est important. En effet, sur le plan théorique, la méthode mono-polaire consiste à enregistrer le potentiel « absolu » d'un point du scalp, c'est à dire la différence entre le potentiel du point étudié et le potentiel nul. Le potentiel nul est celui d'un point à l'infini ou par approximation situé loin du point enregistré.

La référence la plus satisfaisante serait donc une électrode extra-céphalique, mais en pratique, elle présente de nombreux artefacts électrocardiographiques. Une autre solution est de choisir une électrode céphalique, sur le menton ou le nez, ou encore un couple d'électrodes placées sur chaque mastoïde ou aux deux lobes des oreilles. Dans nos études, nous avons choisi d'utiliser les lobes auriculaires comme système de référence ce qui permet d'éviter les artefacts électrocardiographiques ainsi que la diffusion de l'activité électrique des régions cérébrales. L'électrode de terre, nécessaire pour servir de masse au système, est disposée sur le nez.

3.3 Matériels d'acquisition

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

- une têtière, boîte d'entrée des connecteurs reliés aux électrodes du casque ;
- un amplificateur afin d'amplifier les signaux EEG qui sont de l'ordre du microvolt;
- un filtre analogique coupe-bande de 50Hz permettant la suppression des parasites dus au courant électrique;
- un convertisseur analogique numérique, il faut alors respecter le théorème de Shannon pour le choix de la fréquence d'échantillonnage. La période d'échantillonnage temporel est classiquement entre 0.5ms et 2ms, c'est-à-dire 2000 à 500 points par seconde et par électrode, ce qui d'après Shannon permet d'enregistrer des signaux de fréquence de 1000 à 250Hz;
- un système de visualisation et d'écriture sur disque.

L'ensemble de ces éléments est représenté sur la figure 3.3.



FIG. 3.3 - Système d'acquisition EEG. Les différences de potentiels électriques sur le scalp sont enregistrées par des électrodes reliées à un ensemble composé d'une têtière, d'un amplificateur, d'un filtre analogique coupe-bande de 50Hz et d'un système d'écriture sur disque dur pour la sauvegarde des signaux EEG.

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

3.4 Spécifications techniques

Le sytème d'acquisition, utilisé pour l'enregistrement des signaux EEG des différents protocoles expérimentaux, est le système *Cognitrace* proposé par ANT ®. Les spécifications techniques sont les suivantes :

- Entrées unipolaires
 - nombre : 64 à 128 ;
 - bruit < $1, 5\mu V$ par pic;
 - gain : $20 \times$;
 - sortie maximum : $-2V \pm 2V$;
 - connecteur : micro coaxial, blindage actif;

- Échantillonnage
 - Quantification 71,526nV par bits
 - Résolution 22 bits
 - Fréquence d'échantillonnage : de 64Hz à 2048Hz;
- Préamplificateur/DSP
 - filtre digital passe bas du premier ordre IIR à virgule constante de fréquence de coupure = $0,27 \times$ fréquence d'échantillonnage;

3.5 Conclusion

L'électroencéphalogramme enregistre les variations de potentiels électriques à la surface du scalp. Ces potentiels sont caractéristiques de l'activité cérébrale. Ils sont générés par la sommation de potentiels post-synaptiques synchronisés. L'activité synaptique est significative du traitement de l'information par le cerveau. Cependant, si chaque neurone et chaque synapse a un rôle dans ce traitement de l'information, c'est la synchronisation qui permet une intégration à grande échelle de tous ces traitements et qui permet de produire une réponse cohérente. Pour étudier le fonctionnement cérébral, il est donc obligatoire de se pencher sur l'analyse de la synchronisation cérébrale.

Dans la suite de ce manuscrit, nous allons nous attacher à étudier cette synchronisation neuronale à travers l'utilisation de techniques d'analyse d'images et de signaux. Nous mettrons en rapport autant que possible ces techniques avec les techniques actuelles de traitements des signaux EEG présentées dans la littérature.

Deuxième partie

Étude de la synchronisation neuronale

CHAPITRE	/
----------	---

ANALYSE TEMPS-FRÉQUENCE

Sommaire

4.1	État d	at de l'art		
	4.1.1	Fréquence locale		
	4.1.2 Transformée de Fourier à court terme			
	4.1.3	Transformée en ondelette		
		4.1.3.1 Transformée en ondelette continue		
		4.1.3.2 Transformée en ondelette discrète		
		4.1.3.3 Paquets d'ondelette		
	4.1.4	Distributions d'énergie		
	4.1.5	Matching pursuit		
4.2	4.2 Analyse temps-fréquence de la synchronisation neuronale			
	4.2.1	Choix de la décomposition : ondelette continue		
	4.2.2	Choix de l'ondelette mère : Morlet complexe		
	4.2.3	Applications		
4.3	3 Conclusion			

L'étude de l'activité cérébrale nécessite une analyse quantitative des oscillations codant le transfert de l'information d'une population neuronale à une autre. Ces oscillations, enregistrées au moyen de l'EEG, sont des évènements transitoires, imprévisibles même statistiquement. Une analyse des variations fréquentielles permettrait de décrire ces évènements.

L'observation d'un signal s(t) au cours du temps nous permet de connaître son début et sa fin et de constater ses éventuelles variations qualitatives. Cependant, il est moins évident de se faire une idée de ses périodicités (i.e. ses fréquences). D'où l'utilisation de la transformée de Fourier afin de décomposer le signal en une fréquence fondamentale accompagnée de ses harmoniques qui composent le spectre du signal. Chaque fréquence correspond à une fonction sinusoïdale dépendante du temps et nous donne une information sur la régularité globale du signal. Cette technique a permis de faire de grandes avancées sur la description des signaux EEG [Wal63, DM87]. Cependant la transformée de Fourier montre vite ses limites dès lors que l'on sort du cadre rigoureux de sa définition : le domaine des signaux stationnaires d'énergie finie. Dans l'analyse de Fourier, tous les aspects temporels (début, fin, durée d'un évènement), bien que présents dans la phase, deviennent illisibles dans le spectre. En particulier, la transformée de Fourier d'un signal EEG ne permet pas de définir l'enchaînement des oscillations neuronales, mais simplement les différents types d'oscillations mises en jeu. Or une analyse à la fois en temps et en fréquence est souhaitée, pour associer à une oscillation sa fréquence d'une part et sa date de début et de fin d'autre part.

L'étude de signaux non stationnaires nécessite donc soit une extension de la transformée de Fourier (Fourier à fenêtre glissante, transformée en ondelette), en y introduisant un aspect temporel, soit le développement de méthodes spécifiques (distributions d'énergie, matching pursuit).

4.1 État de l'art

Cette partie présente les principales transformations temps-fréquence que nous avons étudiées dans le but de choisir la plus adaptée à notre étude. Pour ce faire, nous avons simulé un signal (Fig. 4.1). Ce signal est une sinusoïde de 10Hz d'une durée d'une seconde et composée de 10000 points (fréquence d'échantillonnage de 1000Hz). Deux oscillations ont été ajoutées à ce signal, une oscillation de 25Hz qui commence à 0, 4 seconde et se termine à 0, 6 seconde et une oscillation de 70Hz qui commence à 0, 8 seconde et se termine à 0, 9 seconde. Cette simulation est représentative des caractéristiques d'un signal EEG en terme de durée et fréquence des oscillations. Ce signal servira de base pour illustrer les différentes méthodes d'analyse temps-fréquence présentées.



FIG. 4.1 - Signal simulé. Ce signal est composé de trois oscillations de 10Hz (de $0, 2s \ge 1, 2s$), 25Hz (de $0, 4s \ge 0, 6s$) et 70Hz (de $0, 8s \ge 0, 9s$). La fréquence d'échantillonnage est de 1000Hz.

4.1.1 Fréquence locale

Les décompositions temps-fréquence ont été introduites il y a presque 50 ans pour combler une lacune entre deux modes extrêmes de représentation du signal : la représentation d'un signal s(t) par son graphe classique de IR dans IR, qui correspond à une décomposition sur la base continue des distributions de Dirac et qui donne une information précise en temps (Fig. 4.3 (a)), et la représentation dans la base de Fourier, qui informe sur le contenu fréquentiel (Fig. 4.3 (b)). Le calcul de la transformée de Fourier du signal simulé (Fig. 4.2) permet de retrouver les fréquences des trois oscillations mais pas les informations temporelles concernant celles-ci.



FIG. 4.2 – Transformée de Fourier du signal simulé (Fig. 4.1).Les trois pics correspondent aux trois fréquences des oscillations : 10Hz, 25Hz et 70Hz. Celle a 10Hz est de plus grande amplitude, cette oscillation est la plus présente dans le signal (1 seconde).

Naturellement, chacune des représentations, temporelle et fréquentielle, contient les informations de l'autre, puisque la transformation de Fourier permet de passer de l'une à l'autre. Les sections suivantes développent les transformations développées afin de représenter un information mixte.

4.1.2 Transformée de Fourier à court terme

Pour réaliser une analyse spectrale locale d'un signal s(t) autour d'un instant arbitraire b, il faudrait calculer une transformée de Fourier (TF) du voisinage immédiat de ce point. L'intégrale de Fourier nécessitant un temps d'intégration infini, cela suppose que l'aspect local soit introduit en ne regardant le signal que dans un certain intervalle T proche de b dans lequel il est considéré comme stationnaire.

En déplaçant la fonction d'analyse sur tous les instants t du signal, une collection de spectres locaux définis par une famille de coefficients $C_s(t, f)$ est obtenue (Eq. 4.1). b est ici le paramètre position permettant de déplacer l'analyse sur tout le signal, f la fréquence locale obtenue par ce spectre et $\overline{g(u-t)}$ le conjugué de la fenêtre d'analyse.

$$C_s(t,f) = \int_{\mathbb{R}} s(u)\overline{g(u-t)}e^{-2i\pi f u} du$$
(4.1)

Les intervalles $\left[-\frac{\Delta t}{2}, \frac{\Delta t}{2}\right]$ et $\left[-\frac{\Delta f}{2}, \frac{\Delta f}{2}\right]$ définissent le pavé du plan temps-fréquence. Compte tenu du principe d'incertitude de Gabor-Heisenberg [Grö01], il est impossible d'avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence (c'est à dire un pavé réduit à un point). Il a été montré que les fenêtres g(u - t) conduisant au meilleur compromis entre résolution temporelle et résolution fréquentielle sont sous forme gaussienne. On parle alors d'analyse de Gabor [Gab46] (Fig. 4.3 (c)).

Afin de visualiser le signal s(x) sous forme de carte d'énergie temps-fréquence, le spectrogramme correspondant à la densité d'énergie E_s du signal est utilisé (Eq. 4.2). Les crêtes de cette carte permettent de mesurer la fréquence instantanée d'un signal (Fig. 4.4).

Dans les figures illustrant le spectrogramme (Fig. 4.4), l'échelle des énergies représentée par des couleurs allant du bleu pour une faible énergie au rouge pour une forte énergie est dépendante de l'ensemble des caractéristiques de la transformée temps-fréquence utilisée. La comparaison de l'échelle de valeurs des énergies n'est donc possible que lorsque les transformées utilisées sont identiques.





FIG. 4.3 – Comparatif des approches dans (a) l'analyse temporelle, (b) l'analyse de Fourier, (c) l'analyse de Gabor, (d) l'analyse en ondelette. La première colonne présente le pavage temps-fréquence, la deuxième présente la partie réelle de leur série temporelle dans le domaine temporel (ϕ) et la troisième colonne le module de leur série temporelle dans le domaine fréquentiel (ψ).



 $E_s(t,f) = \left| \int_{\mathbb{R}} s(u) \overline{g(u-t)} e^{-2i\pi u f} du \right|^2$

FIG. 4.4 – Spectrogramme du signal simulé (Fig. 4.1) avec trois tailles de fenêtres différentes. Le spectrogramme présente l'évolution de chaque fréquence (en ordonnée) suivant le décours temporel (en abscisse). Les trois oscillations de fréquence et de durée différentes sont ainsi représentées par les trois « tâches » de couleur. Le principe d'incertitude [Grö01] est illustré par l'utilisation des tailles de fenêtre de Gabor de 60, 150 et 500 points. La fenêtre de 60 points est précise en temps mais pas en fréquence alors que celle de 500 points est précise en fréquence mais pas en temps.

4.1.3 Transformée en ondelette

Les ondelettes sont une extension de l'analyse de Fourier. L'approche est identique, les coefficients indiquent comment modifier la fonction analysante (les sinusoïdes ou les ondelettes) pour obtenir des courbes, qui une fois assemblées, reproduisent le signal original (Fig. 4.5). En théorie, les valeurs des coefficients sont obtenues par le produit du signal avec la fonction analysante et par intégration de ce produit (Fig. 4.6). En pratique, des algorithmes rapides sont utilisés.



FIG. 4.5 – Décomposition d'un signal par transformée en ondelette. Le signal initial f(x) est transformé en ondelette sur six échelles. La résolution la plus fine, donnant le plus de détails, est la première en haut $W_1f(x)$. En bas, se trouve le graphe des plus basses fréquences restantes.

(4.2)

Par le fait de comprimer ou d'étirer les ondelettes pour modifier leurs fréquences, les ondelettes s'adaptent automatiquement aux différentes composantes du signal. Une fenêtre étroite permet d'analyser les phénomènes transitoires de haute fréquence alors qu'une fenêtre large analyse les composantes longue durée de basse fréquence (Fig. 4.3 (d)). C'est une procédure de multi-résolution.



FIG. 4.6 – Principe de la transformée en ondelette. La transformation d'une ondelette du signal (a) compare une ondelette (b) aux divers morceaux du signal (c et e). Le produit d'un morceau du signal et de l'ondelette donne une courbe (d et f); l'aire située sous cette courbe est égale au coefficient d'ondelette (en grisé). Un morceau de signal qui ressemble à l'ondelette (c) donne un coefficient important car le produit de l'ondelette et du signal est positif. Un morceau qui change lentement (e) donne un faible coefficient car les valeurs négatives de l'intégrale (f) compensent presque les valeurs positives. Ainsi, les ondelettes font ressortir les variations du signal. Adapté d'après [Hub95]).

4.1.3.1 Transformée en ondelette continue

On appelle ondelette (ou ondelette « mère ») une fonction $\psi \in L^2(\mathbb{R})$ de moyenne nulle. Elle est normée : $\|\psi\| = 1$, centrée au voisinage de t = 0 et est d'intégrale nulle car elle oscille en prenant des valeurs positives et négatives (Eq. 4.3).

$$\int_{\mathbb{R}} \psi(t)dt = 0 \tag{4.3}$$

Par translation et dilatation de l'ondelette ψ , les atomes de la transformée en ondelette sont définis. Pour toute échelle $a \in \mathbb{R}^{+*}$ et toute position $b \in \mathbb{R}$, un atome de la transformée est défini par l'équation 4.4.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{4.4}$$

La dilatation change l'étendue temporelle de l'ondelette (a > 1 augmente l'étendue temporelle, a < 1 la réduit), tandis que la translation localise l'ondelette dans le temps (Fig. 4.3 (d)). La transformée en ondelette continue (CWT : continuous wavelet transform) $C_s(a, b)$ de s(t) est alors une fonction des deux variables a et b (Eq. 4.5).

$$C_s(a,b) = \int_{\mathbb{R}} s(t) \overline{\psi_{a,b}(t)} dt$$
(4.5)

4.1. État de l'art

Ainsi, de par ses propriétés de dilatation-contraction et de translation, la transformée en ondelette est caractérisée dans le plan temps-échelle par une fenêtre dont la largeur diminue lorsqu'on se focalise sur les structures de petite échelle (haute fréquence) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (basse fréquence). Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse lui a valu la dénomination de « microscope mathématique » dont le grossissement est donné par $\frac{1}{\sqrt{a}}$ et dont l'optique est donné par le choix de la fonction analysante [Mey87].

Afin de permettre une interprétation plus aisée, nous représentons le scalogramme dans le plan temps-fréquence par un changement permettant de passer du temps-échelle au temps-fréquence ($a = \frac{w}{w_0}$, avec w_0 une constante). Ainsi, la visualisation sous forme de carte d'énergie temps-fréquence se fait par le calcul du scalogramme $|C_s(t, f)|^2$ défini par Flandrin [Fla93]. La figure 4.7 illustre le scalogramme d'une transformée en ondelette continue sur le signal simulé.



FIG. 4.7 – Transformée en ondelette continuee du signal simulé Fig. 4.1) par une ondelette gaussienne complexe. Ce scalogramme présente trois « tâches » qui correspondent, de bas en haut, aux trois oscillations présentent dans le signal simulé : 10Hz, 25Hz et 70Hz.

4.1.3.2 Transformée en ondelette discrète

Pour mettre en œuvre la transformée en ondelette sur des signaux numériques, une discrétisation des paramètres de résolution a et position b est nécessaire. Cette discrétisation du plan tempsfréquence correspond à la construction d'une grille non uniforme définie par les paramètres de l'équation 4.6. b_0 dépend de l'ondelette choisie.

$$(b,a) = (nb_0 a_0^m, a_0^m), b_0 > 0, a_0 > 1, m \in \mathbb{Z}$$

$$(4.6)$$

L'idée essentielle derrière ce schéma de discrétisation est la suivante. Une fois choisi un grossissement (i.e. a_0^m) et étudié le processus à une position donnée, nous nous déplaçons à une autre position. Si le grossissement est important (analyse des détails à petite échelle), les déplacements se font par petits incréments. Au contraire, si le grossissement est faible (analyse à plus grande échelle), les déplacements peuvent être plus rapides. Ceci est automatiquement accompli si l'incrément de déplacement est inversement proportionnel au grossissement. Un atome de cette transformée discrète se définit alors comme décrit dans l'équation 4.7

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) = a_o^{-m/2} \psi\left(a_0^{-m} t - nb_0\right)$$
(4.7)

La transformée en ondelette discrète de s(t), calculée à partir de $\psi_{m,n}(t)$, est donnée par l'équation 4.8.

$$C_f(m,n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int s(t)\psi \left(a_0^{-m}t - nb_0\right) dt$$
(4.8)

Dans la formalisation de l'analyse multi-résolution, deux choix de discrétisation sont possibles. Le premier consiste en une décomposition continue où a_0 est très proche de 1 et b_0 est suffisamment petit. Dans ce cas, il sera nécessaire d'étudier les fréquences en fonction de coefficients de dilatation imposés par une évolution en puissance de m, avec m le niveau de détails. Le second choix ($a_0 = 2, b_0 = 1$) correspond à un échantillonnage dyadique du plan temps-fréquence (DWT : discret wavelet transform).

La DWT est la plus parcimonieuse (par exploitation du nombre de coefficients d'ondelette exactement nécessaire), mais n'est envisageable qu'à la condition que les ondelettes soient orthogonales. L'orthogonalité signifie que l'information capturée par une ondelette est totalement décorrélée de celle capturée par une autre. Cela permet de ne garder que l'information nécessaire et suffisante afin d'assurer la réversibilité. Une ondelette mère orthogonale et sa fonction d'échelle permettent d'effectuer une analyse multi-résolution orthogonale : les espaces de détail et d'approximation sont alors orthogonaux, c'est-à-dire que la projection des vecteurs de la base de l'un des espaces sur l'autre donne zéro. Chaque ondelette et sa fonction d'échelle associée sont également orthogonales. Une famille d'expansion très populaire a été crée par Ingrid Daubechies [Dau92], elle est illustrée sur la figure 4.8.



FIG. 4.8 – Ondelette de Daubechies 4 (à gauche) et sa fonction d'échelle (à droite).

Une des raisons du succès de la transformée en ondelette est son implantation matérielle efficace. La méthode la plus répandue pour implanter une transformée en ondelette est l'utilisation de bancs de filtre sous forme d'une structure pyramidale, technique qui provient des travaux de Mallat [Mal89]. Deux filtres FIR (Finite Impulse Response) calculent à chaque niveau les coefficients d'ondelette (les détails) et les coefficients d'échelle (l'approximation) : ils possèdent alors des caractéristiques respectivement passe-haut et passe-bas. Pour garder le même nombre d'échantillons en sortie et en entrée, les produits de convolution issus des filtres sont sous-échantillonnés par un facteur deux. Seule la sortie du filtre passe-bas, c'est-à-dire l'approximation, est de nouveau traitée par les deux filtres. Cette structure pyramidale est illustrée sur la figure 4.9. La transformée inverse peut être obtenue en faisant tourner l'algorithme à l'envers et en utilisant une autre paire de filtres FIR. Les quatre filtres (deux pour la décomposition et deux pour la reconstruction) associés au sous-échantillonnage forment un banc de filtres conjugués en quadrature.

La DWT représente ainsi le signal avec le minimum de coefficients nécessaires, soit autant de coefficients que de points d'échantillonnage, sans pertes d'informations : pour les basses fréquences,



FIG. 4.9 – Principe de la transformée en ondelette discrète calculée à l'aide d'un banc de filtre. (PB : Passe Bas, PH : Passe Haut, $\downarrow 2$: décimation).

moins de coefficients que pour les hautes fréquences sont obtenus, avec un rapport de puissance de 2 entre chaque étape de décomposition (Fig. 4.10).



FIG. 4.10 – Transformée en ondelette discrète du signal simulé (Fig. 4.1) par l'ondelette Daubechies 4. Sur la première et la deuxième lignes en partant du bas, on retrouve la première oscillation (10Hz) de 0,2 à 1,2s. Sur la troisième ligne, on retrouve les coefficients correspondant principalement à la deuxième oscillation (25Hz). Et enfin, sur la cinquième ligne, les coefficients les plus importants sont ceux représentant la troisième oscillation (70Hz).

4.1.3.3 Paquets d'ondelette

Les transformées en ondelette imposent une « trame » de résolutions : depuis l'ondelette mère, en appliquant les dilatations successives pour construire la base d'ondelettes, un ensemble de fonctions est conçu dont les résolutions en temps et en fréquences sont liées entre elles. Le principe des paquets d'ondelette est d'adapter les résolutions temps-fréquence en fonction du signal étudié :

- pour les ondelettes, la résolution temporelle est a priori optimale pour une fréquence donnée ;
- pour les paquets d'ondelette, la résolution est adaptée au contenu de la carte temps-fréquence : la résolution temps-fréquence peut être choisie a posteriori en fonction des types de signaux étudiés.

Comme pour les transformées discrètes en ondelette orthogonale, les paquets d'ondelette [CMW92] nécessitent l'emploi d'ondelettes orthogonales. Le principe de la décomposition en paquets d'ondelette est de réitérer le processus de décomposition d'un signal en approximation et en détail non plus uniquement sur les coefficients d'approximation mais aussi sur ceux de détails. On dispose alors d'un plus grand nombre d'espaces de projection.



FIG. 4.11 – Schéma de l'algorithme de décomposition en paquets d'ondelette d'un signal s(t). Les coefficients sont obtenus par filtrages successifs passe haut (PH) et passe bas (PB) puis décimation (\downarrow 2).

La figure 4.11 représente l'algorithme pyramidal étendu permettant d'obtenir les coefficients. La figure 4.12 illustre un choix de décomposition possible. Cet arbre de décomposition peut être vu comme un tableau de coefficients où les cellules de chaque ligne se décomposent en deux sousarbres correspondant à des sous-espaces orthogonaux. Pour respecter l'objectif d'orthogonalité, sont considérées valides les décompositions qui forment une base complète dans le sens horizontal de ce tableau sans superpositions dans le sens vertical (autrement dit, un nœud de l'arbre peut être remplacé par ses deux nœuds enfants). L'arbre de décomposition obtenu donne le choix de la décomposition : décomposition complète (dernière ligne de l'arbre), coefficients d'ondelette classique, ou encore toute décomposition orthogonale valide. Différentes approches ont été développées pour un choix pertinent des coefficients [CW92, Wic94, HNW96].

Il existe des algorithmes, fondés sur le calcul de l'information (au sens de Shannon par exemple), qui permettent de déterminer l'arbre représentant au mieux le contenu fréquentiel d'un signal ou d'un groupe de signaux, ce qui permet de choisir, en fonction du signal, sa représentation optimale.

4.1.4 Distributions d'énergie

Contrairement aux représentations temps-fréquence linéaires (transformée de Fourier à court terme et transformée en ondelette) qui décomposent le signal en composants élémentaires (les atomes), le but des distributions d'énergie est de distribuer de façon appropriée l'énergie du signal dans le plan temps-fréquence.

L'énergie d'un signal est déduite de son expression temporelle ou de sa transformée de Fourier (Eq. 4.9).



FIG. 4.12 – Décomposition en paquets d'ondelette du signal simulé (Fig. 4.1). L'ondelette utilisée est l'ondelette 4 de Daubechies (Fig. 4.10). L'arbre de décomposition du signal est présenté en (a), le critère de sélection de la décomposition utilisé est le critère de meilleur entropie de Shannon. La figure (b) illustre la décomposition du signal au nœud (1,1). La carte temps-fréquence (c) montre les coefficients résultant de la décomposition en paquet d'ondelette pour chaque temps et chaque échelle, en relation avec la fréquence. Sur la première ligne en partant du bas, on retrouve la première oscillation (10Hz) de 0,2 à 1,2s. Sur la deuxième ligne, on retrouve les coefficients correspondant principalement à la deuxième oscillation (25Hz). Et enfin, sur la troisième ligne, les coefficients les plus importants sont ceux représentant la troisième oscillation (70Hz).

$$E_s = \int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |S(f)|^2 df$$
(4.9)

 $|s(t)|^2$ et $|S(f)|^2$ sont interprétées comme des densités d'énergie dans les domaines temporel et fréquentiel. L'approche de l'analyse des distributions d'énergie vise à chercher une densité conjointe $\rho_s(t, f)$ (Eq. 4.10) respectant certaines propriétés.

$$E_s = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \rho_s(t, f) dt df$$
(4.10)

 $\rho_s(t, f)$ doit satisfaire la propriété de base suivante : les densités marginales doivent être égales aux densités dans chaque domaine (Eq 4.11 et Eq. 4.12).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \rho_s(t, f) dt = |S(f)|^2$$
(4.11)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \rho_s(t, f) df = |s(t)|^2$$
(4.12)

Un grand nombre de distributions satisfait à ces conditions mais beaucoup moins à la contrainte additionnelle d'invariance par translation en temps et en fréquence (Eq. 4.13, Eq. 4.14).

$$y(t) = s(t - t_0) \to y(t, f) = \rho_s(t - t_0, f)$$
 (4.13)

$$y(t) = s(t)e^{i2f_0t} \to \rho_y(t, f) = \rho_s(t, f - f_0)$$
(4.14)

Les distributions satisfaisant à ces contraintes additionnelles font partie de la classe de Cohen [Coh66, EG76]. La distribution de Wigner-Ville (WVD) (Eq. 4.15) est l'élément le plus connu de cette classe (mécanique quantique [Wig32], théorie du signal [Vil48]).

$$WVD_s(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t+\frac{\tau}{2})\overline{s(t-\frac{\tau}{2})}e^{-2i\pi f\tau}d\tau$$
(4.15)



FIG. 4.13 – Transformée de Wigner-Ville de quatre atomes gaussiens (de 0,15Hz et 0,35Hz à la 30ème et 90ème seconde). De nombreuses interférences sont présentes aussi bien en temps (à la 60ème seconde) qu'en fréquence (à 0,25Hz) [AFGL97].

4.1. État de l'art

Cette distribution a l'avantage d'atteindre de hautes résolutions temps-fréquence. Pour les signaux composés d'un seul composant (chirp), la distribution de Wigner-Ville présente une crête d'énergie importante et bien concentrée sur la carte temps-fréquence. Cependant, pour des signaux multicomposants, des interférences apparaissent (Fig. 4.13). Ces interférences apportent des informations intéressantes dans des cas bien particuliers, principalement avec des signaux synthétiques. Dans le cas de signaux réels, elles perturbent l'interprétation.

Pour remédier à ces interférences, d'autres représentations ont été définies en modifiant l'expression de la distribution de Wigner-Ville. La pseudo Wigner-Ville [CM80] fait intervenir une fenêtre $h(\tau)$ qui rend la distribution calculable et réduit le nombre de termes d'interférences et leur amplitude mais ces résultats ne sont obtenus qu'au prix d'un élargissement de la localisation des termes propres et d'une perte de plusieurs propriétés théoriques importantes (propriétés marginales). Pour obtenir des résultats plus lisibles encore, la représentation pseudo Wigner-Ville lissée (SPWVD) [Fla98] utilise une fenêtre supplémentaire g(t), afin d'opérer un lissage temporel indépendant du lissage fréquentiel (Eq. 4.16, Fig. 4.14).

$$SPWVD_s(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(t-b)h(\tau)s(b+\frac{\tau}{2})\overline{s(b-\frac{\tau}{2})}e^{-2i\pi f\tau}d\tau db$$
(4.16)

Il convient d'ajuster ces deux degrés de liberté afin d'obtenir un bon compromis entre la localisation des termes propres et l'atténuation des termes d'interférences.



FIG. 4.14 – Transformées du signal simulé (Fig. 4.1) : pseudo Wigner-Ville à gauche et de pseudo Wigner-Ville lissée à droite du signal simulé (Fig. 4.1). Les interférences présentent sur l'image de gauche ont disparu sur l'image de droite grâce à l'étape de lissage.

4.1.5 Matching pursuit

L'algorithme de matching pursuit [MZ93] réalise une décomposition non linéaire sur une famille d'atomes appartenant à un dictionnaire *D*. L'algorithme s'adapte localement à la fréquence, à l'échelle et à la position des composantes cherchées. Bien que non orthogonale, elle permet une conservation de l'énergie du signal et un contrôle de la convergence de l'algorithme.

Une famille d'éléments temps-fréquence-échelle de décomposition peut être définie par translation b, dilatation a et modulation ξ d'une fonction de forme f(t) réelle, paire, d'énergie unité de $L^2(\mathbb{R})$. Cette famille de fonctions définit alors un dictionnaire D, comprenant des éléments allant des atomes de Fourier aux Diracs en passant par tous les intermédiaires temps-fréquence possibles. Une fois le dictionnaire défini, le signal s(t) est décomposé sur cette famille de fonctions, afin de trouver les coefficients a_n qui vérifient l'équation 4.17.

$$s(t) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n f_n(t)$$
 (4.17)

La décomposition doit alors donner une description simple et claire du signal, avec un nombre minimal de composantes. Le calcul de ces coefficients se fait par projection de s(t) sur D de manière itérative. À chaque itération, la fonction de base approximant le mieux possible le résidu est sélectionnée, la contribution de cette fonction est ensuite soustrait à celui-ci. Initialement, le résidu est le signal lui-même.

La carte d'énergie temps-fréquence est obtenue par la somme pondérée des distributions des fonctions composant la projection. L'avantage par rapport au scalogramme est que sont considérées uniquement les ondelettes importantes pour la représentation du signal. Cependant, afin d'être précis, un dictionnaire de très grande taille est nécessaire, ce qui engendre des coûts de calculs importants. De nombreux travaux de P. Durka concernent l'application du matching pursuit sur des signaux EEG [Dur96, Dur03].

Ces différentes techniques allant de la transformée en ondelette au matching pursuit ont permis de grandes avancées dans l'analyse des signaux EEG. Elles présentent chacune leurs caractéristiques et aucune n'est parfaite. Suivant les applications, il convient de choisir avec attention la technique à employer. Cependant, elles ont démontré leur utilité dans de nombreuses études [MDOD04] telles que la représentation neuronale [BTB00], l'épilepsie [Dur04], le sommeil [DB95], la mémoire [MKM⁺06]

4.2 Analyse temps-fréquence de la synchronisation neuronale

Dans le cadre de notre étude, l'analyse temps-fréquence des synchronisation neuronales enregistrées dans les signaux EEG doit répondre à certains objectifs, listés ci-dessous par ordre d'importance :

- 1. Afin de nous faciliter le travail avec l'expert (neurophysiologiste), la carte temps-fréquence obtenue doit être **simple d'interprétation**. Le dialogue sera de cette manière plus facile ainsi que la validation des résultats.
- 2. Notre étude n'étant pas focalisée sur un type de protocole expérimental, il est nécessaire que l'analyse temps fréquence soit **non spécifique**. Les types d'ondes cérébrales sont très variés (sommeil, état éveillé, pathologie ...) et la bande de fréquence à étudier va de 0 à 100Hz.
- 3. L'analyse doit être la plus précise possible sur la quantification des variations fréquentielles et temporelles. Un bon **compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle** doit être choisi.

Le tableau 4.1 récapitule les avantages et inconvénients des méthodes d'analyse temps-fréquence présentées dans ce chapitre.

4.2.1 Choix de la décomposition : ondelette continue

Parmi les transformations temps-fréquence présentées dans la partie précédente, la transformée en ondelette continue est la plus adaptée à nos attentes. Différents arguments viennent étayer ce choix.

	Inconvénients	Avantages
Transformé de Fourier à court terme	mauvais compromis entre la ré- solution temporelle et fréquen- tielle	faible coût calcul
Transformé en ondelette continue	redondant	interprétation visuelle facile
Transformé en ondelette discrète	pas d'interprétation visuelle fa- cile	parcimonieux
Paquets d'ondelette	pas d'interprétation visuelle fa- cile	parcimonieux
Transformé de pseudo Wigner-Ville lissée	paramètres de lissage	interprétation visuelle facile
Matching Pursuit	formation d'un dictionnaire	interprétation visuelle facile

TAB. 4.1 – Récapitulatif des avantages et inconvénients des différentes méthodes d'analyse tempsfréquence.

Tout d'abord, la transformée de Fourier à court terme, basée sur un pavage régulier de l'espace tempsfréquence, représente un compromis non optimal entre la résolution temporelle et fréquentielle (Fig. 4.15).



FIG. 4.15 – Chirp linéaire et sa transformée de Fourier. Il y a des imprécisions dans la localisation fréquentielle du signal pour les basses et hautes fréquences.

Les autres représentations temps-fréquence ne possèdent pas cette limitation et pourraient convenir à l'analyse des signaux EEG. Néanmoins, souhaitant pouvoir analyser n'importe quel type d'activité cérébrale, le matching pursuit ne nous semble pas adapté car il nécessiterait la création d'un dictionnaire de taille trop importante (engendrant de forts coûts calculs). La distribution de Wigner-Ville, quant à elle, donne de très bons résultats mais des paramètres de lissage est difficile à mettre au point pour un signal complexe tel que l'EEG.

Parmi les transformées en ondelette, nous avons étudié les caractéristiques de chacune. Notre priorité étant une visualisation simple et l'extraction d'informations pertinentes, les images produites par la transformée discrète et l'analyse en paquet d'ondelette ne correspondent pas à nos besoins (Fig. 4.10 et Fig. 4.12).

Enfin l'ondelette continue, bien qu'elle ne soit pas parcimonieuse, répond à nos attentes vis à vis de l'analyse des signaux EEG. Le choix de l'ondelette mère est un problème important, détaillé dans le paragraphe suivant.

4.2.2 Choix de l'ondelette mère : Morlet complexe

Il existe un grand nombre de familles d'ondelette qui peuvent être divisées en deux catégories : les ondelettes à filtres, associées à des analyses multirésolution orthogonales (ondelette discrète), et les ondelettes sans filtre utiles pour la transformée en ondelette continue [MMOP03]. Ce sont ces dernières que nous avons étudiées :

- ondelette gaussienne;
- chapeau mexicain;
- ondelette de Morlet;
- ondelette gaussienne complexe;
- ondelette B-spline fréquentielle complexe;
- ondelette de Shannon complexe (cas particulier des ondelettes b-splines fréquentielles complexes);
- ondelette de Morlet complexe.

Ces ondelettes présentent des propriétés de régularité infinie, de symétrie, de reconstruction possible et d'expression explicite. La symétrie permet d'assurer une meilleure invariance par translation et donc fournit une localisation temporelle plus fiable.

Le chapeau mexicain, les ondelettes gaussiennes et l'ondelette de Morlet sont des ondelettes réelles. Ces trois ondelettes réelles représentent les signaux avec des interférences temporelles : les coefficients d'ondelette calculés diminuent si l'ondelette n'est pas en phase (ou en opposition de phase) avec le signal (Fig. 4.16). Elles conviennent mieux à la détection de transitions brutales d'un signal.



FIG. 4.16 – Corrélations entre une ondelette et ses plus proches voisines par translation pour les ondelettes de Morlet réelles et complexes (en fonction de la distance avec un pas égal à la période d'échantillonnage du signal). Les variations de corrélations entre ondelettes réelles (en pointillés) correspondent à des interférences et entraînent des défauts dans la représentation en ondelette. Les interférences des ondelettes sont « lissées » lorsqu'on emploie des ondelettes complexes.
Parmi les ondelettes complexes, l'ondelette de Morlet complexe [GMP85, KMMG88] est celle que nous avons choisie pour notre étude. Notre principal critère a été l'interprétation facile de sa carte temps-fréquence (Tab. 4.3). Sa forme s'adapte bien aux décompositions temps-fréquence de signaux électrophysiologiques comme l'ondelette gaussienne complexe, mais elle présente l'avantage d'être plus simple à calculer. De plus, elle peut être paramétrée pour représenter convenablement les fréquences de 1 à 100 Hz. Cette ondelette a souvent été choisie pour l'étude des signaux électrophysiologiques [Add05, LLR⁺02, JBGL04], car elle est adaptée à la forme des signaux à étudier.





TAB. 4.3 – Comparaison entre les différentes types d'ondelette utilisée pour la transformée en ondelette continue. La première colonne donne le nom de l'ondelette et sa formulation mathématique, la deuxième la représentation graphique de l'ondelette et la dernière la transformée en ondelette continue du signal simulé présenté sur la figure 4.1.

4.2.3 Applications

Dans la suite de ce manuscrit, l'ensemble des cartes temps-fréquence sera calculé à partir de décompositions en ondelette de Morlet complexe continue. Cependant, cette ondelette ne vérifie qu'approximativement la condition d'admissibilité. En effet, elle est de moyenne nulle seulement lorsque d'infimes termes correctifs sont ajoutés. Dans la pratique, en prenant comme longueur $w_0 = 6Hz$, les termes correctifs deviennent inutiles car ils sont alors du même ordre de grandeur que la limite de précision de calcul [Far92]. C'est cette valeur qui a été employée dans la suite du manuscrit. Les carte temps-fréquence présentées sont le résultat du calcul du scalogramme de la transformée en ondelette continue.

Afin d'optimiser les temps de calcul, la transformée en ondelette continue est calculée dans le domaine de Fourier. La figure 4.17 présente deux exemples de transformée en ondelette continue de Morlet complexe sur des signaux EEG réels.



FIG. 4.17 – Exemples de transformée en ondelette continue de Morlet complexe sur deux signaux EEG réels.

4.3 Conclusion

Après avoir étudié les méthodes d'analyse temps-fréquence les plus courantes, nous avons déterminé, à partir des critères propres à notre projet, la méthode la plus adaptée pour l'étude des signaux EEG. En effet, la transformée en ondelette continue de Morlet complexe permet une interprétation aisée des cartes temps-fréquence. Elle est non spécifique et nous permet ainsi d'étudier tous types de signaux issus de différents protocoles expérimentaux dans diverses bandes de fréquence.

Une fois l'ensemble de la chaîne de traitement parfaitement mise au point, de l'analyse tempsfréquence à l'appariement de graphe, il serait intéressant de tester de façon plus approfondie les avantages que pourraient nous apporter le matching pursuit et la distribution lissée de Wigner-Ville.

A partir des cartes temps-fréquence, nous allons, maintenant, rechercher les informations significatives de l'activité cérébrale contenues dans celles-ci. Le chapitre suivant décrit les méthodes de segmentation et de modélisation mises en œuvre afin de caractériser l'activité corticale.

CHAPITRE 5

DESCRIPTION ET QUANTIFICATION

Sommaire

5.1	Paradigme de pixelisation						
5.2	Segme	entation					
	5.2.1	Principe	de la ligne de partage des eaux 57				
	5.2.2	Adaptati	on de l'algorithme de ligne de partage des eaux 59				
		5.2.2.1	Seuillage adaptatif				
		5.2.2.2	Détection des marqueurs 61				
5.3	Modé	lisation .					
	5.3.1	Choix du	u modèle				
	5.3.2	Principe	de la minimisation d'une fonction				
		5.3.2.1	Cas d'une fonction à une variable				
		5.3.2.2	Cas d'une fonction à plusieurs variables				
	5.3.3	Applicat	tion aux oscillations				
		5.3.3.1	Estimation de μ par le barycentre				
		5.3.3.2	Estimation de Σ				
		5.3.3.3	Simplification de l'estimation de Σ				
		5.3.3.4	Gestion des seuils et des bords 71				
5.4	Valida	ation statistique					
	5.4.1	Principe de la désynchronisation liée à l'évènement					
	5.4.2	Application aux cartes temps-fréquence					
		5.4.2.1	Équivalence des étapes de traitement				
		5.4.2.2	Validité des résultats				
	5.4.3	Comparaisons statistiques					
		5.4.3.1	DLE traditionnelle vs DLE temps-fréquence				
		5.4.3.2	DLE traditionnelle vs DLE temps-fréquence segmentée 80				
		5.4.3.3	DLE traditionnelle vs DLE temps-fréquence modélisée 80				
5.5	Concl	usion					

Dans les activités cognitives, l'activité cérébrale se caractérise par une synchronisation des populations neuronales actives. Sur l'EEG, cette activité se traduit par des oscillations significatives dans une bande de fréquence et à un temps donné. L'analyse par ondelette continue de Morlet complexe permet de visualiser ces oscillations sur une carte temps-fréquence. Dans une optique d'indexation permettant la description et la comparaison des informations contenues dans les signaux EEG, il est nécessaire d'extraire les oscillations afin de les décrire, ce qui permettra de décrire le signal.

Afin d'extraire et de décrire les oscillations neuronales, l'idée originale développée est l'utilisation de méthodes de traitement d'images sur un signal. Nous considérons donc comme base de travail l'image temps-fréquence obtenue après la transformée en ondelette plutôt que le signal en lui-même. Ainsi, ce sont les informations contenues dans chaque pixel de l'image qui nous servent pour l'extraction et la caractérisation des oscillations. Le paradigme de pixelisation est donc à la base de notre travail.

Sur cette image temps-fréquence, nous allons dans un premier temps, sélectionner l'ensemble des pixels correspondant aux oscillations puis les regrouper par oscillation localisée dans un certain espace en temps et en fréquence. Enfin, nous caractériserons chaque oscillation par une modélisation par gaussienne. Cette extraction et cette caractérisation des oscillations seront validées par une comparaison statistique avec la méthode de la désynchronisation liée à l'évènement [PdS99].

5.1 Paradigme de pixelisation

Le paradigme de pixelisation est à la base de mon travail de thèse. Ce paradigme assimile une entité informationnelle à un pixel de telle manière que les entités, considérées comme un ensemble, puissent être converties en une image. Ainsi, les coefficients de la transformation en ondelette fournissent des informations énergétiques en temps et fréquence qui peuvent être représentés sous forme d'images, dans notre cas une carte temps-fréquence.

Chaque pixel contient une information sur le signal EEG initial. La localisation du pixel dans l'image indique quel temps et quelle fréquence il caractérise. La valeur du pixel indique quant à elle, l'énergie portée par ce pixel. Si cette énergie est importante alors cela signifie que la fréquence codée par le pixel est très présente dans le signal au temps codé par ce même pixel. Les pixels présentent, par conséquent, des valeurs qui oscillent en fonction de l'énergie des coefficients de la transformée temps-fréquence. Ces valeurs pourraient donc être représentées par une échelle en niveaux de gris, faible énergie en noir et forte énergie en blanc, mais pour plus de lisibilité, nous avons préféré choisir une échelle en fausses couleurs. Dans ce document, les pixels de faible énergie seront en bleu et ceux en forte énergie seront en rouge (Fig. 5.1).





Les caractéristiques du signal sont donc représentées sur une image. Selon les cas, cette image présente des formes, des arrangements qui permettent une interprétation des caractéristiques du signal. Dans notre cas, les oscillations, dues à l'activité synchrone neuronale, sont des pixels de forte énergie centrés en un temps donné et autour d'une certaine fréquence. Les tâches rouges/orangées représentent alors les phénomènes oscillatoires. Nous utilisons donc le paradigme de pixelisation afin de traiter nos signaux EEG à travers des images temps-fréquence. Nous allons ainsi pouvoir appliquer des techniques de traitement d'images sur nos signaux.

5.2 Segmentation

Notre but est de caractériser les signaux neuronaux par l'utilisation de cartes temps-fréquence. La première étape consistera à extraire les zones d'intérêt de cette carte temps-fréquence. Ces zones sont les bouffées d'énergie qui représentent les oscillations, caractéristiques de la synchronisation neuronale. Notre carte temps-fréquence étant une image composée de pics (les bouffées d'énergie) et de creux (l'activité de faible énergie), nous avons choisi d'utiliser un algorithme de segmentation par extraction de régions, l'algorithme de ligne de partage des eaux qui s'adapte bien à ce type d'images « topologiques ».

5.2.1 Principe de la ligne de partage des eaux

La morphologie mathématique est une théorie de traitement non linéaire de l'information apparue en France dans les années 1960 [Mat75, Ser83]. Elle est aujourd'hui très largement utilisée en analyse d'images. En morphologie mathématique, l'algorithme de la ligne de partage des eaux, proposé par Digabel et Lantuéjoul [DL78], est un algorithme de segmentation d'images, ce qui revient à décomposer une image en régions homogènes.

La méthode de ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si chaque valeur de pixel est associé à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants. La segmentation se rapporte alors à un problème hydrologique : une goutte d'eau tombant sur ce relief va s'écouler jusqu'à un minimum local. Les pixels d'une même région sont alors ceux à partir desquels une goutte d'eau s'écoule vers le même lieu. Cette zone est aussi appelée *bassin de capture*. Un exemple des reliefs et des régions obtenus par cet algorithme est présenté sur la figure 5.2. Les lignes pointillées verticales symbolisent la frontière entre les différents bassins. Elles sont appelées *lignes de partage des eaux (watershed* en anglais).



FIG. 5.2 – Régions générées par la ligne de partage des eaux. L'algorithme de ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image est perçue comme un relief. La ligne de partage des eaux est la crête formant la limite entre deux bassins versants.

Les premiers algorithmes mis en place pour générer les différents bassins de capture étaient fondés sur le principe original et tentaient de modéliser l'écoulement le long des reliefs. Malheureusement, cette méthode est complexe à implanter et l'écoulement est mal défini sur les reliefs à valeurs discrètes. Pour pallier ces problèmes de coûts et de fiabilité, le principe d'immersion voit le jour dans les années 1990. L'idée générale est d'immerger progressivement le relief dans l'eau (Fig. 5.3). Pour qu'il puisse se remplir, il suffit de percer le relief au niveau des bassins de capture. Des puits sont donc creusés au niveau de chaque minimum local et la surface est ensuite plongée progressivement dans l'eau. Pour séparer les différents bassins, des barrages sont construits lorsque les zones inondées se rejoignent. Une fois le relief totalement immergé, ces barrages symbolisent les lignes de partage des eaux.



FIG. 5.3 – Principe de segmentation par l'algorithme de ligne de partage des eaux. A- L'immersion commence, les puits se remplissent. B- Un premier bassin B1 commence à se former. C- Deux autres bassins B2 et B3 se créent. D- La montée des eaux continue. E- Après la création du cinquième bassin B5, B5 et B3 tendent à se regrouper.
F- L'état final est atteint lorsque toute la surface est recouverte. Les barrages forment les lignes de partage des eaux (en pointillé rouge) et les bassins forment les régions.

Sur l'exemple proposé, le problème de la définition des minima locaux se manifeste avec la création d'un bassin B5 qu'il paraît plus naturel de regrouper avec B3. Ce phénomène est dû à des minima locaux non fondamentaux souvent dus au bruit ou représentant des structures mineurs de l'image. La sur-segmentation obtenue peut être limitée par l'utilisation de marqueurs. Au sein d'une image à analyser, il est souvent possible de trouver des marqueurs à l'intérieur des objets à reconnaître. Malheureusement, leur création automatique est généralement non triviale. De nombreuses implantations de la ligne de partage des eaux pour la segmentation ont vu le jour [VS91, MB90]. Généralement, les pixels sont classés dans une file d'attente triée suivant la valeur du niveau de gris. L'immersion est alors réalisée par paliers successifs où les différentes régions sont élargies suivant les régions déjà existantes et la présence possible de nouveaux marqueurs immergés.

5.2.2 Adaptation de l'algorithme de ligne de partage des eaux

Dans notre cas, les régions d'intérêts à segmenter sont les pics représentant les bouffées d'énergie. Avec l'algorithme d'immersion, les régions finalement segmentées sont les bassins. Nous avons donc considéré notre image « inversée » afin de détecter les régions correspondant aux pics de notre image et non aux creux. (Fig. 5.4).



FIG. 5.4 – Inversion des valeurs de niveaux de gris pour l'application de la ligne de partage des eaux sur la carte temps-fréquence. A- Une carte temps-fréquence. B- Extraction du relief à la fréquence de 10Hz. C-Inversion du relief afin de détecter les pics de notre image temps-fréquence initiale.

Nous avons implanté l'algorithme par immersion de Soille [VS91] en choisissant des marqueurs adaptés. Comme notre image est inversée, nos marqueurs seront choisis parmi la liste des maxima locaux et non des minima locaux. Afin d'éviter la sur-segmentation, nous avons mis en place deux étapes pour la sélection de marqueurs performants. Dans un premier temps, nous avons procédé à un seuillage, afin de ne pas chercher à extraire des pics de faible énergie qui ne sont pas des oscillations, mais juste une activité de fond ou du bruit. Puis, nous avons vérifié que la distance entre deux maxima locaux est plausible d'un point de vue neurophysiologique.

5.2.2.1 Seuillage adaptatif

Afin d'extraire les oscillations, bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence, nous sommes partis de la valeur des pixels. En effet, les oscillations étant les zones de forte énergie, il apparaît qu'un seuillage en fonction du niveau d'énergie permettrait de diviser dans l'image les oscillations, des zones de faible énergie.

L'échelle des valeurs d'énergie variant selon la tâche effectuée par le sujet et la bande de fréquence analysée, il n'est pas possible de fixer un seuil fixe pour l'ensemble des cartes temps-fréquence. Nous avons donc étudié l'histogramme des valeurs de l'énergie des pixels des cartes temps-fréquence afin de choisir un seuil qui puisse s'adapter à chaque carte. Cet histogramme est souvent unimodal, parfois multimodal. Il est toujours caractérisé par un premier mode très important (Fig. 5.5). Ce mode représente les pixels de faible énergie. Afin d'obtenir une méthode efficace dans tous les cas, nous nous basons uniquement sur ce premier mode pour définir notre seuil.



FIG. 5.5 – Exemples d'histogrammes des cartes temps-fréquence. Deux cas sont possibles : un histogramme unimodal tel que celui du haut ou un histogramme multimodal tel que celui du bas. Dans les deux cas, le mode le plus important est celui correspondant aux pixels de faible énergie. Les pixels de forte énergie, correspondant aux oscillations, sont en nombre beaucoup moins important.

Le but étant d'isoler les bouffées d'énergie, nous allons choisir un seuil qui coupe les bouffées au niveau des énergies les plus basses, i.e. après le premier mode représentant le bruit et l'activité de fond de l'EEG. Nous avons modélisé ce mode par une gaussienne centrée en m (sa moyenne) et d'écart-type σ . Chaque pixel de la carte temps-fréquence présente une valeur qui sera notée f(x, y) = p (Eq. 5.1).

$$g(p) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{\frac{(p-m)^2}{2\sigma}}$$
(5.1)

La modélisation est basée sur une minimisation de la différence δ (Eq. 5.2) entre la gaussienne estimée et l'histogramme réel h(p).

$$\delta = g(p) - h(p) \tag{5.2}$$

Le problème réside donc dans l'estimation des paramètres m et σ de la gaussienne. La valeur m est approximée par la détection du maximum de l'histogramme. L'écart-type estimé est celui qui minimise δ avec le m approximé. Il s'agit d'un problème d'identification de la gaussienne la plus similaire possible au premier mode de l'histogramme. Un exemple de résultat est présenté sur la figure 5.6.

Suite à cette modélisation du premier mode de l'histogramme, nous déterminons le seuil en fonction des caractéristiques de la gaussienne. Les pixels retenus f'(x, y) seront ceux validant la formule ci-dessous :

$$f'(x,y) = \begin{cases} f(x,y) = p & \text{si} & h(p) < c.g(m) & \text{et} & p > m \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$
(5.3)

Comme il n'existe pas de modèle physiologique, la valeur c a été définie en fonction de l'avis de l'expert en neurophysiologie du service de Neurophysiologie Clinique de Poitiers. Celui-ci l'a fixée à c = 0, 1 d'après un curseur d'appréciation définie par son expertise.



FIG. 5.6 – Histogramme d'une carte temps-fréquence (en bleu) et sa modélisation sous forme de gaussienne (en vert). Le seuil choisi en fonction des caractéristiques de la gaussienne est indiqué en rouge.

Suite à ce seuillage adaptatif, seuls les pixels caractérisant les oscillations sont conservés. La figure 5.7 montre des exemples de cartes temps-fréquence seuillées. Ainsi, pour la ligne de partage des eaux, seuls les maxima locaux correspondant aux oscillations d'intérêt sont détectés.

5.2.2.2 Détection des marqueurs

Les pics de la carte temps-fréquence, correspondant aux oscillations neuronales, ne sont pas de parfaites gaussiennes. Ainsi, il est possible d'obtenir un pic avec un double sommet, tel que le problème décrit sur la figure 5.3 entre la région B5 et B3. Afin d'éviter de détecter deux maxima locaux pour une seule oscillation, nous avons fait appel aux connaissances neurophysiologiques. En effet, les connaissances domaines liées au savoir de l'expert, nous permettent d'avoir un a priori sur la distance minimale possible entre deux maxima :

- plus la bande de fréquence étudiée sera élevée et plus la durée temporelle d'une bouffée sera courte;
- plus la bande de fréquence étudiée sera élevée et plus l'« étalement fréquentiel » sera important.

Afin de traduire ces informations en données quantitatives, nous avons fait une étude des caractéristiques des bouffées temps-fréquence. Nous avons étudié statistiquement la durée temporelle et l'étalement fréquentiel des bouffées. La durée temporelle représente la différence de temps entre la fin d'une bouffée et le début de cette même bouffée et l'étalement fréquentiel représente la différence entre la fréquence maximale présente dans cette bouffée et la fréquence minimale.



FIG. 5.7 – Illustration du seuillage des cartes temps-fréquence. Dans les cas, A B et C le seuillage s'effectue correctement, nous réussissons à séparer l'activité de faible énergie de l'activité de forte énergie. Le cas D est un cas limite. Le seuil choisi en fonction de l'histogramme est trop faible car l'histogramme présente deux modes de faibles énergies. Cela représente moins de 1% des cas.

5.3. Modélisation

Cette étude a portée sur les bouffées de différentes bandes de fréquence de deux sujets. Le nombre de pics étudiés varie suivant la bande de fréquence : $\delta = 8\ 078$, $\alpha = 12\ 532$, $\beta = 13\ 012$ et $\gamma = 27\ 917$. Pour chaque bande de fréquence, nous avons étudié la moyenne et l'écart-type ainsi que la médiane et les quartiles. La figure 5.8 montre les résultats obtenus pour l'étude de la durée temporelle des pics de la bande α . La distribution des durées temporelles est représentée en bleue. Cette distribution est caractérisée par des paramètres statistiques (de gauche à droite en rouge) le 5^{eme} centile, le 1^{er} quartile, la médiane, la moyenne, le 3^{eme} quartile et le 95^{eme} centile. La valeur de la moyenne 0, 432 et de l'écart-type 0, 19 de cette distribution nous permet de conclure sur les caractéristiques d'une bouffée d'énergie de la bande de fréquence alpha.



FIG. 5.8 – Distribution de la durée temporelle des oscillations de la bande alpha. La courbe bleue représente les valeurs réelles des durées de chacune des 12 532 bouffées. La courbe verte représente la distribution normale de moyenne 0, 432 et d'écart-type 0, 19. Les repères verticaux représentent de la gauche vers la droite, le 5^{eme} centile, le 1^{er} quartile, la médiane, la moyenne, le 3^{eme} quartile et le 95^{eme} centile.

La figure 5.9 résume les résultats obtenus pour l'ensemble des bandes de fréquence. Pour chaque bande de fréquences, les caractéristiques moyennes des bouffées d'énergie sont calculées. À partir de ces valeurs, nous avons mis au point une vérification de la plausibilité des marqueurs choisis pour la ligne de partage des eaux. Ainsi, par exemple, pour la bande de fréquence alpha, la durée temporelle d'une bouffée est de 0, 4s. Le marqueur est le « sommet », maximum local, de cette bouffée. Ainsi, physiologiquement, nous ne devons pas trouver d'autres marqueurs à moins de 0, 2s du sommet. Si comme dans la figure 5.3, du bruit ou un aléa dans la forme de la bouffée viennent perturber la détection du maximum local, nous choisirons le maximum le plus élevé dans un périmètre de 0, 2s.

La ligne de partage des eaux permet de segmenter les régions homogènes. Dans notre cas, elle nous permet de segmenter les oscillations de notre carte temps-fréquence. Suite à deux optimisations pour la détection des marqueurs servant à l'inondation des bassins versants, nous obtenons des régions d'intérêt qui correspondent à nos bouffées d'énergie caractérisant les oscillations neuronales. La figure 5.10 montre ainsi un exemple de carte temps-fréquence, la carte temps-fréquence après le seuillage adaptatif et enfin les régions segmentées qui correspondent aux oscillations.

5.3 Modélisation

Afin de caractériser les signaux EEG, nous cherchons à caractériser les oscillations qui les composent. Ces oscillations ont été extraites grâce à la segmentation de la carte temps-fréquence. Nous allons maintenant chercher à modéliser ces zones d'intérêt délimitées par la ligne de partage des eaux.



FIG. 5.9 – Évolution des durée temporelles et étalement fréquentiel en fonction des bandes de fréquence. A- Plus la bande de fréquence étudiée est élevée et plus la durée temporelle d'un pic est courte. B- Plus la bande de fréquence étudiée est élevée et plus l'étalement fréquentiel est important.



FIG. 5.10 – Exemple de segmentation d'une carte temps-fréquence. A- La carte temps-fréquence obtenue par transformée en ondelette. B- La même carte suite au seuillage adaptatif. Le seuillage a permis de supprimer l'ensemble des pixels qui ne correspondent pas aux oscillations (tâches de couleur rouge/orangée représentant des bouffées d'énergie dans une bande de fréquence et à un temps donné). C - Suite à la ligne de partage des eaux sur la carte seuillée, les oscillations sont extraites de la carte.

5.3.1 Choix du modèle

Les oscillations présentes sur les cartes temps-fréquence ont une forme de « bosses ». Différentes fonctions pourraient être imaginées pour les modéliser. Une modélisation la plus proche possible de la forme de l'oscillation serait une fonction dont chaque pente serait paramétrée indépendamment. Cependant, le niveau de détails obtenu avec une fonction plus simple suffit à l'étude envisagée.

Les pixels appartenant à une oscillation se répartissent suivant une fonction gaussienne de base ellipsoïdale (Fig. 5.11). En effet, la transformée en ondelette continue de Morlet est basée sur un atome dont l'enveloppe est une gaussienne. C'est pour cette raison que nous avons choisi comme modèle la loi normale multidimensionnelle, détaillée dans l'équation 5.4, avec $x = (x_1, \ldots, x_p)'$ l'ensemble des p pixels d'une oscillation.

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} exp\left[-\frac{1}{2} (x-\mu)' \Sigma^{-1} (x-\mu)\right]$$
(5.4)

La loi normale multidimensionnelle permet de modéliser un pic car les ensembles la caractérisant sont des ellipses avec μ le vecteur moyenne qui indique le centre de l'ellipsoïde dans l'espace et Σ la matrice de variance qui indique la forme de l'ellipsoïde. La forme de la matrice σ est rappelée dans l'équation 5.5.

$$\Sigma = (p-1) \begin{bmatrix} \sigma^2(x_1) & \cdots & cov(x_1, x_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(x_p, x_1) & \cdots & \sigma^2(xp) \end{bmatrix}$$
(5.5)

FIG. 5.11 – Fonction gaussienne bidimensionnelle. Cette fonction dépend de cinq paramètres. μ_f et μ_t sont les coordonnées du centre de la gaussienne. s_f et s_t sont les écarts types sur les axes vertical et horizontal respectivement et *a* est l'amplitude de la fonction.

5.3.2 Principe de la minimisation d'une fonction

Notre problème de modélisation revient à trouver les valeurs numériques des paramètres μ et Σ de façon à ce que l'ellipsoïde soit le plus ressemblant possible à la bouffée d'énergie de la carte temps-fréquence. Cela revient à minimiser la différence entre la gaussienne estimée et les valeurs des pixels de la bouffée. Il s'agit donc d'un problème de minimisation de fonction.

Pour qu'une fonction f(x) présente un extremum, il faut que sa dérivée f'(x) s'annule (condition du premier ordre) et qu'à un minimum de f(x) corresponde une dérivée seconde f''(x) positive (Fig. 5.12).



FIG. 5.12 – Extrema d'une fonction. La dérivée s'annule en x_m et x_M , mais aussi en x_p , point par laquelle la dérivée seconde s'annule aussi. Ainsi, un minimum est obtenu si f'(x) = 0 (condition du premier ordre), f''(x) > 0 (condition du deuxième ordre).

Cependant, dans notre cas, il est difficile d'obtenir le gradient et l'hessien de notre fonction, nous allons donc nous baser sur d'autres méthodes pour rechercher notre minimum. Les paragraphes suivant en précisent le principe.

5.3.2.1 Cas d'une fonction à une variable

Le principe général de recherche d'un minimum consiste en une méthode itérative par encadrements successifs du minimum recherché. Cette méthode s'inspire de la dichotomie : partant d'un encadrement initial du minimum, on cherche à réduire l'intervalle d'encadrement jusqu'à ce que l'on puisse considérer que l'on a atteint le seuil de convergence.

Pour encadrer un zéro, deux valeurs suffisent, sous réserve que la fonction change de signe. Dans le cas d'un minimum local, trois valeurs a, b et c sont nécessaires, satisfaisant les conditions de l'équation 5.6.

$$a < b < c, f(b) < f(a), f(b) < f(c)$$
(5.6)

Par continuité de la fonction f, il est trouvé un minimum entre a et c. Un intermédiaire x entre a et b est choisi, ou entre b et c. Suivant la position de b par rapport à x, et en fonction de f(b) par rapport à f(x), quatre cas sont possibles. Les itérations se poursuivent jusqu'à ce que le seuil de convergence souhaité soit atteint, à savoir que la longueur de l'intervalle d'encadrement c - a soit suffisamment petite.

Le problème qui subsiste maintenant est le choix du point intermédiaire x dans l'intervalle entre a et c. Une méthode a été proposée par Brent qui utilise une interpolation parabolique. L'interpolation parabolique consiste à calculer les paramètres d'une parabole passant par les points (a, f(a)), (b, f(b)) et (c, f(c)), le point intermédiaire x correspondant au minimum de cette parabole. L'équation 5.7 présente la formulation résultante.

$$x = b - \frac{1}{2} \frac{(b-a)^2 (f(b) - f(c)) - (b-c)^2 (f(b) - f(a))}{(b-a) (f(b) - f(c)) - (b-c) (f(b) - f(a))}$$
(5.7)

5.3.2.2 Cas d'une fonction à plusieurs variables

En se basant sur le principe de la minimisation d'une fonction à une seule variable, il est possible d'extrapoler pour minimiser une fonction à n variables. Avec $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$, $p \in \mathbb{R}^n$ un point donné et $u \in \mathbb{R}^n$ une direction donnée, la fonction g peut être définie comme un fonction à variable unique par $g(\lambda) = f(p + \lambda u)$. La fonction g représente alors une coupe de la fonction f, suivant la direction u et passant par la point p. Il suffit alors de minimiser cette fonction g telle une fonction à une seule variable. C'est sur ce principe qu'est basée la méthode de Powell-Brent.

Cette méthode [Pow75, Bre73] consiste en la recherche linéaire d'un minimum le long de chaque degré de liberté, visité un à un. L'ensemble des directions de recherche orthogonales se met à jour en fonction des variations de position correspondant aux plus grandes variations d'énergie. L'algorithme stoppe lorsque l'énergie est suffisamment faible ou ne varie plus.

L'algorithme est le suivant. Le point de départ $p = p_0$ (l'attitude initiale) est défini, de même qu'un intervalle de recherche I_0 pour chaque degré de liberté. L'ensemble des 6 directions de recherche d est initialisé avec les vecteurs de base de l'espace à 6 dimensions. Nous avons donc initialement :

$$p_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, d_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

L'algorithme se déroule en deux étapes :

- 1. Powell gère la terminaison de la recherche, la visite des 6 degré de liberté consécutivement, et la mise à jour des 6 directions de recherche (Algorithme1, Fig. 5.13).
- 2. Brent, pour chaque degré de liberté visité, cherche un minimum de la fonction d'énergie en une dimension, dans un intervalle restreint (Algorithme2, Fig. 5.14).



FIG. 5.13 – Recherche de minimum par la méthode de Powell. La recherche s'effectue selon des directions orthogonales successives.

Algorithme 1	:	Algorithme	de	Powel	1
--------------	---	------------	----	-------	---

Données : degré de liberté(i) : i^{me} degré de liberté d: direction $\Delta \mu(p)$: variation d'énergie f_B : fonction de Brent pour la calcul du point d'énergie minimale 1 début répéter 2 pour chaque $degré de \ liberté(i)$ faire 3 4 $p_k^i \leftarrow f_B(d_k^i);$ $\Delta \mu(p_k^i) \leftarrow \left(\mu(p_k^i) - \mu(p_{k-1}^i) \right);$ 5 $\begin{array}{c} \sum_{k} \sum_{k$ 6 7 $\Delta p_k \leftarrow (p_k - p_{k-1});$ 8 si $\mu (p_k + \Delta p_k) < \mu(p_k)$ alors 9 $p_{k+1} \leftarrow p_k + \Delta p_k;$ 10 $d_{k+1}^{i_m} \leftarrow \Delta p_k^{i_m};$ 11 **jusqu'à** ($\mu(p)$ proche de zéro) ou ($\Delta\mu(p)$ proche de zéro) ou (k > nombre d'itérations 12 maximal); 13 fin

Algorithme 2 : Algorithme de Brent							
Données : d : direction							
$\Delta \mu(p)$: variation d'énergie							
f : fonction unimodal sur [a,b]							
1 début							
2 pour chaque degré de liberté choisie à l'itération k de Powell faire							
3 si $(a < x < c)$ et $(x - b < \frac{1}{2} x - b _{k-1})$ alors							
4 $ \mathbf{si} x - b > \varepsilon$ alors							
5 $ b \leftarrow x;$							
6 si $b-x < 0$ alors							
7 $\left \begin{array}{c} a \leftarrow b; \end{array} \right $							
8 sinon							
9 $ c \leftarrow b;$							
11 Iteration de l'algorithme de Golden search (la recherche fait un grand pas en							
avant si l'énergie est grande, et au contraire tâtonne dans un voisinage de x si							
l'énergie est faible)							
12 fin							



FIG. 5.14 – Recherche de minimum par la méthode de Brent. Le minimum est trouvé par ajustement d'une parabole sur la courbe.

5.3.3 Application aux oscillations

Notre choix étant de modéliser les bouffées d'énergie, caractérisant les oscillations par une loi normale multidimensionnelle, il faut estimer les paramètres μ et Σ . Cela est possible par l'utilisation de la méthode Powell-Brent de minimisation de fonction. Cependant, afin d'optimiser le temps de calcul, nous définissons μ au préalable, par l'estimation du barycentre de la forme. Puis, nous estimons la matrice Σ par minimisation de la fonction de différence entre la distribution réelle des pixels de la bouffée et sa modélisation par une gaussienne (Fig. 5.16 et Fig. 5.18).

5.3.3.1 Estimation de μ par le barycentre

Soit $x = (x_1, \ldots, x_p)'$ l'ensemble des p pixels d'une oscillation. À chaque pixel peut être attribué un poids a_i correspondant à la valeur en énergie du pixel. Le vecteur $a = (a_1, \ldots, a_p)'$ en découle. Si $\sum_{i=1}^{p}$ est non nulle, le barycentre du système $\{(A_i, a_i)\}_{i=1\cdots p}$ est le point G tel que $\sum_{i=1}^{p} a_i \vec{GA_i} = \vec{0}$. Les coordonnées du barycentre sont données par la formule 5.8, pour j = 2. Les deux dimensions de l'espace sont le temps et la fréquence.

$$x_{j,G} = \frac{\sum_{i=1}^{p} a_i x_j, A_i}{\sum_{i=1}^{p} a_i}$$
(5.8)

Pour chaque oscillation, à modéliser, nous avons donc maintenant le barycentre. Ce sont les valeurs de ce barycentre $x_{j,G}$ que nous affectons au vecteur moyenne μ .

5.3.3.2 Estimation de Σ

Dans la loi normale multidimensionnelle, Σ est la matrice de variance. Elle caractérise la forme de l'ellipsoïde. Sa décomposition spectrale est la suivante :

$$\Sigma = \lambda DAD' \tag{5.9}$$

Dans cette formule 5.9, $\lambda \in \mathbb{R}^+$ caractérise le volume de la forme, $D = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$ la direction et $A = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \frac{1}{a} \end{bmatrix}$ la forme (Fig. 5.15).



FIG. 5.15 – Décomposition spectrale de Σ de la loi normale multidimensionnelle. $\Sigma = \lambda DAD'$ est la matrice de variance, elle caractérise la forme de l'ellipsoïde. λ caractérise le volume de la forme, $D = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$ la direction et $A = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \frac{1}{a} \end{bmatrix}$ la forme.

En utilisant l'algorithme décrit dans la section 5.3.2.2, nous estimons les valeurs de a, θ et λ en minimisant la différence entre les valeurs réelles et les valeurs estimées. Les résultats sont satisfaisants mais les temps de calcul importants, de l'ordre de 1 à 2 secondes pour modéliser une bouffée de taille moyenne (100×50 pixels). Sachant qu'un signal de 10 secondes est composé d'une dizaine de bouffées sur une bande de fréquence et qu'une acquisition regroupe au minimum 4 000 signaux, il faut au minimum 22 heures pour uniquement modéliser les bouffées d'énergie. Nous avons donc cherché une méthode moins coûteuse en temps et donnant des résultats corrects.

5.3.3.3 Simplification de l'estimation de Σ

Afin de diminuer les temps de calcul, nous avons cherché à diminuer la complexité de la modélisation. Pour cela, nous avons utilisé deux modélisations unidimensionnelles à la place de la modélisation bidimensionnelle décrite dans la section précédente.

Pour cela, nous avons utilisé l'expression simplifiée de la loi normale multidimensionnelle réduite à deux dimensions. Notre bouffée à modéliser étant à base ellipsoïdale, le problème se résume à trouver le centre de cette ellipse, afin d'obtenir les coordonnées du centre de la gaussienne, ainsi qu'à caractériser le petit et le grand axe pour définir les écarts types. Dans cette équation 5.10, μ_f et μ_t sont les coordonnées du centre de la gaussienne, σ_f et σ_t sont les écarts types sur les axes vertical et horizontal respectivement, et *a* est l'amplitude de la fonction (Fig. 5.11).

$$\phi_b(f,t) = \frac{a}{2\pi s_f s_t} exp\left[-\frac{(f-\mu_f)^2}{2s_f^2}\right] exp\left[-\frac{(t-\mu_t)^2}{2s_t^2}\right]$$
(5.10)

 μ_f et μ_t ont été estimés par le calcul du barycentre. Nous considérons que *a* est la valeur en niveau de gris du pixel barycentre de la bouffée. En effet, ce pixel barycentre se trouve être le point qui s'approche le plus du sommet de notre forme, l'amplitude de notre gaussienne sera donc la hauteur de ce sommet. Il nous reste à estimer les écarts types s_f et s_t .

Pour estimer ces écarts types, nous avons simplifié notre problème de modélisation d'une gaussienne bidimensionnelle à celui de l'estimation des paramètres de deux gaussiennes unidimensionnelles (Fig. 5.16). Notre gaussienne bidimensionnelle a pour base une ellipse qui est définie par un grand axe et un petit axe. Les valeurs des écarts-types correspondent respectivement à la longueur du demi-grand axe et du demi-petit axe (Fig. 5.11). Nous allons donc chercher à extraire les valeurs des pixels qui se trouvent sur ces axes, comme montré sur l'étape C de la figure 5.16. Ces deux ensembles de pixels serviront pour l'estimation des écarts types.

Axes principaux Afin d'extraire les pixels situés sur l'axe principal de notre forme (le grand axe) et ceux situés sur l'axe perpendiculaire (le petit axe), nous avons effectué une analyse par composante principale (ACP) sur notre ensemble de pixels de la bouffée d'énergie. Cette méthode est détaillée en annexe A. Ainsi, nous obtenons les directions d1 et d2 des deux axes. Connaissant le barycentre de la forme, nous pouvons ainsi sélectionner les pixels définis par la droite passant par $x_{j,G}$ et de direction d1 ainsi que ceux définis par la droite passant par $x_{j,G}$ et de direction d2.

Droite discrétisée La seule difficulté rencontrée est que cette droite définie par un point et une direction n'est pas une droite continue dans notre cas. En effet, elle est définie par un ensemble de pixels, c'est donc une droite discrète et même plus précisément un segment discret dont le début et la fin sont déterminés par la forme de la bouffée d'énergie. Nous avons utilisé l'algorithme de tracé de segment de Bresenham pour résoudre ce problème [Bre65] (Figure 5.17).

L'algorithme détermine quels sont les points d'un plan discret qui doivent être tracés afin de former une approximation de segment de droite entre deux points donnés. Le principe de l'algorithme est le suivant :

- le déplacement s'effectue d'une unité par une unité suivant l'un des deux axes ;
- le choix de l'axe de déplacement est pris en fonction de la pente du segment. La position sur l'autre axe sera calculée grâce à la pente ;
- la pente permet de minimiser l'erreur dans le choix du point.

Ainsi, nous pouvons extraire le segment de pixels correspondant à la projection du grand axe d'une part et du petit axe d'autre part (Fig. 5.15). À partir de ces segments, nous recherchons les meilleures valeurs d'écarts types pour modéliser au mieux notre bouffée d'énergie. Pour cela, nous utilisons l'algorithme de Brent décrit dans la section 5.3.2.1. D'un point de vue quantitatif, les résultats obtenus sont comparables à la modélisation bidimensionnelle. Par contre, d'un point de vue temps de calcul, la simplicité de cette méthode a permis une nette amélioration du temps de calcul. Il faut environ 0, 2 seconde pour modéliser une bouffée, ce qui représente un gain de temps de 91%.

5.3.3.4 Gestion des seuils et des bords

Trois paramètres sont à déterminer pour la bonne gestion de la modélisation des bouffées par une gaussienne :

- le seuil de convergence;
- le seuil de reconstruction de la gaussienne;
- la gestion des bords de la carte temps-fréquence.

Seuil de convergence Lors de la recherche du minimum de la fonction de différence entre les valeurs réelles et la gaussienne estimée, il faut définir un seuil de convergence. Ce seuil précise le niveau d'erreur acceptable : « Quelle est la distance minimale nécessaire pour considérer que le minimum



FIG. 5.16 – Principe de modélisation d'une bouffée d'énergie de la carte temps-fréquence par une gaussienne. Cette modélisation est basée sur une estimation des paramètres des gaussiennes unidimensionnelles passant par les axes de l'ellipse définie par la bouffée d'énergie. A- La bouffée d'énergie dans le plan. B- La bouffée d'énergie en 3D, avec extraction des courbes passant par les axes de l'ellipse. C- Courbe du petit axe de l'ellipse (à droite) et du grand axe de l'ellipse (à gauche). D- Gaussienne en 3D reconstituée à partir des paramètres des courbes extraites. E- Gaussienne dans le plan.



FIG. 5.17 – Algorithme de Bresenham. À gauche, le choix se fait entre le point Est et le point Nord-Est à chaque itération en fonction de l'erreur d2 - d1. À droite, nous présentons l'exemple de résultat de tracé d'un segment discret.

est trouvé ? ». Les plus petites bouffées d'énergie que nous avons à modéliser sont de 10×10 pixels ¹ avec une énergie minimale (en moyenne) de $15\mu V^2$. L'aire maximale engendrée est donc de 150ua. Nous avons estimé que la différence entre les deux aires ne devait pas être supérieure à $10^{-3}ua$. Cette différence engendre une erreur de $1\mu V^2$ ou de 0,04s ou de 0,1Hz ou tous assemblages de ces trois valeurs. Nous n'avons pas cherché à être plus précis car la modélisation ne peut pas calquer la forme réelle. De plus, il est inutile d'aller au delà de la précision de la carte temps-fréquence.

Seuil de reconstruction de la gaussienne Une gaussienne est une fonction continue, dont les limites tendent à l'infini vers zéro. Ainsi, nous devons choisir un seuil qui constituera le « bord » de la gaussienne. Nous avons deux choix possibles, soit utiliser la valeur du seuil adaptatif trouvé lors de la ligne de partage des eaux, soit choisir une autre valeur. Utiliser le seuil calculé lors de l'étape de segmentation permettrait de rester dans la continuité en travaillant avec des valeurs d'énergie correspondant uniquement aux périodes d'activité neuronale. Cependant, nous avons choisi un seuil inférieur à cette valeur. De cette façon, nous reconstituons presque entièrement l'oscillation, même sa partie seuillée qui a été perdue lors des traitements (Fig. 5.18). Mais nous ne travaillons pas avec les pixels ne correspondant pas à de l'activité car ils ont été seuillés. Nous avons fixé le seuil à 10% de la valeur maximale de chaque gaussienne.



FIG. 5.18 – Estimation des paramètres de la gaussienne par minimisation de l'aire entre la distribution réelle (en noir) et la gaussienne (en rouge). A représente l'aire à minimiser. B est la zone reconstituée malgré l'étape de seuillage.

¹Une taille de 10×10 pixels correspond à une bouffée d'environ 0,05s sur 0,5Hz, à une fréquence d'échantillonnage de 250Hz, ce qui est la plus petite fréquence d'échantillonnage de nos acquisitions.

Gestion des bords de la carte temps-fréquence Les résolutions des ondelettes dépendent de la fréquence : pour les hautes fréquences, les ondelettes sont précises en temps et imprécises en fréquence et inversement pour les basses fréquences. Les motifs temps-fréquence que nous souhaitons modéliser sont donc caractérisés par :

- une résolution dépendant de leur fréquence ;
- une durée en temps, correspondant à la durée d'une oscillation.

En fonction de ces deux paramètres, les oscillations ont donc des hauteurs et largeurs variables, exprimées en pixels de la carte temps-fréquence. Ces oscillations ne sont pas toujours centrées sur la bande de fréquence ou la zone de temps d'intérêt. Certaines se trouvent donc sur les limites de la carte temps-fréquence. Nous utilisons alors les informations contenues dans la partie de l'oscillation présente sur la carte temps-fréquence pour la modéliser. La modélisation obtenue peut alors compléter la partie manquante.

5.4 Validation statistique

Afin de certifier que les traitements que nous appliquons sur les signaux EEG sont adaptés, nous avons comparé nos résultats avec une méthode clinique : la désynchronisation liée à l'évènement.

5.4.1 Principe de la désynchronisation liée à l'évènement

Le moyennage de l'activité électroencéphalographique (EEG) au cours d'un évènement répété, telle une stimulation, permet de mettre en évidence un potentiel d'origine corticale. La condition nécessaire à la mise en évidence de ces potentiels par la technique de moyennage est qu'il existe à la fois une relation temporelle et une relation de phase entre le stimulus et la modification de l'activité électrique engendrée par ce stimulus. Ces potentiels sont alors dits « évoqués ».

Les phénomènes liés dans le temps à un évènement mais sans relation de phase avec cet évènement ne peuvent pas être mis en évidence par le moyennage simple de l'EEG : ces phénomènes sont dits « induits » par l'évènement. C'est le cas de la réactivité des rythmes EEG à un évènement particulier. Cette réactivité ne survient pas toujours à la même phase du signal. Par conséquent, le moyennage de différentes périodes EEG tend à aboutir à un signal nul alors même que la réactivité est parfois visible à l'œil nu. L'exemple le plus classique est celui du blocage du rythme alpha postérieur lors de l'ouverture des yeux traduisant l'activation du cortex occipital [Ber29] (Fig. 2.8).

Cependant, l'analyse visuelle simple ne permet d'observer la réactivité des rythmes EEG que dans une minorité de cas. Des techniques ont été développées pour mieux mettre en évidence et quantifier cette réactivité. La plus utilisée est la méthode de quantification des désynchronisations et synchronisations liées à l'évènement (D/SLE) décrite par Pfurtscheller et Aranibar en 1977 [PA77].

Cette méthode consiste à déterminer l'évolution temporelle de la puissance du signal EEG dans une bande de fréquence donnée, avant, pendant, et après un évènement. La désynchronisation liée à l'évènement (DLE) est le nom donné par Pfurtscheller à l'atténuation d'amplitude ou au blocage des composantes rythmiques de l'EEG dans certaines bandes de fréquence en rapport avec l'évènement mettant en jeu une région plus ou moins étendue du cortex. Inversement, une augmentation de l'amplitude des composantes rythmiques de l'EEG en relation avec l'évènement correspond à une synchronisation liée à l'évènement (SLE). Les rythmes électriques corticaux peuvent donc être caractérisés par leur fréquence, leur amplitude, leur localisation, mais aussi par leur réactivité [NL93].

5.4. Validation statistique

Stériade et Llinas [SL88] ont montré qu'un pattern EEG de désynchronisation était la conséquence de l'excitation des structures corticales par le système thalamo-cortical. L'importance de cette DLE est corrélée au volume des réseaux neuronaux impliqués dans la réalisation de la tâche étudiée [WSG84], [DBG95]. À l'opposé, il a été suggéré [Pfu92], [KPS92] que la synchronisation d'un rythme pouvait être le reflet d'une mise en repos du cortex sous-jacent. L'analyse de ces phénomènes de D/SLE des rythmes corticaux permet donc d'étudier les modifications de l'activité des aires corticales sous-jacentes en relation avec un évènement précis.

Cette méthode a été appliquée à l'étude de l'activation corticale lors de tâches mnésiques [DBG95], [KPS92], de tâches attentionnelles [DDD⁺93], du traitement des informations auditives [KLL⁺94], de phénomènes anticipatoires [BBCB99] et aussi à la préparation et à l'exécution de mouvements volontaires [PA79], [SLB⁺01].

Voici les différentes étapes de calcul de la DLE décrites par Pfurtscheller [PdS99] (Fig. 5.19) :

- 1. sélection des époques EEG non artéfactées ;
- 2. filtrage passe-bande de l'ensemble des signaux sélectionnés ;
- 3. calcul de la puissance de chaque échantillon de chaque signal ;
- 4. moyennage des puissances de l'ensemble des signaux ;
- 5. lissage temporel afin de réduire la variabilité.



FIG. 5.19 – Principe de désynchronisation (à gauche) et synchronisation (à droite) liées à l'évènement (filtrage 8 - 12Hz, référence de -4, 5s à -3, 5s). Une diminution de la puissance de la bande de fréquence choisie indique une désynchronisation, alors qu'une augmentation indique une synchronisation. Adapté d'après [PdS99]).

Afin de pouvoir interpréter correctement les variations de synchronisation lors des périodes d'activité (A), il est nécessaire de prendre un intervalle de référence (R). Celui-ci sera généralement pris quelques secondes avant le début de l'évènement. Cet intervalle doit être exempt de toute activité volontaire. La quantification des variations de la synchronisation est établie par la formule suivante :

$$ERD\% = \frac{A-R}{R} \times 100 \tag{5.11}$$

Un pourcentage négatif est significatif d'une désynchronisation alors qu'un positif est significatif d'une synchronisation (Fig. 5.19).

Cette méthode a été appliquée avec succès dans de nombreuses études, telles que l'étude de tâches motrices [MF92, PN94], visuelles [GKES89] ou l'étude de la mémoire [SBV96], de la perception [SGvW87], de l'attention [WSG84], du jugement [PK92].

5.4.2 Application aux cartes temps-fréquence

La méthode de la DLE permet d'analyser les variations de synchronisation des populations neuronales dans une bande de fréquence choisie. De la même façon, nous pouvons analyser ces synchronisations à partir de nos cartes temps-fréquence (Fig. 5.20).

La synchronisation est caractérisée par des oscillations qui sont représentées par des bouffées d'énergie sur les cartes temps-fréquence. Nous avons donc cherché à moyenner ces bouffées d'énergie afin d'obtenir une courbe représentative des synchronisations et désynchronisations neuronales.

5.4.2.1 Équivalence des étapes de traitement

La méthode de la DLE repose sur cinq étapes principales. Nous avons adapté ces étapes à l'utilisation des cartes temps-fréquence. Nous parlerons ici de DLE traditionnelle pour la chaîne de traitement proposée par Pfurtscheller [PdS99] et de DLE temps-fréquence pour la méthode adaptée.

Nous allons maintenant détailler étape par étape, la méthode de la DLE appliquée à nos cartes temps-fréquence en faisant le parallèle lorsque cela nous est possible avec la chaîne de traitement traditionnelle (Fig. 5.20).

Étape 1 : Sélection des époques EEG non artéfactées Un enregistrement EEG est constitué d'un ensemble d'évènements marqués par une date précise (le *trigger*). Une époque sera définie par un début et une fin, généralement quelques secondes avant et après le trigger. On obtient ainsi autant d'époques (de signaux) qu'il y a d'évènements. La zone avant le trigger sera la zone de référence car située avant l'exécution de l'évènement. Les artefacts sont supprimés automatiquement ou visuellement.

Que ce soit pour la chaîne de traitement traditionnelle ou temps-fréquence, cette sélection des époques s'effectue de manière identique.

Étape 2 : Filtrage passe-bande Dans le calcul traditionnel, un filtre de Butterworth est utilisé pour isoler les informations d'une certaine bande de fréquence (Fig. 5.20 A2). Ce qui correspond à l'action de la transformée en ondelette continue sur notre signal. En effet, cette transformée travaille sur une bande de fréquence choisie et filtre donc les informations (Fig. 5.20 B2).

La principale différence est que nous obtenons une représentation en deux dimensions (puissance en fonction du temps et de la fréquence) et non un signal en une dimension (puissance en fonction du





temps). Cette représentation en deux dimensions permet d'être plus précis sur la localisation fréquentielle des variations de synchronisation.

Étape 3 : Puissance de chaque échantillon Dans l'approche traditionnelle, le signal filtré résultant est élevé au carré afin d'obtenir sa puissance (Fig. 5.20 A3). Dans la carte temps-fréquence, les valeurs représentées par les pixels sont le résultat du scalogramme. Le scalogramme $|C_s(t, f)|^2$ donne la puissance d'une fréquence donnée à un temps donné.

Étape 4 : Moyennage La troisième étape consiste en un moyennage des puissances de chaque signal filtré.

Cette opération est directement réalisable sur nos cartes temps-fréquence en moyennant les puissances (Fig. 5.20 B4). En pratique, cela signifie moyenner les valeurs des pixels des images tempsfréquence et obtenir une image moyenne de l'ensemble de ces images. Ce moyennage est centré sur une date précise : le trigger, date repère de l'évènement à étudier.

Étape 5 : Lissage La dernière étape, le lissage temporel, permet de réduire la variabilité du résultat. Pour cela, nous utilisons un filtre gaussien dont la taille varie en fonction de la fréquence d'échantillonnage (taille = fréquence échantillonnage/20). Ce filtre est un filtre 1- dimension dans la méthode traditionnelle alors que nous utilisons un masque 2-dimensions dans l'approche temps-fréquence. À la suite de ce lissage, nous effectuons le changement d'espace proposé par la formule 5.11 permettant de considérer l'activité de la période de repos comme une activité nulle.

Afin de pouvoir comparer nos résultats présentés sous forme de carte temps-fréquence moyennée, avec la courbe de DLE, nous avons utilisé le concept de densité marginale défini par Flandrin [Fla98].

$$DM(t) = \int_{\mathbb{R}} |C_s(t,f)|^2 \, dt \text{ ou } DM(f) = \int_{\mathbb{R}} |C_s(t,f)|^2 \, df \tag{5.12}$$

La densité marginale fréquentielle DM(a) donne l'allure du spectre sur la bande de fréquence choisie. La densité marginale temporelle DM(b) donne l'allure de l'enveloppe du signal. C'est cette dernière qui est utilisée pour la comparaison avec la courbe de la DLE. En effet, la courbe de la DLE représente la puissance lissée du signal d'une bande de fréquence donnée, de même dimension que la densité marginale temporelle.

Nous avons ajouté à ces traitements un test statistique afin de pouvoir extraire directement les résultats significatifs.

5.4.2.2 Validité des résultats

Le but est de savoir si les variations observées lors de la période d'activité (après le trigger) sont significativement différentes des variations observées lors de la période de référence. Cette période est choisie lors du repos précédent l'activité. En pratique, la question est donc de savoir si la moyenne des puissances (pixels ou échantillons) de l'activité est différente de la moyenne des puissances de la référence.

Dans notre étude, les données sont appariées car les deux moyennes à tester proviennent du même individu à deux temps différents. Ne pouvant pas faire d'hypothèse sur la distribution de nos valeurs, nous devons appliquer un test non paramétrique. Le test approprié à la comparaison de moyennes appariées est le **Test de Wilcoxon signé**, dont le principe est décrit ci-dessous [GD02].

Soient X et Y, les lois de probabilités des moyennes des puissances respectivement au repos et en activité. Un échantillon du vecteur aléatoire (X, Y)sera donc constitué de couples $(X_1, Y_1), \ldots, (X_n, Y_n)$. Pour tester si deux échantillons sont comparables, le test porte sur la distribution de la différence $D_i = Y_i - X_i$. Ainsi, l'hypothèse H_0 d'égalité des deux distributions se traduira par l'hypothèse H_0 de symétrie de la distribution des différences. On pourra alors supposer que cette distribution est normale et tester la position de la médiane m_e de D par rapport à 0 :

$$\begin{cases} H_0: & m_e = 0\\ H_1: & m_e > 0 \text{ (ou } m_e < 0 \text{ ou } m_e \neq 0 \text{)} \end{cases}$$
(5.13)

Le test de Wilcoxon signé consiste à ordonner les valeurs D_1, \ldots, D_n par ordre de valeurs absolues croissantes, puis à calculer la somme W_+ des rangs associés aux valeurs positives. Sous l'hypothèse H_0 , la distribution de W_+ ne dépend que de la taille des échantillons et vérifie :

$$E(W_{+}) = \frac{n(n+1)}{4}$$
(5.14)

$$Var(W_{+}) = \frac{n(n+1)(2n+1)}{24}$$
(5.15)

La région critique correspondant à l'hypothèse alternative $m_e > 0$ (respectivement $m_e < 0$, respectivement $m_e \neq 0$) a la forme $W_+ > A$ (respectivement $W_+ < A$, respectivement $W_+ < A_1$ ou $W_+ > A_2$).

Par l'utilisation de ce test, nous pouvons déterminer si les variations présentent lors de la période d'activité sont significatives ou non par rapport à la période de référence. Seuls les pixels significativement différents sont indiqués sur la carte temps-fréquence (Fig. 5.20 B4). Sur les courbes de DLE, les valeurs significativement différentes sont indiquées par un coloriage de l'aire entre les points et la droite y = 0 (Fig. 5.20 A4 et B5). Cela permet de savoir, pour l'interprétation, quelles sont les zones de la courbes significativement différentes de la période de référence. Ce test retourne une valeur $p \in [0, 1]$, qui est la probabilité que le résultat du test ne soit pas une coïncidence (si p = 1, la chance que ce soit une coïncidence est nulle).

5.4.3 Comparaisons statistiques

Afin de valider notre approche DLE temps-fréquence, nous avons cherché à comparer les résultats obtenus par les deux méthodes. Pour cela, nous avons utilisé un test statistique permettant de comparer deux échantillons appariés car ils concernent les mêmes données, seul le traitement change. La distribution des échantillons étant inconnue, c'est le même cas que pour la validité des résultats de la DLE (section 5.4.2.2). Nous avons donc également utilisé le test de Wilcoxon pour comparer statistiquement les résultats traditionnels et les résultats temps-fréquence. Si l'hypothèse H_0 est vérifiée, les résultats seront statistiquement similaires sinon, dans le cas de H_1 , les résultats seront statistiquement différents.

5.4.3.1 DLE traditionnelle vs DLE temps-fréquence

Nous avons appliqué le test de Wilcoxon sur les valeurs de DLE obtenues par l'approche traditionnelle et les valeurs de densité marginale de la carte temps-fréquence moyenne. Ce test a été effectué sur 1000 signaux. Pour un seuil de $\alpha = 0,01$, l'hypothèse H_0 est vérifiée avec un p = 0,8736 (Fig. 5.21). Les valeurs ne sont pas significativement différentes. Les deux approches sont donc comparables, ce qui paraît logique vu que les traitements effectués sont similaires, seul le type de filtrage change (filtre de Butterworth ou transformée en ondelette continue).



FIG. 5.21 – Comparaison des résultats de la DLE traditionnelle avec la DLE temps-fréquence. Les résultats de la DLE traditionnelle sont en bleu et ceux de la DLE temps-fréquence en vert. Statistiquement, les différences entre les deux ne sont pas significatives ($\alpha = 0, 01$).

5.4.3.2 DLE traditionnelle vs DLE temps-fréquence segmentée

Nous avons également cherché à vérifier si notre segmentation était correcte. Pour cela, nous avons utilisé les cartes temps-fréquence segmentée (Fig. 5.20 B3) comme base pour le calcul de la carte temps-fréquence moyenne à la place des cartes temps-fréquence. Ce sont donc uniquement les pixels correspondant aux bouffées d'énergie qui ont été moyennés. Ce test a été effectué sur les mêmes 1000 signaux que précédemment. Pour un seuil de $\alpha = 0,01$, l'hypothèse H_0 est vérifiée avec un p = 0,4385 (Fig. 5.22). Malgré une valeur de p, moins importante, les moyennes ne sont donc pas significativement différentes. Cela indique que la segmentation effectuée n'engendre pas d'erreur dans le calcul de la DLE. La segmentation permet de garder exclusivement les pixels d'intérêt.



FIG. 5.22 – Comparaison des résultats de la DLE traditionnelle avec la DLE temps-fréquence segmentée. Les résultats de la DLE traditionnelle sont en bleu et ceux de la DLE temps-fréquence segmentée en vert. Statistiquement, les différences entre les deux ne sont pas significatives ($\alpha = 0, 01$).

5.4.3.3 DLE traditionnelle vs DLE temps-fréquence modélisée

Enfin, nous avons également comparé les résultats de la DLE traditionnelle avec les cartes tempsfréquence modélisées. Ces cartes sont formées à partir des gaussiennes caractéristiques des bouffées d'énergie segmentées (Fig. 5.16). Les mêmes 1000 signaux que précédemment ont été utilisés. Pour un seuil de $\alpha = 0,01$, l'hypothèse H_0 n'est pas vérifiée. Par contre, pour un seuil de $\alpha = 0,05$, l'hypothèse H_0 est vérifiée avec un p = 0,3840 (Fig. 5.23). Les résultats des deux approches sont donc à peu près similaires. Les gaussiennes apportent donc une modélisation correcte des cartes temps-fréquence à partir d'une information très réduite.



FIG. 5.23 – Comparaison des résultats de la DLE traditionnelle avec la DLE temps-fréquence modélisée. Les résultats de la DLE traditionnelle sont en bleu et ceux de la DLE temps-fréquence segmentée en vert. Statistiquement, les différences entre les deux ne sont pas significatives ($\alpha = 0, 05$).

5.5 Conclusion

Afin d'analyser l'activité cérébrale électrique, nous avons décrit et quantifié les variations de synchronisation des populations neuronales. Cette description est basée sur le paradigme de pixelisation : nous avons utilisé des techniques de traitement d'images sur nos signaux EEG. Pour cela, nous avons considéré les informations issues de la transformation temps-fréquence comme étant des pixels de différentes intensités.

La chaîne de traitement est composée de deux étapes principales. Tout d'abord, nous avons extrait les bouffées d'énergie, caractéristiques des phénomènes de synchronisation, des cartes tempsfréquence. Cette segmentation est basée sur l'algorithme de partage des eaux. Puis, nous avons modélisé ces bouffées d'énergie par des gaussiennes bi-dimensionnelles. La comparaison statistique avec l'étude de la désynchronisation liée à l'évènement a démontré d'une part, que la segmentation effectuée conserve les pixels d'intérêt et d'autre part, que la modélisation proposée est correcte. Ainsi, l'abstraction du signal, à travers la modélisation est pertinente et efficace.

La méthode de modélisation par des gaussiennes est similaire, dans son principe, aux algorithmes de type matching pursuit [MZ93] mais s'applique aux cartes temps-fréquence et non directement aux signaux d'origine. L'avantage de l'utilisation des gaussiennes est non négligeable en quantité de stockage. Par exemple, pour un fichier EEG brut d'environ 20 méga-octets (un enregistrement de 30 minutes), l'abstraction obtenue sera de quelques kilo-octets. Le coût calcul est beaucoup plus important mais il est nécessaire pour l'utilisation de méthodes d'indexation basées sur l'image.

Le chapitre suivant décrit comment nous comparons deux signaux à partir des informations de la carte temps-fréquence. Ces informations sont structurées à l'aide d'un graphe puis nous utilisons cette structure pour calculer des mesures de similarité entre deux signaux.

CHAPITRE 6

STRUCTURATION ET APPARIEMENT

Sommaire

6.1	aphe							
	6.1.1	Problém	atique					
		6.1.1.1	Deux niveaux d'intégration de l'information					
		6.1.1.2	Un problème multi-dimensionnel					
		6.1.1.3	Descripteurs du signal					
	6.1.2	Notatior	ns et terminologie					
	6.1.3	3 Construction						
		6.1.3.1	Les nœuds et leurs attributs					
		6.1.3.2	Les arcs et leurs attributs					
6.2	Appar	riement d	e graphes					
	6.2.1	Types d'	² appariement					
		6.2.1.1	Isomorphisme de graphe					
		6.2.1.2	Isomorphisme de sous-graphe partiel					
		6.2.1.3	Homomorphisme de sous-graphe partiel					
		6.2.1.4	Applications aux EEG					
	6.2.2 Algorithmes testés							
		6.2.2.1	Algorithme A*					
		6.2.2.2	Algorithme de Gold : assignement gradué					
	6.2.3	de comparaison						
		6.2.3.1	Principe					
		6.2.3.2	Normalisation des valeurs numériques des attributs					
		6.2.3.3	Similarité entre éléments					
		6.2.3.4	Similarité entre graphes					
6.3	Valida	ation						
	6.3.1	Signaux	simulés					
		6.3.1.1	Construction					
		6.3.1.2	Appariement					
		6.3.1.3	Conclusion					
	6.3.2	Potentie	ls évoqués auditifs					
		6.3.2.1	État de l'art					
		6.3.2.2	Application					
		6.3.2.3	Appariement					
		6.3.2.4	Conclusion					

L'indexation d'un texte consiste à repérer dans celui-ci certains mots ou expressions particulièrement significatifs dans un contexte donné, et à créer un lien entre ces termes et le texte original. Par exemple, les pages d'index d'un livre reprennent les termes significatifs apparaissant dans le livre et les relient aux pages du livre où ces termes apparaissent. Ceci facilite et organise une recherche ultérieure.

Suivant ce même principe, nous indexons nos images temps-fréquence. L'étape de segmentation nous permet de rechercher les expressions particulièrement significatives dans le contexte de la synchronisation neuronale : ce sont les oscillations représentées par des bouffées d'énergie. Il faut maintenant structurer les informations que nous avons extraites. Cette structuration a deux buts : d'une part, elle permet d'établir un lien entre les données d'autre part, elle est à la base des étapes de comparaison et de classification. Nous avons choisi d'utiliser une structure sous forme de graphes qui nous donne toute latitude dans l'organisation des liens entre nos données.

La théorie des graphes étant bien développée, de nombreux algorithmes d'appariement de graphes existent. Dans le but d'étudier les phénomènes de synchronisations neuronales, l'appariement de graphes permet de quantifier les variations entre deux graphes et donc entre deux ensembles de synchronisation.

Dans ce chapitre, nous allons détailler la construction de graphes à partir des données extraites des cartes temps-fréquence. Puis, nous expliquerons les algorithmes d'appariement utilisés. Nous validerons cette approche par l'utilisation de signaux simulés et la comparaison avec l'étude des potentiels évoqués auditifs.

6.1 Structure de graphe

6.1.1 Problématique

6.1.1.1 Deux niveaux d'intégration de l'information

Le cerveau peut être vu comme un système de traitement d'informations organisé en parallèle. Ceci implique l'existence de différentes aires cérébrales travaillant indépendamment mais hautement interconnectées [CK90]. Deux stratégies complémentaires sont mises en œuvre pour l'intégration des données [VLRM01]. D'un point de vue local, chaque neurone, ou population de neurones, se voit attribuer une tâche simple. C'est ensuite par l'intégration globale (à grande échelle) de l'ensemble de ces tâches simples, que le cerveau apporte une réponse adaptée à une stimulation [ES01]. Au niveau local, il s'agit de synchronie lorsque les neurones d'une même population ont la même phase. Au niveau global, il s'agit de synchronisation lorsque des neurones d'ensembles différents sont en phase ou que leur activation est due à une relation de cause à effet.

L'exemple suivant illustre ces deux niveaux d'intégration (Fig. 6.1). Une question est posée au sujet, simultanément une information visuelle en rapport avec la question lui est montrée. Le sujet réfléchit alors pour répondre correctement à la question puis il énonce sa réponse. Dans ce processus, certaines populations neuronales locales sont activées dans une bande de fréquence précise, pour effectuer une tâche précise [GKES89] (par exemple, il y a activation du cortex auditif primaire lors

de l'énonciation de la question et du cortex visuel lors de la visualisation de l'information). L'intégration des données à petite échelle se fait grâce à la synchronie au sein d'une même aire. Pour répondre, le sujet doit associer les différentes sources d'informations. Cette association est faite par une synchronisation à large échelle.



FIG. 6.1 – Exemple de processus cérébral. Le protocole de stimulation est le suivant : énonciation d'une question, réflexion puis réponse à la question. Durant la phase d'énonciation de la question, une information visuelle est apportée. Le processus cérébral se déroule en quatre phases : 1- activations simultanées du cortex auditif primaire et du cortex visuel pour l'appréhension des informations auditives et visuelles, 2- activations du cortex auditif associatif et du cortex visuel associatif pour la compréhension des informations auditives et visuelles, 3- activation de l'aire préfrontale pour la résolution du problème et 4- activation du cortex moteur pour l'énonciation de la réponse. L'enchaînement de ces phases peut être représenté par un graphe cognitif.

6.1.1.2 Un problème multi-dimensionnel

La structure du graphe doit faire le lien entre l'activité « bas niveau » que sont les oscillations provoquées par une synchronie des potentiels d'action des neurones et l'activité « haut niveau » qui permet de faire le lien entre les différentes aires corticales. C'est donc un problème multi-dimensionnel :

- dimension de synchronie La synchronie indique si le neurone, ou la population neuronale, est actif. Cette synchronie est observée à travers l'étude des cartes temps-fréquence des signaux EEG. Les oscillations du signal EEG sont significatives d'une période de synchronie d'une population neuronale. Ces oscillations se retrouvent sous forme de bouffées d'énergie sur les carte temps-fréquence;
- dimension temporelle L'activité cérébrale évolue en fonction du temps et des stimulations.
 Selon le type de transfert d'information, l'ordre de grandeur est différent : entre deux neurones, le délai est de l'ordre de 0.5ms alors qu'entre les deux hémisphères, il se rapproche des 10ms;
- dimension fréquentielle Selon les types d'activité, les neurones interagissent dans différentes bandes de fréquence. La répartition des types d'activités sur le spectre des fréquences neuronales a été présentée dans le chapitre 2;

 dimension spatiale Bien qu'une topologie fonctionnelle exacte ne puisse être mise en place, certaines régions corticales sont plus spécialisées dans l'exécution de certaines tâches.

Notre but est de capter l'ensemble de ces dimensions par une structure de graphe. Cette structure doit s'appuyer sur les informations extraites du signal. Elle sera le lien entre le « bas niveau » (les oscillations neuronales) et le « haut niveau » (l'intégration globale). La structure que nous avons choisie est celle d'un graphe qui permet de montrer les zones actives et les liens qui existent entre elles (Fig. 6.1).

6.1.1.3 Descripteurs du signal

Le graphe se construit à partir de descripteurs pertinents du signal. Dans notre étude, le signal est caractérisé par une carte temps-fréquence segmentée. Cette segmentation nous permet d'individualiser les bouffées d'énergie significatives de l'activité neuronale. Nous avons donc extrait les informations contenues dans le signal à partir de ces bouffées d'énergie et de leur modélisation (chapitre 5).



FIG. 6.2 - Descripteurs d'une bouffée d'énergie. De part les étapes de segmentation et de modélisation, plusieurs descripteurs d'une bouffée d'énergie sont obtenus. À gauche, nous obtenons la date d'apparition t, la fréquence d'apparition f, la durée temporelle dt, la durée fréquentielle df et l'énergie maximale \hat{e} . À droite, nous avons le positionnement angulaire θ , le grand axe de la pseudo-ellipse ga et le petit axe de la pseudo-ellipse pa.

Une bouffée d'énergie i est actuellement caractérisée par :

- date d'apparition t_i
- fréquence d'apparition f_i
- durée temporelle dt_i
- durée fréquentielle df_i
- positionnement angulaire θ_i
- grand axe de la pseudo-ellipse ga_i
- petit axe de la pseudo-ellipse pa_i
- énergie moyenne \bar{e}_i
- énergie maximale \hat{e}_i

La date t_i et la fréquence f_i d'apparition sont les coordonnées du barycentre de la bouffée d'énergie *i*. La durée temporelle dt_i et fréquentielle df_i sont déterminées par la projection, respectivement, sur l'axe du temps et l'axe des fréquences de la carte.
L'axe de référence angulaire est défini par ACP sur les pixels composants la bouffée d'énergie (section 5.3.3.3). L'angle déterminant le positionnement angulaire est celui situé entre l'axe horizontal et l'axe principal. Cet angle est normalisé entre 0 et 2π .

Une modélisation sous forme de gaussienne bi-dimensionnelle a été effectuée (section 5.3). La base de cette gaussienne est ellipsoïdale. Pour déterminer les paramètres de la gaussienne, nous avons estimé les valeurs du grand axe ga_i et du petit axe pa_i de la bouffée d'énergie.

Une bouffée d'énergie est constituée d'un ensemble de n pixels $(\mathbf{x}_1, \ldots, \mathbf{x}_n)$. Chaque pixel est défini par ses coordonnées et son intensité (son énergie) $\mathbf{x} = [t_x, f_x, e_x]$. L'énergie maximale \hat{e}_i est définie par la valeur d'intensité maximale de l'ensemble des pixels. L'énergie moyenne \bar{e}_i est la moyenne des énergies des pixels composant la bouffée :

$$\bar{e} = \frac{\sum_{j=1}^{n} e_j}{n} \tag{6.1}$$

L'ensemble de ces paramètres est illustré sur la figure 6.2.

6.1.2 Notations et terminologie

Un graphe G = (V, E) est un couple formé de deux ensembles : un ensemble $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ dont les éléments sont appelés sommets ou nœuds (vertex en anglais), et un ensemble $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ dont les éléments sont les arcs ou arêtes (edge en anglais) liant deux nœuds non forcément distincts : $E \subset V \times V$.

L'ordre d'un graphe G est le nombre de nœuds le composant, il est noté |V|. De manière similaire, le nombre d'arcs est noté |E| et définit la taille du graphe.

Si deux nœuds v_1 et $v_2 \in V$ de G sont connectés par un arc $e \in E$, les deux nœuds sont dits voisins ou adjacents et cette relation est notée $e = (v_1, v_2)$. Pour l'arc $e = (v_1, v_2)$, v_1 est l'extrémité initiale (origine) et v_2 est l'extrémité finale (destination). Les arcs peuvent être orientés, (v_1, v_2) est alors distincts de (v_2, v_1) . Si tous les arcs sont orientés, le graphe G est dit orienté. Un multi-graphe est un graphe pour lequel il peut exister plusieurs arcs entre deux sommets. Un graphe est dit simple s'il est sans boucle et qu'il n'a jamais plus d'un arc entre deux nœuds quelconques. Un graphe G est dit complet lorsqu'il existe un arc entre toutes les paires de nœuds. Une clique est un sous-graphe complet. Ces différents types de graphes sont illustrés sur la figure 6.3.



FIG. 6.3 – Exemple de graphes. A est un multigraphe, B un graphe orienté, C un graphe simple et D un graphe complet.

Un chemin entre deux sommets u et $u' \in V$ est une séquence non vide de k nœuds différents $\langle v_1, \ldots, v_k \rangle$ où $u = v_0, u' = v_k$ et $(v_{i-1}, v_i) \in E, \forall i \in [2, \ldots, k]$. Une chaîne est un chemin non orienté. Un cycle est une chaîne dont les extrémités coïncident.

Les éléments peuvent être porteurs d'informations. Si cette information est un label, le graphe est alors dit labellisé. Si l'information portée est plus complexe, ce sont alors des graphes attribués. Un graphe attribué se présente sous la forme $G = (V, E, \nu, \zeta)$. $\nu : V \to L_V$ est la fonction appelée interpréteur de nœuds et $\zeta : E \to L_E$ la fonction interpréteur d'arcs. Elles prennent respectivement leurs valeurs dans L_V l'ensemble des attributs des nœuds et L_E l'ensemble des attributs des arcs.

6.1.3 Construction

6.1.3.1 Les nœuds et leurs attributs

À partir des résultats de la segmentation de la carte temps-fréquence, il est possible de construire un graphe représentatif de l'activité corticale.

Une approche de ce type a été conceptualisée par Lévy [Lev88]. Il propose une représentation graphique d'un ensemble flou en utilisant les notions développées par Zadeh [Zad77] sur la classification de motifs flous. Cette représentation permet de construire un modèle neurophysiologique et apporte un représentation simple des informations.

Le « substrat gradué » est une représentation graphique d'un ensemble flou. Il est composé de granulations dont le diamètre est proportionnel à la valeur de chaque élément. Dans l'étude proposée, chaque granulation représente une population neuronale activée (Fig. 6.4).



FIG. 6.4 – Illustration du substrat gradué. Les granulations sont de diamètre proportionnel à la valeur d'appartenance de chaque élément à l'ensemble. Adapté d'après [Lev88]).

Un ensemble flou peut être considéré comme un couple (A, f) où A est un ensemble de référence et f la fonction d'appartenance à l'ensemble flou. En l'adaptant à la neurophysiologie, A correspond aux populations neuronales, chaque élément de A est une sous-population. f correspond au niveau d'activation de chaque sous-population.

Dans notre application, les activations neuronales sont observées sous forme d'oscillations d'intensité variable. Ces oscillations sont caractérisées par des bouffées d'énergie plus ou moins importantes dans notre carte temps-fréquence. En suivant le concept de substrat gradué, les nœuds de notre graphe vont être formés à partir des oscillations neuronales et les informations portées par le nœud indiqueront le niveau d'activation. Ce niveau d'activation est défini par l'importance de la bouffée. L'énergie de la bouffée détermine son niveau d'activation. Nous avons donc choisi d'utiliser l'énergie maximale \hat{e}_i et l'énergie moyenne \bar{e}_i d'une bouffée *i* comme attributs de nœud. Le domaine L_V des attributs des nœuds est composé de deux ensembles $L_V = {\bar{e}, \hat{e}}$.

La dimension énergétique de l'activité électrique cérébrale est codée à travers les attributs des nœuds du graphe.

6.1.3.2 Les arcs et leurs attributs

L'intérêt des graphes est de pouvoir structurer l'information en créant des liens entre les nœuds. Ce type d'approche n'ayant jamais fait l'objet d'une étude, il n'existe pas de standard sur la manière de structurer ces graphes. Nous nous sommes donc basés sur une approche neurophysiologique qui présente un double avantage. D'une part, elle nous permet de proposer une base de travail pour la construction du graphe et d'autre part, elle permet de garder un lien entre la modélisation scientifique et l'interprétation.

Les oscillations neuronales apparaissent à des temps et des fréquences relatifs à la tâche exécutée et dans un ordre spécifique. Ce sont ces spécificités que nous cherchons à incorporer dans notre structure de graphe. Pour cela, nous avons décidé de relier temporellement et fréquentiellement les bouffées d'énergie. En effet, les bouffées apparaissent séquentiellement dans le temps dans une bande de fréquence précise. Les règles suivantes ont été appliquées pour la construction des arcs :

- 1. Un nœud père est relié au nœud fils le plus proche selon sa localisation temporelle (Fig.6.5).
- 2. L'arc sera orienté selon le décours temporel (Fig.6.5).
- 3. Si l'écart temporel entre deux nœuds est trop faible, les deux nœuds seront considérés comme étant des nœuds fils (Fig.6.6).
- 4. Les arcs relient seulement les nœuds appartenant à la même bande de fréquence (Fig.6.7).

Les figures 6.5 à 6.7 illustrent les règles de construction d'un graphe à partir d'un ensemble de bouffées d'énergie.



FIG. 6.5 – Construction d'un graphe. Illustration des règles 1 et 2. Chaque nœud est relié au nœud suivant dans le temps. Les arcs sont orientés selon le décours temporel. Le chiffre à gauche, entre crochets, est le numéro du nœud et les nombres à droite, entre parenthèses, sont les valeurs des énergies maximale et moyenne.

Pour autoriser plus de souplesse dans la recherche de schémas de synchronisation neuronale, nous avons autorisé une variation minime entre les dates d'apparition des bouffées d'énergie. Afin de déterminer la valeur de l'écart ε autorisé pour l'application de la règle 3, nous nous sommes basés sur l'étude faite précédemment sur la durée temporelle d'une bouffée (section 5.2.2.2). À partir de cette étude, nous connaissons les durées temporelles moyennes en fonction des fréquences étudiées. Pour la bande de fréquence alpha, par exemple, une bouffée d'énergie dure en moyenne 0, 4s. Nous avons donc estimé que deux bouffées dont les centres sont séparés par moins de 0, 4s sont deux bouffées proches, pour lesquelles nous ne pouvons pas déterminer significativement quelle bouffée apparaît après l'autre. La valeur de l'écart ε autorisé dépend des fréquences étudiées et se base sur la courbe présentée sur la figure 5.8.

Les arcs sont orientés afin d'assurer un parcours correct de l'ordre d'apparition des bouffées d'énergie. Cela est nécessaire afin d'éviter tout appariement vide de sens.

Les arcs portent deux attributs que sont la différence temporelle Δt et la différence fréquentielle Δf . Pour chaque nœud v_i , la date d'apparition t_i et la fréquence f_i de la bouffée qu'il représente sont connues. Pour un arc $e_{i,i+1}$ reliant un nœud v_i à un nœud v_{i+1} , la définition de la différence temporelle est la suivante : $\Delta t_{i,i+1} = |t_{i+1} - t_i|$ et celle de la différence fréquentielle : $\Delta f_{i,i+1} = |f_{i+1} - f_i|$. Le domaine de définition est alors le suivant : $L_E = \{\Delta t, \Delta f\}$.



FIG. 6.6 – Construction d'un graphe. Illustration de la règle 3. Si l'écart temporel entre deux nœuds est trop faible, les deux nœuds seront considérés comme étant des nœuds fils du même père. La valeur de l'écart autorisé est défini en fonction de la bande de fréquence. Le chiffre à gauche, entre crochets, est le numéro du nœud et les nombres à droite, entre parenthèses, sont les valeurs des énergies maximale et moyenne.

Le résultat de cette construction est un multi-graphe orienté d'attributs. Ce graphe permet de coder les informations énergétiques par les nœuds. Les informations temporelles et fréquentielles sont, quant à elles, codées par les arcs (Fig. 6.8). La dimension spatiale n'est pas codée à ce jour dans les graphes utilisés. Des graphes sont créés pour chaque électrode, l'information topologique est donc étudiée selon la provenance du graphe.

6.2 Appariement de graphes

L'étude des variations neuronales peut aider à comprendre le fonctionnement cérébral. Cette activité étant enregistrée, l'analyse des signaux EEG doit permettre de comparer les différents types d'activation neuronale. Par l'utilisation du graphe, nous obtenons un ensemble d'informations structuré pour chaque signal EEG. Ainsi, la comparaison de deux graphes va nous permettre de comparer deux signaux EEG et donc d'étudier les activations neuronales.

L'appariement de graphes permet de comparer deux activités tout en définissant leurs ressemblances et leurs dissemblances. Les différents types d'appariement sont présentés ci-après (Fig. 6.9)ainsi que les fonctions de distance et algorithmes utilisés.

6.2.1 Types d'appariement

6.2.1.1 Isomorphisme de graphe

Le problème de l'isomorphisme entre deux graphes $G_D = (V_D, E_D)$ et $G_M = (V_M, E_M)$, tels que $|V_D| = |V_M|$, consiste à trouver une application bijective $\phi : V_D \to V_M$ telle que $(u, v) \in E_M$ ssi $(\phi(u), \phi(v)) \in E_M$. Cela revient à montrer que les deux graphes sont structurellement identiques :



FIG. 6.7 – Construction d'un graphe. Illustration de la règle 4. Les arcs relient seulement les nœuds appartenant à la même bande de fréquence. Ici, deux bandes de fréquence sont présentes : la bande α [8 – 12Hz] et la bande β [14 – 25Hz]. Le chiffre à gauche, entre crochets, est le numéro du nœud et les nombres à droite, entre parenthèses, sont les valeurs des énergies maximale et moyenne.

c'est un appariement exact de graphes. Le problème consiste à trouver un appariement univalent : chaque nœud (respectivement arc) est apparié exactement à un autre nœud (respectivement arc).

6.2.1.2 Isomorphisme de sous-graphe partiel

Le problème de l'isomorphisme de sous-graphes partiels entre deux graphes $G_D = (V_D, E_D)$ et $G_M = (V_M, E_M)$, tels que $|V_D| \le |V_M|$, consiste à trouver une application injective $\phi : V_D \to V_M$ telle que $(u, v) \in E_M \Rightarrow (\phi(u), \phi(v)) \in E_M$. Cela revient à montrer que la structure du graphe G_D est incluse dans le graphe G_M : c'est un appariement exact de sous-graphes. Le problème consiste à trouver un appariement univalent préservant tous les nœuds et tous les arcs du graphe G_D .



FIG. 6.8 – Exemple de graphe EEG attribué. Les nœuds sont créés à partir des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Les arcs relient les nœuds entre eux selon les règles de construction. Le numéro du nœud est indiqué entre crochet. Les attributs des nœuds, indiqués entre parenthèses, sont l'énergie maximale \hat{e} et l'énergie moyenne \bar{e} . Les attributs des arcs, indiqués entre parenthèses, sont les différences temporelle Δt () et fréquentielle Δf .

La complexité de l'algorithme de l'appariement exact de graphe est NP complet. Dans le cas des graphes d'attributs, il faut tenir compte de la similarité des nœuds et des arcs à apparier. Il n'est pas toujours possible de trouver des appariements exacts, il peut être préférable de résoudre un problème d'appariement inexact de graphes. La notion d'isomorphisme est élargie à celle d'homomorphisme.

6.2.1.3 Homomorphisme de sous-graphe partiel

Le problème de l'homomorphisme de sous-graphes partiels entre deux graphes $G_D = (V_D, E_D)$ et $G_M = (V_M, E_M)$, tels que $|V_D| \le |V_M|$, consiste à trouver une application $\phi : V_D \to V_M$ telle que si $(u, v) \in E_M$ alors $(\phi(u), \phi(v)) \in E_M$. Cela revient à montrer que la structure du graphe G_D est incluse dans le graphe G_M : c'est un appariement exact de sous-graphes. Le problème consiste à trouver un appariement préservant au mieux tous les nœuds et tous les arcs du graphe G_D .

6.2.1.4 Applications aux EEG

Les graphes, construits à partir des informations extraites des signaux EEG, présentent différentes caractéristiques et limitations. Chaque nœud correspond à une bouffée temps-fréquence. Les arcs sont construits pour relier temporellement et fréquentiellement les nœuds.

Afin de comparer deux signaux, nous allons comparer deux graphes. Dans notre cas, par convention, le graphe de départ sera le graphe modèle. Notre objectif est d'apparier le maximum de nœuds et d'arcs du graphe modèle avec celui d'arrivée. Ainsi, nous pourrons évaluer quantitativement la ressemblance entre deux signaux.

Cependant, la construction du graphe n'est pas parfaite, différents types de bruit ou d'erreur peuvent venir la perturber.



FIG. 6.9 – Les différents problèmes d'appariement de graphes

Causes neurophysiologiques

Les causes de perturbation d'analyse du signal EEG peuvent être double :

- activité de fond du sujet non supprimée;
- activité annexe du sujet sans rapport avec la tâche à effectuer ;
- *perturbation externe*, un bruit dans la salle d'enregistrement par exemple.

Causes informatiques

Le bruit peut être engendré par des erreurs de segmentation :

- *objets non détectés*, une ou plusieurs bouffées d'énergie peuvent ne pas être détectées, principalement celles situées sur les bords de la carte temps-fréquence;
- *faux objets*, c'est le cas inverse du précédent : du bruit est détecté comme étant une bouffée d'énergie ;
- *sur-segmentation*, le bruit peut introduire dans la segmentation des frontières indésirables au sein d'une même bouffée qui sera alors représentée par plusieurs nœuds;
- sous-segmentation, c'est le cas contraire du précédent : la distinction entre plusieurs bouffées d'énergie n'a pu être réalisée ;
- erreurs de mesure, la présence de bruit peut engendrer des erreurs de mesure dans les descripteurs de l'activité neuronale.

Nos graphes étant construits à partir d'informations bruitées, nous nous plaçons donc dans le cadre d'une recherche d'appariement par homomorphisme. De plus, les graphes que nous cherchons à apparier ne sont pas de taille identique car ils représentent des schémas d'activités neuronales soit semblables, soit partiellement semblables, soit différents. Nous nous plaçons donc dans le cadre de la recherche d'appariement par homomorphisme de sous-graphes partiels.

6.2.2 Algorithmes testés

La recherche d'un homomorphisme de sous-graphe entre deux graphes d'attributs a été largement traitée dans la littérature. Il y a deux façons d'aborder le problème dont dérivent deux familles de méthodes dites globales et locales [Arr06].

L'approche globale utilise un espace d'états explicites qui est parcouru exhaustivement afin de trouver la meilleure solution. Eshera et Fu [EF84] proposent un appariement en trois étapes :

1. décomposition des deux graphes en graphes basiques;

- construction d'un espace d'états exprimant toutes les possibilités de constructions parallèles des deux graphes;
- 3. recherche du chemin le plus court dans cet espace.

De manière générale, ces méthodes permettent de trouver une solution globale. Cependant, elles sont très coûteuses en temps.

Les approches locales emploient des méthodes d'optimisation non linéaire pour approximer l'appariement optimal entre les graphes. L'appariement optimal consiste à trouver le graphe le plus proche du graphe modèle. Contrairement à la première famille, la recherche n'est pas exhaustive mais permet de s'approcher de la solution optimale en un temps raisonnable. Diverses techniques ont été utilisées dans cette voie : relaxation floue [Dav79, RC92], réseaux de neurones [KU88, YSN97], techniques de programmation linéaire [AD93], algorithmes génétiques [KD94] et assignement gradué [GR96b].

Nous avons commencé par travailler avec un algorithme de la famille des méthodes globales : l'algorithme A*. Puis, nous avons optimisé les temps de calculs en utilisant un algorithme de la famille des méthodes locales : l'algorithme de Gold. Notre but étant de démontrer l'intérêt des graphes dans l'analyse des EEG et non pas d'optimiser au maximum la chaîne de traitements, nous n'avons pas testé d'autres algorithmes d'appariement de graphes.

6.2.2.1 Algorithme A*

La plupart des algorithmes d'appariement de graphes sont basés sur celui de l'A* proposé par N.J. Nilson [Nil80]. L'algorithme A* est un algorithme de recherche de chemin dans un graphe entre un nœud initial et un nœud final. Il utilise une évaluation heuristique sur chaque nœud pour estimer le meilleur chemin y passant et visite ensuite les nœuds par ordre de cette évaluation heuristique.

Soit G_M le graphe modèle et G_D celui de recherche, soit A l'arbre de recherche, cet arbre de recherche indique toutes les possibilités d'appariements possibles en autorisant l'appariement avec un nœud fictif pour simuler un nœud manquant. Le but est de trouver le chemin de moindre coût (Fig. 6.10).

L'A* commence à un nœud choisi. Il applique à ce nœud un « coût » (habituellement zéro pour le nœud initial). Il estime ensuite la distance qui sépare ce nœud du but à atteindre. La somme du coût et de l'évaluation représente l'heuristique assignée au chemin menant à ce nœud. Le nœud est alors ajouté à une file d'attente.

L'algorithme retire le premier nœud de la file d'attente. Si la file d'attente est vide, il n'y a aucun chemin du nœud initial au nœud d'arrivée, ce qui interrompt l'algorithme. Si le nœud retenu est le nœud d'arrivée, il reconstruit le chemin complet et s'arrête. Si le nœud n'est pas le nœud d'arrivée, de nouveaux nœuds sont créés pour tous les nœuds contigus admissibles. Pour chaque nœud successif, A* calcule son coût et le stocke avec le nœud. Ce coût est calculé à partir de la somme du coût de son ancêtre et du coût de l'opération pour atteindre ce nouveau nœud. L'algorithme maintient également la liste de nœuds qui ont été vérifiés. Si un nœud nouvellement produit est déjà dans cette liste avec un coût égal ou inférieur, aucune opération n'est faite sur ce nœud ni sur son homologue se trouvant dans la liste. Après, l'évaluation de la distance du nouveau nœud au nœud d'arrivée est ajoutée au coût pour former l'heuristique du nœud. Ce nœud est alors ajouté à la liste d'attente, à moins qu'un nœud identique dans cette liste ne possède déjà une heuristique inférieure ou égale.

Une fois les trois étapes ci-dessus réalisées pour chaque nouveau nœud contigu, le nœud original pris de la file d'attente est ajouté à la liste des nœuds vérifiés. Le prochain nœud est alors retiré de la file d'attente et le processus recommence. Le fonctionnement de l'A* est résumé par l'algorithme 3.



FIG. 6.10 – Arbre de recherche lié à l'appariement de deux graphes. En entrée, deux graphes d'attributs $G_M = (V_M, E_M)$, avec $V_D = \{a, e, f\}$ et $G_D = (V_D, E_D)$, avec $V_D = \{b, d, g\}$. L'algorithme se termine quand chaque niveau de l'arbre de recherche correspond à l'appariement d'un nœud de G_M sur G_D . Au premier niveau de l'arbre, le premier nœud f de G_M est apparié à tous les nœuds de G_M . À chaque niveau, une feuille (\$), qui correspond à l'absence éventuelle du point du modèle G_M dans G_D , est également ajouté. Chaque appariement effectué, chiffres entre parenthèses, a un coût correspondant, chiffre entre crochets. Ce coût représente l'erreur introduite si l'appariement concordant est choisi. Le chemin de moindre coût est indiqué en rouge. Adapté d'après [Mes96].

Algorithme 3 : Algorithme A* [Nil80]					
Données : Nœud source S					
Nœud destination D					
Liste des nœuds à explorer $E \leftarrow$ nœud source					
Liste des nœuds visités $V \leftarrow$ vide					
Résultat : chemin de coût minimum					
1 début					
2 tant que (la liste E est non vide) & (D n'est pas dans E)) faire					
3 Récupérer le sommet X de coût total F minimum;					
4 Ajouter X à la liste V;					
5 Ajouter les successeurs de X (non déjà visités) à la liste E en évaluant leur coût total F					
et en identifiant leur prédécesseur;					
si (un successeur est déjà présent dans E) & (nouveau coût est inférieur à l'ancien))					
alors					
7 Changer son coût total;					
8 Changer son prédécesseur;					
9 fin					

La performance d'un tel algorithme est étroitement liée aux nombres d'états développés dans l'arbre de recherche. Suivant l'heuristique choisie pour la fonction coût, ce développement varie. Bunke et al. ont publié une étude sur l'influence de la fonction coût [Bun99]. Dans le pire des cas,

l'arbre de recherche contient toutes les solutions possibles et l'appariement requiert un temps exponentiel. Dans notre étude, cet algorithme d'appariement de deux graphes $G_M = (V_M, E_M)$ et $G_D = (V_D, E_D)$ était efficace tant que $|V_M| < 8$ et $|V_D| < 8$. Dans les autres cas, le temps de calcul explose. Nous avons donc cherché à utiliser un algorithme optimisé afin de résoudre ce problème.

6.2.2.2 Algorithme de Gold : assignement gradué

L'assignement gradué repose sur une méthode d'optimisation non linéaire proposée par Gold et Rangarajan pour résoudre le problème d'appariement approximatif de graphe attribué [GR96a]. Les méthodes d'optimisation consistent à exprimer le problème de la recherche d'isomorphisme de graphes par la maximisation d'une fonction objectif (ou minimisation d'une fonction dite alors d'énergie).

Soient deux graphes $G_1 = (V_1, E_1, \nu_1, \zeta_1)$ et $G_2 = (V_2, E_2, \nu_2, \zeta_2)$. Nous voulons trouver la meilleure matrice de correspondances M minimisant la fonction objectif suivante :

$$E(M) = -\frac{1}{2} \sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} \sum_{b=1}^{|V_1|} \sum_{j=1}^{|V_2|} M_{ai} M_{bj} C_{aibj} + \alpha \sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} M_{ai} S_{ai}$$
$$\operatorname{avec} \sum_{a=1}^{|V|} M_{ai} = 1, \forall i, \sum_{i=1}^{|V|} M_{ai} = 1, \forall a, M_{ai} \in [0, 1] \quad (6.2)$$

 C_{aibj} correspond à la similarité entre les arcs et est calculée de la manière suivante, avec $D(G_1, G_2)$ une mesure de similarité quelconque permettant de comparer deux arcs :

$$C_{aibj} = \begin{cases} 0 & \text{si } G_1(a,b) \text{ ou } G_2(i,j) \text{ n'existent pas} \\ D(G_1,G_2) & \text{sinon} \end{cases}$$
(6.3)

 $S_{ai} = 0$ si les attributs des nœuds ne sont pas semblables et $S_{ai} = 1$ s'ils sont identiques.

La matrice M, qui minimise la fonction d'énergie, est une matrice de permutation. Elle représente une clique maximale de similarité maximale dans le graphe d'association telle que $M_{ai} = 1$ si le nœud a de G_1 est associé au nœud i de G_2 . Initialement, l'équation 6.2 écrite par Gold, ne contient que le premier terme, qui permet simplement de définir l'énergie d'association des nœuds. Dans le cas des graphes attribués, Gold ajoute le second terme pour quantifier la similarité entre les attributs.

L'algorithme d'optimisation par assignement repose sur une technique de programmation linéaire. La matrice M est initialisée à une valeur M^0 . Son développement en série de Taylor autour de M^0 s'exprime par :

$$E(M) = -\frac{1}{2} \sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} \sum_{b=1}^{|V_1|} \sum_{j=1}^{|V_2|} M_{ai}^0 M_{bj}^0 C_{aibj} - \sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} Q_{ai} \left(M_{ai} - M_{ai}^0 \right)$$
$$\operatorname{avec} Q_{ai} = \frac{\delta E(M)}{\delta M_{ai}} = \sum_{b=1}^{|V_1|} \sum_{j=1}^{|V_2|} M_{bj} C_{aibj} + \alpha S_{ai} \quad (6.4)$$

La minimisation de E(M) revient donc à minimiser l'expression $\sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} Q_{ai} M_{ai}$. Ce terme représente un problème d'assignement classique qui peut être résolu par différentes techniques. La

solution proposée par Gold est la suivante. Les éléments de la matrice M sont exprimés à chaque itération en fonction de ceux de la matrice Q en introduisant un paramètre de contrôle β :

$$M_{ai} = \exp(\beta Q_{ai}) \tag{6.5}$$

Ensuite, ils sont normalisés successivement par la somme des éléments lignes puis des colonnes de ${\cal M}$

$$M_{ai} = \frac{M_{ai}}{\sum_{i=1}^{|V_2|} M_{ai}} \text{ puis } \frac{M_{ai}}{\sum_{a=1}^{|V_a|} M_{ai}}$$
(6.6)

Q est alors recalculé et le processus est répété avec la même valeur de β jusqu'à ce que la matrice M soit stabilisée :

$$\sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} \left| M_{ai}^0 - M_{ai} \right| < \delta_0 \text{ ou bien le nombre d'itérations } I \ge I_0$$
(6.7)

Enfin, β est mis à jour par un facteur multiplicatif $\beta = \beta \times \beta_r$, puis l'ensemble du calcul est répété. Le critère d'arrêt est assuré par un seuil β_r sur β . Pour assurer la convergence, il faut ajouter un bouclage itératif sur l'équation 6.6 jusqu'à convergence de la matrice M:

$$\sum_{a=1}^{|V_1|} \sum_{i=1}^{|V_2|} \left| M_{ai}^{(k)} - M_{ai}^{k+1} \right| < \delta_1 \text{ ou bien le nombre d'itérations } I \ge I_1$$
(6.8)

La convergence de cet algorithme a été prouvée [Sin64]. Sa complexité est en $O(|E_1||E_2|)$. L'algorithme 4 résume le processus de l'assignement gradué. L'algorithme détaillé est présenté dans [GR96b].

L'appariement fournit une mise en correspondance des nœuds. Afin de tenir compte des arcs, un double balayage de la liste des couples de nœuds est réalisé et tous les arcs existant entre deux couples sont mis en correspondance suivant le maximum de similarité.

6.2.3 Mesure de comparaison

L'appariement est basé sur un fonction de coût qui permet de mesurer la ressemblance entre deux graphes. Cette mesure dépend de la structure et aussi des valeurs des attributs.

6.2.3.1 Principe

Toute application à valeurs numériques qui permet de mesurer le lien entre les individus d'un même ensemble ou entre les variables est une similarité. Pour une similarité, le lien est d'autant plus fort que sa valeur est grande. Pour une distance, le lien est d'autant plus fort que sa valeur est petite. Si nous disposons de n attributs, l'espace de définition est $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$. Différentes distances ont été définies :

- Distance euclidienne

$$d_E(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left((\mathbf{x} - \mathbf{y})^{\perp} (\mathbf{x} - \mathbf{y}) \right)^{\frac{1}{2}}, \forall (\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathbb{R}^{\mathbf{n}} \times \mathbb{R}^{\mathbf{n}}$$
(6.9)

Algorithme 4 : Algorithme d'assignement gradué de Gold et Rangarajan [GR96a]. Adapté d'après [Arr06]

Données : M^0 la matrice d'appariement initiale S et C les matrices de poids du graphe d'association Les variables β_0 , β_f , β_r , δ_0 , I_0 , δ_1 , I_1 **Résultat** : *M* la matrice d'appariement finale 1 début $M \leftarrow M^0;$ 2 $\beta \leftarrow \beta_0;$ 3 répéter 4 répéter 5 Calcul de Q suivant l'équation 6.4; 6 Calcul de M suivant l'équation 6.5; 7 $\hat{M} \leftarrow M$ + une ligne de 0 + une colonne de 0; 8 répéter 9 Normalisation de \hat{M} suivant l'équation 6.6; 10 **jusqu'à** (\hat{M} satisfaisant l'équation 6.8); 11 $M \leftarrow \hat{M};$ 12 **jusqu'à** M satisfaisant l'équation 6.7 : 13 $\beta = \beta \times \beta_r;$ 14 jusqu'à $(\beta > \beta_f)$; 15 16 fin

- Distance de Minkowski

$$d_{Mink}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left(\sum_{i=1}^{n} |\mathbf{x}(i) - \mathbf{y}(i)|^{\mathbf{p}}\right)^{\frac{1}{\mathbf{p}}}, \forall (\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathbb{R}^{\mathbf{n}} \times \mathbb{R}^{\mathbf{n}}, \mathbf{p} \in \mathbb{N}^{+*}$$
(6.10)

- Distance de Mahalanobis

$$d_M(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left((\mathbf{x} - \mathbf{y})^{\perp} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{y}) \right)^{\frac{1}{2}}$$
(6.11)

La distance euclidienne est un cas particulier des distances. Ces distances comparent deux vecteurs attribut par attribut. Les domaines de définition de chacun des attributs étant différents, il est intéressant d'utiliser la distance de Mahalanobis qui normalise l'ensemble des valeurs par la variance.

6.2.3.2 Normalisation des valeurs numériques des attributs

Les attributs décrits précédemment sont des valeurs sur IR. Si nous établissons directement une mesure à partir de ces valeurs, certains attributs prédominent sur d'autres uniquement de part leur ensemble de définition. Afin de simplifier le problème et d'éviter d'avoir à mettre en place un système de pondération, nous avons normalisé les valeurs entre 0 et 1.

Attributs des nœuds L'énergie moyenne \bar{e} et l'énergie maximale \hat{e} sont les attributs d'un nœud. Pour les normaliser, nous avons travaillé par carte temps-fréquence afin de biaiser au minimum les valeurs. À partir du moment où nous comparons deux bandes de fréquence similaires, les valeurs énergétiques sont comparables. Nous avons donc recherché, parmi l'ensemble des bouffées d'une carte temps-fréquence, l'énergie maximale \hat{e}_{max} et l'énergie moyenne \bar{e}_{max} les plus grandes. C'est à partir de ces valeurs que nous normalisons les valeurs des attributs : $\bar{e}_{norm} = \frac{\bar{e}}{\bar{e}_{max}}$ et $\hat{e}_{norm} = \frac{\hat{e}}{\hat{e}_{max}}$.

Attributs des arcs Les différences temporelle Δt et fréquentielle Δf sont les attributs portés par les arcs. Elles représentent les distances en temps et en fréquence entre chaque bouffée d'énergie représentée par un nœud. Les cartes temps-fréquence représentent l'activité neuronale sur un laps de temps donné $[t_{min}, t_{max}]$ et une bande de fréquence donnée $[f_{min}, f_{max}]$. Nous normalisons les valeurs des attributs par ces intervalles : $\Delta t_{norm} = \frac{\Delta t - t_{min}}{t_{max} - t_{min}}$ et $\Delta f_{norm} = \frac{\Delta f - f_{min}}{f_{max} - f_{min}}$.

6.2.3.3 Similarité entre éléments

Pour réaliser un appariement de deux graphes, il nous faut définir une mesure de comparaison entre les nœuds et les arcs en tenant compte de la ressemblance des attributs. Comme tous les attributs sont à valeur dans [0, 1] et ont la même importance, nous avons choisi d'utiliser une mesure simple, une distance de Minkowski d'ordre 1 sans pondération :

$$s(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{1} - \frac{\mathbf{d_{\min k}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{\mathbf{n}}$$
(6.12)

où \mathbf{x} et \mathbf{y} représentent le vecteur des valeurs des attributs à comparer et n la valeur de l'élément étudié.

6.2.3.4 Similarité entre graphes

L'algorithme d'appariement fournit une mise en correspondance des nœuds. La mise en correspondance des arcs est obtenue par un double balayage de la liste des couples des nœuds. Tous les arcs considérés sont mis en correspondance suivant le maximum de similarité. La mesure de similarité entre deux graphes est alors obtenue à partir des similarités entre éléments pondérés par le nombre d'éléments appariés sur le nombre total d'éléments [Arr06].

6.3 Validation

Nous avons, ici, cherché à démontrer l'utilité des graphes dans une analyse des signaux EEG. Pour cela, nous avons utilisé une fonction de distance simple, la distance de Minkowski.

Les paramètres de l'algorithme d'appariement d'assignement gradué sont ceux proposés par les auteurs dans leur évaluation [GR96a] :

- le facteur de pondération du poids des nœuds dans la fonction d'énergie, $\alpha = 0, 5$;
- la valeur initiale du paramètre de contrôle, $\beta_0 = 0, 5$;
- la valeur maximale du paramètre de contrôle, $\beta_f = 10$;
- le taux de croissance du paramètre de contrôle, $\beta_r = 1,075$;
- le critère de convergence pour chaque valeur de β , $\delta_1 = 0,05$;
- le maximum d'itérations autorisées pour chaque valeur de β , $I_0 = 10$;
- le critère de stabilisation sur la normalisation de M_{ai} , $\delta_0 = 0, 5$;
- le maximum d'itérations autorisées pour la stabilisation de M_{ai} , $I_1 = 30$.



FIG. 6.11 - Signal simulé modèle. En haut, la carte temps-fréquence simulé et en bas, le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs sont entre parenthèses.

6.3.1 Signaux simulés

Nous avons simulé des cartes temps-fréquence de cinq secondes sur la bande de fréquence alpha (8-12Hz) avec une fréquence d'échantillonnage de 1024Hz. Nous avons choisi des caractéristiques simulées se rapprochant au maximum des caractéristiques des signaux réels.

6.3.1.1 Construction

La carte modèle est composée de 4 bouffées d'énergie représentées par des gaussiennes bidimensionnelles (Fig. 6.11). Ces quatre bouffées se suivent dans le temps à des fréquences différentes. Elles possèdent chacune une énergie maximale et une énergie moyenne différentes. Les caractéristiques des bouffées sont résumées dans le tableau 6.2.

À partir de petites variations dans les caractéristiques de ces bouffées, nous étudions le comportement de l'algorithme d'appariement. Les modifications concernent les valeurs représentées par les attributs du graphe : l'énergie maximale \hat{e} et l'énergie moyenne \bar{e} pour les attributs des nœuds et la différence temporelle Δt et la différence fréquentielle Δf pour les attributs des arcs. L'ensemble des signaux est présenté en annexe B.

	Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie movenne	
		s	Hz	μV^2	μV^2	
	b_1	1	10	150	26,07	
C	b_2	2,2	9	200	45,51	
Graphe modele	b_3	2,5	11	80	18,92	
	b_4	3,5	8,2	180	54,36	
Modification fréc	quentielle					
	b_1	1	10	150	26,07	
Graphe 1	b_2	2,2	9	200	45,51	
Graphic 1	b_3	2,5	11	80	18,92	
	b_4	3,5	11,8	180	54,36	
Modification temporelle						
	b_1	1	10	150	26,07	
Graphe 2						

6.3. Validation

	b_2	2,2	9	200	45,51
	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	4,5	8,2	180	54,36
	b_1	1	10	150	26,07
Cromba 2	b_2	2,2	9	200	45,51
Oraphie 5	b_3	4,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36

Modification énergétique

	b_1	1	10	100	26,07
Crombo 4	b_2	2,2	9	200	45,51
Oraphe 4	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36
	b_1	1	10	200	26,07
Crombo 5	b_2	2,2	9	200	45,51
Graphe 5	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36

Suppression de nœuds

	b_2	2,2	9	200	45,51
Graphe 6	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36
	b_1	1	10	150	26,07
Graphe 7	b_2	2,2	9	200	45,51
	b_4	3,5	8,2	180	54,36
Graphe 8	b_1	1	10	150	26,07
	b_2	2,2	9	200	45,51
	b_3	2,5	11	80	18,92

Ajout de nœuds

	$\mathbf{b'_1}$	0,5	10	180	54,36
	b_1	1	10	150	26,07
Graphe 9	b_2	2,2	9	200	45,51
	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36
	b_1	1	10	150	26,07
	$\mathbf{b_2'}$	0,5	10	180	54,36
Graphe 10	b_2	2,2	9	200	45,51
	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36
Graphe 11	b_1	1	10	150	26,07
	b_2	2,2	9	200	45,51
	b_3	2,5	11	80	18,92
	b_4	3,5	8,2	180	54,36
	$\mathbf{b'_4}$	0,5	10	180	54,36

TAB. 6.2 - Caractéristiques des signaux simulés.

6.3.1.2 Appariement

Nous avons apparié le graphe modèle avec chaque autre graphe simulé. Nous obtenons comme résultat la mesure de similitude entre chaque graphe (première ligne du tableau 6.3). Une mesure de similitude de 1 signifie une ressemblance parfaite alors qu'une mesure de 0 signifie que les deux graphes sont totalement différents. La totalité des illustrations des graphes est présenté dans l'annexe B. La figure 6.12 présente, de façon graphique, les mesures de similarité entre le graphe modèle et les graphes des signaux simulés.

Lors d'un faible décalage en fréquence (G_1 , Fig. B.2) ou en temps (G_2 , Fig.B.3), la similitude entre le graphe modèle et le graphe simulé est très importante : $s(G_M, G_1) = 0,917$ et $s(G_M, G_2) = 0,967$. Par l'utilisation d'un décalage temporel important (G_3 , Fig. B.4), nous avons modifié complètement la structure du graphe (disparition de certains arcs), la similitude est alors nulle.

La diminution (G_4 , Fig. B.5) ou l'augmentation (G_5 , Fig. B.6) de l'énergie d'une bouffée a peu d'influence. L'appariement s'effectue correctement et la similitude est importante : $s(G_M, G_4) = 0,949$ et $s(G_M, G_5) = 0,949$.

La suppression d'un nœud, que ce soit au début (G_6 , Fig. B.7) au milieu (G_7 , Fig. B.8), ou à la fin (G_8 , Fig. B.9) provoque une perte importante d'information. Dans le cas d'un nœud en moins au début ou à la fin, l'appariement se fait tout de même : les nœuds du graphe modèle sont associés correctement aux nœuds du graphe modifié. En revanche, la similitude est faible : $s(G_M, G_6) = 0,334$ et $s(G_M, G_8) = 0,339$. Dans le cas de la suppression d'un nœud au milieu du graphe, la structure est totalement modifiée. Il n'y a plus de correspondance entre les nœuds, $s(G_M, G_7) = 0$.

L'ajout de nœuds pose moins de problème lors de l'appariement que la suppression de nœuds. De même que pour la suppression, l'ajout en début (G_9 , Fig. B.10) et en fin de graphe (G_10 , Fig. B.12) perturbe moins la structure et donc les graphes sont plus similaires : $s(G_M, G_9) = 0,515$ et $s(G_M, G_11) = 0,625$. L'ajout au milieu de graphe (G_10 , Fig. B.11) modifie le positionnement des arcs, la similarité est donc moindre : $s(G_M, G_10) = 0,234$.

6.3.1.3 Conclusion

Pour quantifier l'apport des graphes dans l'analyse des signaux EEG, nous avons choisi une analyse sur signaux simulés. Afin de se mettre dans les conditions d'exploitation, nous avons mené ce test à partir de l'algorithme de Gold. En effet, l'algorithme A*, bien que plus intéressant en terme de robustesse, n'était pas adapté pour des raisons de coût combinatoire. Dans ce contexte, la mesure de similarité est fiable dans les cas de modifications mineures de structure (faible écart temporel ou fréquentiel) et de variations d'attributs.

Par contre, des difficultés apparaissent lorsque la structure varie fortement, i.e. plusieurs arcs apparaissent ou disparaissent. Dans ce cas, le résultat de l'algorithme donne une similitude nulle, les graphes sont donc considérés comme complètement différents alors qu'ils possèdent des nœuds ou attributs communs. Ce phénomène s'atténue avec des graphes de taille plus importante (nombre de nœuds et nombre d'arcs plus importants).

Nos signaux simulés étant les plus ressemblants possibles des signaux réels, nous avons considéré que l'efficacité de la fonction sur les signaux simulés serait conservée dans l'étude des signaux réels.

	Μ	1	6	e	4	S	9	~	8	6	10	11	Total
Z	1	0,917	0,967	0	0,949	0,949	0,334	0	0,309	0,515	0,234	0,625	5,797
-	0,917	1	0,883	0	0,870	0,870	0,292	0	0,309	0,451	0,235	0,573	5,399
7	0,967	0,883	ı	0	0,917	0,917	0,317	0	0,309	0,490	0,229	0,604	5,632
e	0	0	0	ı	0	0	0	0,333	0,232	0	0	0	0,566
4	0,949	0,870	0,917	0	ı	0,898	0,333	0	0,286	0,487	0,220	0,593	5,552
S	0,949	0,870	0,917	0	0,898	ı	0,333	0	0,296	0.530	0,220	0,593	5,606
9	0,333	0,292	0,317	0	0,333	0,333	ı	0	0,737	0,0833	0	0,0833	2,511
7	0	0	0	0,333	0	0	0	ı	0	0	0	0	0,333
×	0,309	0,309	0,309	0,232	0,286	0,296	0,736	0	ı	0	0	0,077	2,554
6	0,515	0,451	0,490	0	0,487	0,530	0,0833	0	0	I	0,596		4,152
10	0,234	0,235	0,229	0	0,220	0,220	0	0	0	0,596	I	0,6	2,334
11	0,625	0,573	0,604	0	0,593	0,593	0,0833	0	0,0772	1	0,6	ı	4,749

e	
Ř	ē
rat	Ħ
ьb	8
пp	les
ò	ST
Jé,	ē
Ħ	5
Ы	ve
le	e S
Jt	he
E	ap
ાંન	50
ī	Ш
.н	J'L
ne	s
no	de
olo	Ē
Ö	Ξ
Sre	Ξ.
Ξ	.S
G	<u>s</u>
pr	0
la	Ĕ
Ľ.	Ξ
a	So
Ĕ	la
ΞÎ	e.
e	Ē
iè	ŝŝ
E	E.
Jre	e
a T	E
Ë	lo
E	3
s	ē
Гe	ē
ΞŪ	Ε
сh	qe
S	a a
Ľ	-
~i	ée.
	Ĕ
2	sti
au	õ
ĕ	est
[q]	ě
ta	hh
е	ra
S	50
ĝ	lue
τ ^β	ag
Ś	с-
té	e
ñ	nt
S	e
Ę	ğ
<u>д</u>	Ξ
és	Ë
u]	. <u>E</u> .
Ξ	a a
Si	Г
×	le.
B	dè
Ja	ğ
විට	E
.2	he
S	ap
ď	50
It	le
er	e
É	50
ē.	ési
ar	þ
ğ	Σ
P	е
4	žt
1	i le
$\dot{\omega}$	La
9	
÷.	Ш
ΑF	pa
Ľ	Ч



FIG. 6.12 – Illustration des similitudes entre le graphe moyen et les graphes issus des signaux simulés.En abscisse sont présentés les différents graphes des signaux simulés et en ordonnée leur mesure de similitude avec le graphe moyen.

Si l'on considère l'ensemble des graphes issus des signaux simulés comme étant une classe, le graphe médian de cette classe, sera le graphe signal qui est le plus similaire à l'ensemble des autres graphes, ce qui signifie que la somme des mesures de similarité de ce signal $\widehat{s(G_i)}$ avec les autres signaux, sera la plus élevée. Ce concept de graphe médian a été détaillé par Jiang et al. [JMB01].

$$\widehat{s(G_i)} = \sum_{j=1}^{|V|} s(G_i, G_j)$$
(6.13)

Dans notre classe, le signal modèle est le signal à l'origine du graphe médian, la somme des similitudes est de 5,797 (dernière colonne du tableau 6.3). Le signal le plus éloigné de la classe, le plus différent des autres, est le signal 7.

6.3.2 Potentiels évoqués auditifs

Nous avons testé l'algorithme d'appariement de graphes sur des signaux EEG réels et nous l'avons comparé avec l'approche clinique des potentiels évoqués auditifs.

6.3.2.1 État de l'art

Principe Un potentiel évoqué est une manifestation électrique au niveau cortical en réponse à un stimulus extérieur (son, lumière) ou interne (prise de décision, préparation motrice). Ce signal étant en général très faible, il est nécessaire de répéter l'enregistrement un grand nombre de fois de façon à moyenner toutes ces mesures et à obtenir une caractérisation fiable du potentiel évoqué.

Le moyennage s'effectue sur une fenêtre temporelle synchronisée sur l'apparition du stimulus. La méthode de moyennage élimine donc en grande partie les fluctuations du signal en relation temporelle aléatoire avec les évènements présentés. Cette technique de moyennage permet de faire apparaître des composantes spécifiques, correspondant à de petites déflections (positives ou négatives, en EEG) par

rapport à l'activité cérébrale de base. Ces potentiels sont notés Px ou Nx avec P représentant un potentiel positif ou N un potentiel négatif. Ces potentiels enregistrés à la surface du scalp sont le produit de l'activation synchrone de larges populations neuronales [AWM86].

Les ondes évoquées sont fractionnées en composantes distinctes selon des critères de latence d'apparition, de distribution des champs sur le scalp et de relation temporelle avec les facteurs expérimentaux manipulés. D'un point de vue fonctionnel, c'est précisément leur sensibilité spécifique aux différentes variables expérimentales qui permet de les associer à des processus perceptifs et cognitifs distincts. Dans une perspective cognitive, l'analyse de ces différentes composantes renseignent sur les étapes du traitement de l'information, et en particulier sur les modes d'exécution sériel ou parallèle de ces différents traitements [RR92].

Les potentiels évoqués comportent en général des composantes précoces, associées aux traitements perceptifs du stimulus, et des composantes plus tardives, liées aux traitements cognitifs. Sutton et coll. ont utilisé pour la première fois le terme de « composantes endogènes » en référence à une onde EEG, dont la latence s'inscrit dans la fenêtre temporelle de 300 à 700 ms post-stimulus, nommée la P300 [SBZJ65]. Sutton a suggéré que cette onde reflétait le traitement de l'information lié intrinsèquement aux processus cérébraux. Dans cette perspective, Donchin et coll. ont établi une distinction entre « composantes exogènes » et « composantes endogènes » des potentiels évoqués [DRM78]. Les « composantes exogènes », de latence précoce, varient systématiquement avec les paramètres physiques des stimuli (modalité, intensité,...) et reflètent donc les traitements perceptifs ; alors que les « composantes endogènes », de latence plus tardive, sont liées aux mécanismes neuronaux soustendant les traitements cognitifs.

Les potentiels évoqués, mis en évidence par la méthode du moyennage, reflètent les opérations spécifiques effectuées sur les représentations internes des stimuli.

Réponses normales Les potentiels évoqués auditifs (PEA) sont classés en trois types selon leur latence et la nature des structures auditives explorées (Fig. 6.13). Les PEA précoces ont une latence inférieure à 10ms: ils explorent le nerf acoustique et les voies auditives du tronc cérébral. Les PEA de latence moyenne ont des latences comprises entre 10 et 60ms: ils explorent les voies géniculo-corticales et le cortex auditif primaire. Les PEA tardifs ou de longue latence sont supposés prendre origine dans les aires auditives associatives [Lég00]. Ce sont ces derniers PEA que nous cherchons à analyser.

Le PEA tardif présente une composante positive P_1 entre 50 et 70ms, puis une large composante négative N_1 entre 100 et 150ms et enfin une composante positive P_2 entre 170 et 200ms.

Stimulus Les stimulus les plus utilisés sont les « tone-burst » de 50 à 200ms ne comportant qu'une fréquence. Il ne doit pas y avoir plus de 2 stimulus par seconde. La hauteur du son est comprise entre 250 et 2000Hz. Le montage utilisé pour enregistrer les PEA tardifs comporte au minimum quatre électrodes actives placées sur les mastoïdes et dans les régions frontales ipsi et controlatérales à la simulation. Le moyennage est effectué sur les réponses filtrées entre 0,5 et 100Hz afin d'obtenir l'ensemble des composantes.

6.3.2.2 Application

Nous avons enregistré les PEA tardifs chez 10 sujets. Ils devaient écouter une séquence de 50 bips de 10 secondes d'intervalle. Chaque « bip » est une stimulation de type tone-burst composé



FIG. 6.13 – Représentation schématique des potentiels évoqués auditifs.La stimulation auditive provoque trois séquences de pics qui peuvent être représentées à trois échelles différentes. La courbe du haut présente les PEA précoces (BAEP), la courbe du milieu (MLAEP), les PEA de latence moyenne et celle du bas, les PEA tardifs (LLAEP). Adapté d'après [Spe85].

d'une fréquence de 1000 Hertz et durant 100 millisecondes. Le protocole expérimental est détaillé dans le chapitre 7.

Nous avons calculé les PEA sur 1s de -0, 1 à +0.9s autour du début du bip. Au préalable, nous avons vérifié que les signaux répondent à certains critères :

- les signaux sont indépendants, il est donc possible de les moyenner;
- chaque stimulation est réalisée correctement ;
- les stimuli effectués sont identiques.

Pour chaque sujet, un filtrage passe-bande [0, 5; 30Hz] des signaux a été réalisé afin de débruiter et de visualiser au mieux les différentes composantes des potentiels évoqués. Nous avons choisi d'analyser les électrodes Fz, T7, C3, Cz, C4, T8 et Pz. En effet, le stimulus auditif active le cortex auditif situé au niveau temporal et se diffuse au niveau du cortex moteur.

Nous avons travaillé sur deux types de représentation des PEA, l'une sous forme de graphique qui nous permet de visualiser le décours temporel et l'autre, le mapping, qui permet de visualiser les variations de topologie.

Tous les sujets présentent des résultats équivalents, excepté le sujet 3 dont les signaux sont trop artéfactés. Ces résultats sont décrits plus en détail dans l'annexe D. Afin de clarifier l'explication, nous allons présenter uniquement les courbes et mappings du sujet 1 (Fig. 6.14).

Sur les décours temporels, nous mesurons une première composante positive de latence 51ms, une deuxième composante négative à 113ms et une troisième composante positive de latence 203ms. Il faut remarquer que l'axe des ordonnées est inverse, la convention de représentation des PEA veut que le négatif soit en haut de l'axe et le positif en bas. À partir du mapping, nous retrouvons les

mêmes latences que celles montrées sur les graphiques et nous pouvons visualiser les différentes voies d'influence.



FIG. 6.14 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 1. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, P_1 à 51ms, N_1 à 113ms et P_2 à 203ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).

Nous avons comparé nos résultats avec les résultats standards. D'après les références médicales [Spe85], les PEA tardifs présentent 3 composantes ayant des latences différentes : l'onde P_1 qui intervient entre 50 et 70ms, l'onde N_1 qui apparaît entre 100 et 150ms et l'onde P_2 qui est observée entre 170 - 200ms et qui correspondent aux composantes observées à 51, 113 et 203ms. Les composantes P_2 et N_1 , présentées dans le tableau 6.4, sont retrouvées chez l'ensemble des sujets.

6.3.2.3 Appariement

Le but étant de mieux comprendre le fonctionnement cérébral, nous allons chercher à décrire, par les graphes, le schéma neuronal type pour une réponse à un stimulus auditif.

À partir des résultats issus du calcul des PEA tardifs, nous observons que, pour le sujet 1, l'électrode présentant les résultats les plus visibles est C_z . C'est donc sur cette électrode que nous appliquons notre approche par graphe.

Pour chacun des 49 bips entendus par le sujet 1, nous construisons le graphe issu de la carte tempsfréquence sur [0,5;30Hz] et [-0.2;1s]. Nous apparions ensuite chaque graphe avec l'ensemble des

	P_1	N_1	P_2
Sujet 1	51ms	113ms	203ms
Sujet 2	-	98ms	193ms
Sujet 3	-	125ms	158ms
Sujet 4	61ms	100ms	178ms
Sujet 5	61ms	113ms	180ms
Sujet 6	-	-	-
Sujet 7	-	117ms	217ms
Sujet 9	-	105ms	186ms
Sujet 10	-	133ms	189ms

TAB. 6.4 – Composantes du PEA tardif chez l'ensemble des sujets. Les PEA sont de l'ordre de grandeur de $2\mu V$ alors que le signal EEG est un signal d'environ $50\mu V$. Avec 40 stimulations auditives, nous sommes donc à la limite de la détections des PEA. La composante P_1 est d'amplitude plus faible, c'est pour cette raison que nous avons eu des difficultés à la localiser chez l'ensemble des sujets. De plus, l'enregistrement du sujet 6 ne s'est pas effectué correctement, il n'est donc pas possible d'interpréter ses résultats.

autres graphes. Le tableau 6.5 présente, pour chaque graphe, la somme des similitudes avec l'ensemble des autres graphes.

Graphe	Somme des si- militudes	Graphe	Somme des si- militudes	Graphe	Somme des si- militudes
	mintuucs		mintudes		mintuucs
1	3.169	18	11.407	35	8.203
2	9.841	19	12.652	36	0.000
3	12.676	20	11.101	37	10.651
4	11.416	21	-	38	12.885
5	11.988	22	1.977	39	7.952
6	12.497	23	5.854	40	0.802
7	11.424	24	11.877	41	12.662
8	7.961	25	6.062	42	10.186
9	10.601	26	9.943	43	11.453
10	0.802	27	1.964	44	12.265
11	9.480	28	12.122	45	9.910
12	11.800	29	4.935	46	8.833
13	2.876	30	3.318	47	7.373
14	8.094	31	9.873	48	2.022
15	8.016	32	11.563	49	9.786
16	1.761	33	9.777		
17	10.662	34	2.729		

TAB. 6.5 – Appariement des graphes de stimulation auditive du sujet 1. Chaque graphe, numéroté de 1 à 49, est apparié avec l'ensemble des autres graphes. De chaque appariement résulte une mesure de similitude. Ce tableau présente la somme des similitudes pour chaque graphe provenant de l'appariement du graphe étudié avec l'ensemble des autres graphes. Certaines similitudes n'ont pu être calculées car les signaux EEG dont ils découlent sont artéfactés (21).

Le graphe situé au centre de la classe est le graphe 38. La distribution de ces valeurs de somme de similitude (Fig. 6.15) montre que le mode principal correspond à des valeurs de 10 à 13. Ce mode regroupe plus de la moité des valeurs. Le graphe médian appartient à ce mode (somme des similitudes de 12, 885), il est donc représentatif de la classe de réponse la plus importante.



FIG. 6.15 – Distribution des sommes de similitude sur l'électrode C_z du sujet 1 lors de la stimulation auditive.



FIG. 6.16 – Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 38 du sujet 1. Dans l'intervalle d'étude des PEA, entre le temps 0 et 0.3s, on retrouve les trois phases correspondant aux trois composantes, une période d'activité autour de 0.05s, une période d'inactivité autour de 0.1s et une deuxième période d'activité autour à partir de 0.2 seconde.

La carte temps-fréquence, dont est issu le graphe médian, est présentée sur la figure 6.16. Sur cette carte, différentes bouffées d'énergie sont présentes, dont une bouffée vers 0.5s et une vers 0.2s. Elles forment le même schéma que les différentes composantes du PEA tardifs P_1 , N_1 puis P_2 . Cela est logique, car la courbe du PEA tardif correspond à la densité marginale temporelle de la carte temps-fréquence (Eq. 5.12).

En revanche, les calculs de similitude entre graphes a permis de trouver la carte temps-fréquence segmentée située au centre de la classe. Cette carte médiane est la carte la plus représentative des processus cognitifs à l'œuvre suite à la stimulation auditive. Les cartes temps-fréquence présentant de très grandes variations entre elles (Fig. 6.17), le fait d'avoir trouvé comme carte médiane une carte exposant les mêmes composantes que les PEA, démontre la justesse du calcul de similitude. Ces résultats ont été retrouvés pour l'ensemble des sujets sur l'électrode présentant les PEA tardifs les plus marqués.



FIG. 6.17 – Illustration de la diversité des formes des cartes temps-fréquence segmentées.

6.3.2.4 Conclusion

La stimulation auditive d'un sujet sous forme d'un bip composé d'une seule fréquence est un protocole expérimental bien connu des cliniciens. L'apparition des PEA tardifs certifie le bon déroulement des acquisitions.

Les PEA sont de l'ordre de grandeur de $2\mu V$ alors que le signal EEG est un signal d'environ $50\mu V$. Avec 40 stimulations auditives, nous sommes à la limite de la détections des PEA. C'est pour cette raison que nous ne pouvons pas observer les PEA précoces et de latence moyenne dont l'amplitude est encore plus faible que celle des PEA tardifs.

L'algorithme d'appariement de Gold, utilisé avec une distance de Minkowski d'ordre 1, permet de déterminer les similitudes entre les graphes construits à partir des informations des cartes temps-fréquence. Afin d'étudier les PEA, nous avons calculé les cartes temps-fréquence de l'électrode montrant le PEA le plus marqué. Pour cette électrode, nous avons construit l'ensemble des graphes correspondant aux bips entendus par le sujet. En appariant tous ces graphes ensemble, nous avons déterminé quel graphe est le graphe médian, i.e. celui qui présente le plus de similitudes avec l'ensemble des graphes [JMB01]. La carte temps-fréquence correspondant à ce graphe type décrit les composantes du PEA. Ce résultat démontre que l'appariement de graphe s'effectue correctement.

6.4 Conclusion

Les signaux EEG sont des signaux très complexes qui varient selon plusieurs dimensions. La plupart de ces dimensions (temps, fréquence, énergie) sont captées grâce à l'utilisation d'une structure de graphe. Seules les variations intra et inter personnelles ne sont pas gérées par cette structure. Le graphe utilisé est un graphe d'attributs dont la construction dépend de processus neurophysiologiques et les valeurs des attributs sont extraites des cartes temps-fréquence.

Une des manières de décrire l'activité cérébrale est de comparer deux états, l'un au repos et l'autre durant une tâche précise, par exemple. Comparer les signaux correspondant aux deux états est possible dans notre approche grâce à la comparaison des graphes issus de ces signaux. Les algorithmes d'appariement permettent ces comparaisons. Nous avons choisi d'utiliser l'algorithme d'assignement gradué de Gold qui permet l'appariement de graphes de taille importante en un temps raisonnable.

Par l'utilisation de signaux simulés et de signaux réels, nous avons testé le comportement de cet algorithme sur des données EEG. Il en résulte que la construction des arcs est le point qui a le plus d'influence sur le résultat de la mesure de similarité. Malgré ce fait, le calcul du graphe type sur les signaux réels nous permet de retrouver les résultats décrits dans la littérature sur les PEA tardifs. Ainsi, même si le processus d'appariement des graphes EEG n'est pas optimisé, il permet d'obtenir des résultats interprétables par le clinicien. Une étude plus approfondie permettra d'optimiser le choix de la fonction de similitude et les paramètres d'entrée de l'algorithme de Gold.

Les deux chapitres suivants traiteront de l'application des méthodes développées durant cette thèse lors d'un protocole expérimental mettant en œuvre des tâches (les mouvements volontaires de la main) très bien décrites dans la littérature et lors d'un protocole de recherche sur certaines fonctions cognitives déficientes chez le parkinsonien.

Troisième partie

Applications

CHAPITRE 7	7
------------	---

MOUVEMENT VOLONTAIRE DE LA MAIN

Sommaire

7.1	Protoc	cole expérimental
	7.1.1	Sujets et environnement
	7.1.2	Stimulus
		7.1.2.1 Stimulation auditive
		7.1.2.2 Mouvement volontaire
		7.1.2.3 Mouvement volontaire en réponse à un stimulus auditif 117
	7.1.3	Caractéristiques d'enregistrement
	7.1.4	Prétraitements
7.2	Analy	se des phénomènes de synchronisations
	7.2.1	État de l'art
	7.2.2	Résultats
		7.2.2.1 DLE par bandes de fréquence 119
		7.2.2.2 DLE controlatérale et ipsilatérale
		7.2.2.3 Conclusion
7.3	Coupl	age inter-électrode
	7.3.1	État de l'art
		7.3.1.1 Cohérence
		7.3.1.2 Phase
		7.3.1.3 Fonction de transfert dirigée
		7.3.1.4 Cohérence partielle dirigée
	7.3.2	Résultats
		7.3.2.1 Cohérence
		7.3.2.2 PDC
		7.3.2.3 Conclusion
7.4	Appar	iement de graphe
	7.4.1	Graphe médian par bande de fréquence
	7.4.2	Comparaison main droite - main gauche
	7.4.3	Décalage temporel
7.5	Concl	usion

Le protocole expérimental mis en place concerne des tâches simples et bien connues [NL93, DDB⁺99, PB89] : les mouvements volontaires de la main. Le but de l'utilisation de ce protocole expérimental est de pouvoir tester les méthodes mises au point durant ma thèse.

Ces acquisitions ont été réalisées dans le service de neurophysiologie clinique du centre hospitalier universitaire de Poitiers en juillet-août 2006.

7.1 Protocole expérimental

7.1.1 Sujets et environnement

Dix sujets ont été choisis selon certains critères afin de minimiser la disparité des résultats à interpréter.

- tranche d'âge de 20 à 40 ans, la moyenne d'âge est de $27,7\pm5,4$ ans ;
- sexe masculin;
- latéralité : droitier (sauf le sujet 7);
- traitements médicaux suivis : aucun ;
- antécédents neurophysiologiques : aucun ;
- surdité : aucune.

Ces sujets se soumettent à un examen durant une matinée. La pose du casque a lieu de 9h à 10h30 et les acquisitions de 10h30 à 11h30.

Durant les acquisitions les sujets sont en position semi-assise, dans un environnement calme, sous lumière artificielle modérée, avec les yeux fermés.

7.1.2 Stimulus

Ce protocole expérimental est composé de cinq acquisitions d'environ 8 minutes séparées par 5 minutes de pause. Les acquisitions sont les suivantes :

- 1. stimulation auditive;
- 2. mouvement volontaire de la main droite ;
- 3. mouvement volontaire de la main gauche;
- 4. mouvement de la main droite en réponse à un stimulus auditif;
- 5. mouvement de la main gauche en réponse à un stimulus auditif.

7.1.2.1 Stimulation auditive

Le sujet doit écouter une séquence de 40 bips de 10s d'intervalle sous un casque audio.

Chaque bip est une stimulation de type tone-burst composée d'une fréquence de 1000Hz et durant 100ms.

Ces signaux ont été analysés grâce à l'étude des PEA (Potentiels Evoqués Auditifs) tardifs (chapitre 6 section 6.3.2). L'apparition de ces PEA tardifs certifie le bon déroulement des acquisitions.

7.1.2.2 Mouvement volontaire

Le sujet doit effectuer 40 mouvements volontaires de la main. Chaque évènement sera enregistré à l'aide d'une manette.

Il est demandé au sujet de patienter « un peu » entre chaque mouvement, environ 10s. L'intervalle de temps entre chaque mouvement est donc à l'appréciation du sujet.

Nous avons calculé pour chaque sujet l'intervalle moyen, minimal et maximal entre deux mouvements consécutifs. Les résultats sont présentés dans les tableaux 7.1 et 7.2. Pour les sujets 1 et 6, les enregistrements n'ont pas fonctionné correctement pour les deux stimulations étudiées (mouvements des mains droite et gauche).

	Durée moyenne	Minimum	Maximum	
Sujet 1	-	-	-	
Sujet 2	$4,25 \pm 0,53$	3,28	6,14	
Sujet 3	$9,\!79\pm2,\!59$	4,51	15,10	
Sujet 4	$25,61 \pm 2,59$	11,59	44,822	
Sujet 5	$8,\!78\pm0,\!69$	6,44	10,12	
Sujet 6	-	-	-	
Sujet 7	$7,\!17\pm0,\!69$	5,80	8,71	
Sujet 8	$19,02 \pm 3,76$	9,69	26,2	
Sujet 9	$11,18 \pm 2,64$	4,80	18,35	
Sujet 10	$18,91 \pm 3,40$	10,07	29,57	

TAB. 7.1 – Intervalle moyen, minimal et maximal entre deux mouvements consécutifs de la main droite.

	Durée moyenne	Minimum	Maximum
Sujet 1	-	-	-
Sujet 2	4,31 ± 0,91	3,16	7,36
Sujet 3	$12,97 \pm 3,12$	1,31	19,78
Sujet 4	$31,82 \pm 12,06$	0,97	66,48
Sujet 5	$9,\!26\pm0,\!89$	7,44	11,586
Sujet 6	$18,25 \pm 5,27$	4,47	31,43
Sujet 7	$6{,}73\pm0{,}85$	4,74	8,58
Sujet 8	$20,39 \pm 2,51$	15,34	26,08
Sujet 9	$10,94 \pm 1,56$	8,05	14,24
Sujet 10	$4,96 \pm 4,11$	0,36	9,476

TAB. 7.2 – Intervalle moyen, minimal et maximal entre deux mouvement consécutifs de la main gauche.

7.1.2.3 Mouvement volontaire en réponse à un stimulus auditif

Le sujet doit effectuer un mouvement de la main en réponse à un stimulus auditif. Ce stimulus est le même que celui de la première expérience. C'est un tone-burst de fréquence 1000Hz et de durée 100ms. Il y a 40 bips, avec un bip toutes les 10s.

7.1.3 Caractéristiques d'enregistrement

L'EEG est enregistré avec le système *Cognitrace* de neuro-psychiatrie clinique d'ANT ®. La fréquence d'échantillonnage est de 512Hz.

Le casque utilisé est un casque 128 voies dont deux électrodes, servant de référence, sont placées au niveau des mastoïdes et une électrode cupule supplémentaire, servant de masse au système, est placée sur le nez. Six électrodes sont placées au niveau des yeux afin de détecter les mouvements oculaires.

7.1.4 Prétraitements

La composante du courant électrique de 50Hz est supprimée par un filtre coupe-bande.

L'algorithme de réjection des artéfacts oculaires, proposé avec le matériel d'acquisition ANT ®, a été utilisé sur nos signaux. Puis les artéfacts restants ont été supprimés manuellement.

7.2 Analyse des phénomènes de synchronisations

7.2.1 État de l'art

La désynchronisation liée à l'évènement (DLE) correspond à une diminution de puissance de l'EEG dans une bande de fréquence donnée en relation avec un évènement précis. Le principe de calcul de la DLE est développé dans le chapitre 5 section 5.4.1.



FIG. 7.1 – Superposition des réactivités des différentes bandes de fréquence lors d'un mouvement volontaire de l'index droit. La durée d'extension puis de flexion de l'index est de 0, 2 seconde. Cette figure présente la relativement longue DLE du rythme mu (10 - 12Hz) commençant environ 2 secondes avant le marqueur de mouvement, la SLE du rythme bêta (14 - 18Hz) qui suit une DLE et la forte SLE dans la bande gamma (36 - 40Hz) juste avant le mouvement. Adapté d'après [NL93].

Une des désynchronisations les plus étudiées est celle qui touche le rythme alpha, ou plus précisément le rythme mu lors d'une activation sensori-motrice [BdB84, GTG52]. Cette DLE, localisée dans les régions centrales, correspond à une activation du cortex sensori-moteur primaire. Inversement certains rythmes se synchronisent (SLE), c'est le cas du rythme bêta central juste après une activation sensori-motrice.

Les rythmes mu, bêta et gamma enregistrés sur la région centrale sont associés au comportement moteur [JP49, ALG⁺93, SP95]. De nombreuses études, principalement menées par l'équipe de Pfurtscheller, montrent l'existence de 3 trois types d'oscillations durant un mouvement du doigt ou de la main. Ce travail est résumé sur la figure 7.1 [NL93]. Le marqueur, le temps zéro, indique la fin du mouvement. Durant ce mouvement, une désynchronisation du rythme mu est observée. Au niveau du rythme bêta, une désynchronisation puis une resynchronisation après le mouvement sont observées. Enfin, les oscillations gamma présentent une synchronisation juste avant le mouvement.

La DLE du rythme mu comme la DLE et la SLE du rythme bêta sont enregistrées bilatéralement en regard des régions sensori-motrices lors d'une tâche motrice unilatérale [CPL59]. La réponse controlatérale est cependant plus importante et plus en avance que la réponse ipsilatérale [DDB⁺99, PB89]. Ainsi, lors d'un mouvement de la main droite, la réponse corticale est observée en avance sur le cortex moteur et de façon plus marquée. Elle est également observée à droite (côté ipsilatéral), mais un peu plus tard et de façon moins marquée.

7.2.2 Résultats

Nous nous attachons, dans ce chapitre, à travailler sur les stimulations 2 et 3 qui correspondent respectivement aux mouvements de la main droite et de la main gauche.

En suivant la méthode décrite par Pfurtscheller [NL93], la première étape consiste à sélectionner les époques d'EEG qui seront traitées. Dans la majorité des études qui suivent cette méthode, les époques sont constituées de 6 secondes avant et 2 secondes après le mouvement. Afin de pouvoir comparer réellement nos résultats et rester le plus fidèle aux conditions expérimentales, nous avons choisi de travailler avec le sujet 8 qui est le seul à avoir effectué tous les mouvements, aussi bien ceux de la main droite que ceux de la main gauche, avec plus de 8 secondes d'écart entre les mouvements (tableaux 7.1 et 7.2).

Les autres sujets, ainsi que les autres stimulations, seront traités ultérieurement à ce travail.

7.2.2.1 DLE par bandes de fréquence

D'après les études effectuées sur les signaux EEG lors d'un mouvement volontaire (de la main ou du doigt), il est possible d'observer une réactivité du sujet dans trois bandes de fréquence : le mu, le bêta et le gamma.

La première étape consiste à identifier ces bandes de fréquence qui varient légèrement d'un individu à l'autre. Pour cela, nous avons étudié le spectre des fréquences des signaux EEG. Il en résulte, pour le patient 8, les bandes de fréquence suivantes :

- mu [8; 12Hz];
- bêta [16; 24*Hz*];
- gamma [30; 40Hz].

Dans la section précédente, nous avons présenté les résultats des variations de synchronisation pour l'électrode C_3 lors d'un mouvement à droite, établis par de nombreuses études dans la littérature. Puis, nous avons comparé ces valeurs de référence avec nos résultats établis pour cette même électrode dans notre protocole d'acquisition (39 signaux non artéfactés) avec comme période de référence l'intervalle -4 à -3s. Les résultats sont présentés sur la figure 7.2.



FIG. 7.2 – DLE et SLE des différents rythmes du patient 8 lors du mouvement de la main droite en C_3 . La période de référence (-3 a - 4s) est définie par le rectangle en ligne pointillée. Les zones grisées indiquent les zones significativement différentes de la période de référence. Les résultats obtenus correspondent à ceux décrits dans la littérature [NL93] : la relativement longue DLE du rythme mu (8 - 12Hz) commençant environ 1, 25s avant le marqueur de mouvement et qui atteint -72%, la SLE du rythme bêta (16 - 24Hz) de plus faible amplitude que dans la littérature (+20%) qui suit la DLE, atteignant -50%, juste avant le marqueur et la SLE, de +200% dans la bande gamma (30-40Hz) juste avant le mouvement.

Nous analysons sur les courbes résultats deux critères : les dates d'apparitions des phénomènes de D/SLE et leur amplitude (variation en pourcentage par rapport à la référence). Pour le rythme mu, nous observons une longue désynchronisation de forte amplitude avant et après le mouvement. Le rythme bêta présente en premier lieu une désynchronisation juste avant le mouvement. Puis, en second lieu, il se resynchronise, faiblement, juste après le mouvement . Le rythme gamma présente une synchronisation très importante juste avant l'exécution du mouvement. Les données quantitatives de ces mouvements sont résumés dans le tableau 7.3.

Les résultats obtenus correspondent, dans l'ensemble, à ceux décrits dans la littérature. La principale différence se trouve au niveau de l'amplitude de la SLE du rythme bêta qui est sensiblement plus faible que celle décrite. De plus, le rythme gamma présente de plus grandes variations que celles normalement observées. Cela est certainement dû au plus faible nombre de signaux acquis, ce qui provoque un lissage de la courbe moins important.

Bande de fréquence	Temps	Amplitude	
Mu	-1,25à $0,85s$	-72%	
Bêta	-0,55à $0,25s$	-60%	
Bêta	0,4à $0,65s$	+20%	
Gamma	-0,35à $-0,05s$	+200%	

TAB. 7.3 – Synthèse des caractéristiques des variations de synchronisation par bande de fréquence lors d'un mouvement de la main droite en C_3 dans notre protocole.

7.2.2.2 DLE controlatérale et ipsilatérale

Nous avons calculé les DLE pour l'ensemble des électrodes de l'aire sensori-motrice (C_5 , C_3 , C_1 , C_z , C_2 , C_4 , C_6) du rythme mu pour le mouvement de la main droite et de la main gauche. À partir de ces résultats, nous avons déterminé le moment de première DLE significative sur l'ensemble des groupes d'électrodes (controlatéral, ispilatéral et central). Ces dates sont indiquées dans le tableau 7.4.

	Controlatéral		Ipsilatéral		Central	
	Date	Électrode	Date	Électrode	Date	Électrode
Main droite	-1,5	C_5	-1,1	C_6	-1,15	C_z
Main gauche	-1,85	C_6	-1	C_5	-0,8	C_z

TAB. 7.4 – Date d'apparition de la désynchronisation du rythme mu lors du mouvement de la main droite et gauche pour les aires centrale, controlatérale et ipsilatérale. Pour le mouvement de la main droite, aussi bien que pour celui de la main gauche, la réponse controlatérale est plus précoce que la réponse ipsilatérale [PB89].

Les dates de début de désynchronisations significatives du rythme mu montrent une réponse plus précoce dans les aires controlatérales au mouvement (ici en C_5 pour le mouvement de la main droite et en C_6 pour le mouvement de la main gauche). L'amplitude de désynchronisation est de -83% en C_5 pour la main droite et de -78% en C_6 pour la main gauche. Globalement, la réponse controlatérale est plus importante lors du mouvement du côté de préférence du sujet, ici le mouvement de la main droite pour un droitier.

L'interprétation des cartes temps-fréquence segmentées moyennées permet une analyse plus fine des DLE et SLE. De cette manière, nous pouvons, par exemple, observer que dans la bande de fréquence mu choisie, il y a une SLE suite au mouvement, principalement du côté ispilatéral (Fig. 7.3). Nous pouvons également préciser la bande de fréquence concernée, qui est la partie haute du rythme mu de 10,5 à 11,5Hz.

7.2.2.3 Conclusion

D'après l'étude de nos signaux de mouvements des mains droite et gauche, nous retrouvons : la longue désynchronisation du mu, la désynchronisation précédent la resynchronisation post-mouvement du bêta et la synchronisation pré-mouvement du gamma. Les différences de latéralités, réponses controlatérales plus précoces et plus marquées, correspondent également à celles attendues. Les ré-sultats confirment donc l'hypothèse que la planification du mouvement volontaire se traduit par une activation précoce de la région sensorimotrice controlatérale, tandis que l'exécution du mouvement s'exprime par une activation bilatérale des régions sensorimotrices. Ainsi, l'étude des synchronisa-



FIG. 7.3 – Cartes temps-fréquence segmentées moyennées du rythme mu lors du mouvement de la main droite. Les cartes temps-fréquence moyennées permettent une analyse plus fine des phénomènes de DLE et SLE. Ici, par exemple, en plus de la DLE normale est observée une rapide SLE post-mouvement. Les SLE sont en couleurs chaudes (jaune/orange/rouge) et les DLE en couleurs froides (bleu/vert).

tions et désynchronisations de nos signaux nous permet d'observer les mêmes résultats que ceux démontrés dans la littérature [DDB⁺99, NL93].

Ces signaux vont donc pouvoir servir de base pour tester des méthodes plus avancées. Dans un premier temps, nous allons utiliser les fonctions de couplages inter-électrodes, puis dans un second temps l'appariement de graphes d'attributs.

7.3 Couplage inter-électrode

Les signaux EEG, issus de phénomènes complexes, ne sont pas régis par des équations dynamiques linéaires. Pour autant, il est très intéressant de chercher à modéliser ces signaux pour mieux les comprendre. À la différence des transformées temps-fréquence qui analysent les données dans un nouvel espace, les modèles paramétriques vont modéliser les données. Un signal complexe est donc caractérisé par quelques paramètres représentatifs.

Dans le cas des EEG, les rythmes étant à la base de la genèse des signaux, les paramètres représentatifs du modèle sont caractéristiques des rythmes. Ainsi, étudier ces paramètres revient à étudier les activités synchrones de l'EEG.

Cependant, ces modèles nécessitent un signal stationnaire, hypothèse rarement vérifiée dans le cas des signaux EEG. Afin de pallier ce problème, le concept de stationnarité locale est appliqué. Le signal EEG est divisé en courts segments de telle façon que, pour chaque segment, les données soient considérées comme quasi-stationnaires.

Le modèle auto-régressif fait partie du groupe des formules de prédictions linéaires qui estiment la sortie d'un système basé sur la précédente sortie. Son principe est expliqué dans l'annexe C.
7.3.1 État de l'art

7.3.1.1 Cohérence

La cohérence mesure la synchronisation existant entre différentes aires cérébrales. Elle évalue la stabilité du déphasage entre les mêmes composantes fréquentielles de signaux EEG (sans se soucier de l'amplitude de ses composants).

L'étude de la cohérence est souvent utilisée à l'heure actuelle. De nombreuses publications sont parues à ce sujet aussi bien dans le domaine du traitement du signal [NSW⁺97], [ER98], que du point de vue clinique et du point de vue cognitif [WM03].

De façon mathématique, la cohérence est calculée à partir d'une analyse spectrale croisée obtenue soit par l'utilisation d'une transformée de Fourier [RP88], soit par un modèle AR [NSW⁺97], soit par une transformée en ondelette [LLR⁺02]. Elle est la normalisation par le spectre de puissance individuel (*auto spectral density function*) de la fonction $S_{i,j}(f)$ de densité spectrale croisée (Eq. C.11) [NSW⁺97] :

$$C_{ij}(f) = \frac{|S_{ij}(f)|^2}{S_{ii}(f)S_{jj}(f)}$$
(7.1)

La cohérence C_{ij} exprime l'activation simultanée d'une aire *i* et d'une aire *j*. La fonction de cohérence est normalisée entre 0 et 1. Ainsi "0" signifie qu'il n'existe aucune cohérence entre le signal *i* et le signal *j* pour une fréquence donnée, et "1" indique que le déphasage est absolument identique entre les deux signaux.

La cohérence est habituellement élevée entre des électrodes adjacentes et diminue énormément dès que la distance entre les électrodes augmente [NSW⁺97]. De plus, il a été démontré que la cohérence n'est pas un indicateur fiable du couplage de phase. En effet, bien que les phases de deux signaux soient synchronisées, la cohérence est faible si l'amplitude des signaux est trop faible [LRMV99].

La fonction de cohérence présente une distribution inconnue, certaines approximations ont été présentées dans la littérature, mais elles sont difficiles à appréhender. Toutefois, la cohérence étant une fonction uniforme (elle est comprise entre 0 et 1), il est possible de transformer cette fonction en une distribution normale d'après la théorie de Fisher [PE98] :

$$Z_{ij}(f) = \arctan |C_{ij}(f)| = 0.5 \ln \frac{1 + |C_{ij}(f)|}{1 - |C_{ij}(f)|}$$
(7.2)

Il est alors possible de calculer la valeur limite inférieure $L[Z_{ij}(f)]$ de l'intervalle de confiance de $C_{ij}(f)$, ainsi que la valeur limite supérieure $U[Z_{ij}(f)]$ avec $n(\alpha)$ trouvé dans les tables statistiques de la distribution normale, α le risque d'erreur statistique consenti et ν le degré de liberté :

$$U[Z_{ij}(f)] = Z_{ij}(f) + n(\alpha)\sqrt{\frac{1}{\nu}} L[Z_{ij}(f)] = Z_{ij}(f) - n(\alpha)\sqrt{\frac{1}{\nu}}$$
(7.3)

L'obtention de l'intervalle de confiance permet de comparer deux valeurs afin de savoir si elles sont significativement différentes ou non (recouvrement ou non des intervalles de confiance).

Ainsi, bien que la cohérence ait pour but d'identifier la coopération entre différentes aires cérébrales, elle présente certaines imprécisions. Les méthodes exposées dans les paragraphes suivants améliorent ce concept de cohérence.

7.3.1.2 Phase

En partant des renseignements fournis par la cohérence sur les relations entre différentes aires cérébrales, l'équipe de recherche de Schack et al. s'est intéressée aux informations complémentaires que peut apporter la phase [SRV⁺01].

En effet, la cohérence permet de savoir si deux signaux sont plus ou moins synchronisés. L'étude du décalage de phase permet de connaître quel signal précède l'autre. La mesure de ce délai temporel indique, d'un point de vue physiologique, la direction du transfert de l'information.

Le modèle utilisé est un modèle ARMA [Mar86] à partir duquel sont extraits les paramètres nécessaires pour calculer la cohérence $C_{12}(f)$ entre un signal 1 et un signal 2 (Eq. 7.1). Il est alors possible pour chaque valeur de cohérence de calculer la phase instantanée correspondante :

$$\varphi_t(f) = \arg\{S_{12,t}(f)\}$$
(7.4)

Le problème de cette technique est qu'elle se focalise uniquement sur une analyse bi-variable et utilise la cohérence qui, comme on l'a vu précédemment, présente certains désavantages.

7.3.1.3 Fonction de transfert dirigée

Plus récemment, de nouvelles techniques d'analyse du couplage inter-électrode ont été développées. Kaminski et al. proposent la « Directed Transfer Function » (DTF), fonction de transfert dirigée, pour caractériser ce couplage [KBS97, KMK⁺03, BKK04, KZKC05].

L'idée de base est d'utiliser les informations contenues dans la fonction de transfert. En effet, celle-ci est asymétrique et contient des précisions sur la direction de propagation du signal. La DTF permet donc de décrire la propagation du signal entre les différentes aires cérébrales tout en fournissant une information sur la direction et sur les caractéristiques spectrales.

Kaminsi et al. utilisent un modèle AR afin de modéliser le signal. À partir des coefficients de ce modèle, il est possible de calculer la fonction de transfert H(f) (Eq. C.10). La DTF se déduit de celle-ci :

$$DTF_{ij}(f) = \frac{|H_{ij}(f)|^2}{\sum_{m=1}^k |H_{im}(f)|^2}$$
(7.5)

Cette valeur comprise entre 0 et 1 décrit le lien directionnel entre un signal i et un signal j. Les propriétés de la DTF ont été testées au moyen de simulations [KB91]. Celles-ci ont révélé que cette fonction est très sensible, un changement d'un ou deux points entre les signaux donne un résultat totalement différent. De plus, la DTF est robuste à l'ajout de bruit. En effet, même lorsque l'amplitude de celui-ci est pratiquement équivalente à l'amplitude du signal, les résultats de la DTF sont quasiment identiques.

7.3.1.4 Cohérence partielle dirigée

Baccala et al. [BS01] présentent leur technique comme une nouvelle approche dans le domaine fréquentiel pour décrire les relations entre les séries temporelles multi-variables. L'idée de cette nou-

velle méthode est de calculer la corrélation entre les signaux directement à partir des informations fréquentielles contenues dans les coefficients du modèle AR.

Un modèle AR est utilisé pour caractériser le signal. À partir de la matrice des coefficients A(f) (Eq. C.3), la cohérence partielle dirigée (*PDC*) est calculée de la façon suivante :

$$A(f) = I - A(f) = [\bar{a}_1(f)\bar{a}_2(f)\cdots\bar{a}_N(f)]$$
(7.6)

$$PDC_{ij}(f) = \frac{\bar{A}_{ij}(f)}{\sqrt{\bar{a}_j^H(f)\bar{a}_j(f)}}$$
(7.7)

La *PDC* est capable d'apporter des informations essentielles pour l'étude de la synchronisation neuronale. Ces informations portent d'une part sur la coopération entre des aires cérébrales (travaillent-elles ensemble ?) et d'autre part sur la direction de propagation du signal nerveux (quel est l'émetteur, quel est le récepteur ?).

7.3.2 Résultats

7.3.2.1 Cohérence

L'étude des fonctions de cohérence permet de savoir si deux signaux sont plus ou moins synchronisés, i.e. s'ils ont une relation dans la tâche en cours.

Sur les électrodes F_z , C_4 , C_3 , P_z , qui forment la zone sensori-motrice, nous avons effectué les calculs de cohérence entre chaque paire d'électrodes.

Pour chaque paire d'électrodes, nous avons estimé les variations de cohérence en fonction du temps et de la fréquence pour le mouvement de la main droite et pour la main gauche (Fig. 7.4). Ces résultats sont obtenus à partir des coefficients d'un modèle AR, d'après l'équation 7.1. Ce modèle utilise l'ensemble des évènements pour estimer ces coefficients. Ainsi, les mesures de cohérence sont calculées à partir d'un signal « moyen », et donc nous analysons les variations de cohérence moyenne pour l'ensemble des signaux de la main droite d'une part et de la main gauche d'autre part. Chaque imagette illustre ces variations. La cohérence ne donnant pas d'indication sur le sens du transfert de l'information, il n'y a pas de différence entre la mesure pour la paire d'électrodes $F_z - C_4$ ou la paire $C_4 - F_z$. La matrice d'imagettes est donc symétrique. La valeur 1 indique une forte cohérence et donc une forte synchronisation des signaux, alors qu'une valeur nulle indique que les signaux sont complètement différents.

Les valeurs de cohérence trouvées montrent un schéma cognitif différent pour un mouvement de la main droite et un mouvement de la main gauche (Fig. 7.4). Nous avons calculé les différences significatives pour chaque carte temps-fréquence des variations de cohérence. Les résultats sont présentés sur la figure 7.5. Avant le mouvement, durant la période de repos ([-4; -2s]), aucune différence significative n'est à souligner. Les couplages existants sont identiques pour un mouvement de la main droite et de la main gauche. Durant la période active, à partir du marqueur de mouvement, les différences significatives du rythme mu les plus marquantes sont pour les paires d'électrodes suivantes : $C_3 - F_Z$ et $C_4 - F_z$. Lors d'un mouvement de la main gauche, il y a diminution de la cohérence entre C_4 et F_z , alors que pour un mouvement de la main droite, la diminution a lieu entre C_3 et F_z . C'est donc principalement une réponse controlatérale qui est observée.

La cohérence n'apporte pas de mesure de la direction du transfert de l'information d'une aire cérébrale vers une autre. En complément à cette analyse, la *PDC* va donc permettre de donner des renseignements sur la direction du flux nerveux.



FIG. 7.4 – Mesures de cohérence entre F_z , C_4 , C_3 et P_z lors d'un mouvement de la main droite (en haut) et de la main gauche (en bas). Chaque imagette montre les valeurs de cohérence en fonction du temps (en abscisse) et de la fréquence (en ordonnée) de la paire d'électrodes définie par l'électrode indiquée en haut de la colonne et l'électrode indiquée à gauche de la ligne.



FIG. 7.5 – Différences significatives entre les mesures de cohérence d'un mouvement de la main droite et d'un mouvement de la main gauche pour les électrodes F_z , C_4 , C_3 et P_z . Chaque imagette montre les valeurs significatives des mesures de cohérence de la main gauche moins celle de la main droite. Elles sont fonction du temps (en abscisse) et de la fréquence (en ordonnée) de la paire d'électrodes définie par l'électrode indiquée en haut de la colonne et l'électrode indiquée à gauche de la ligne.

7.3.2.2 PDC

Nous avons calculé les valeurs de PDC entre chaque paire d'électrodes (électrodes F_z , C_4 , C_3 , P_z). Ces valeurs sont estimées à partir des coefficients du modèle AR (Eq. 7.7), elles représentent les variations de synchronisation pour les mouvements de la main droite d'une part et pour la main gauche d'autre part. La PDC étudiant la direction du flux nerveux, les valeurs obtenues, par exemple, entre F_z et C_4 vont être différentes de celles obtenues entre C_4 et F_z . Une valeur de PDC de 1, entre une première électrode et une seconde, indique une forte synchronisation entre ces deux électrodes. Le transfert de l'information se fait de la première électrode vers la seconde. Une valeur de PDC nulle indique qu'il n'y a aucune synchronisation de la première électrode vers la seconde.

L'analyse des cartes temps-fréquence des mesures de PDC permet de compléter l'analyse des cartes de mesures de cohérence. Les valeurs de PDC obtenues pour les mouvements de la main droite montrent qu'à la deuxième seconde, plus d'informations sont transmises de C_4 vers F_z que de F_z vers C_4 . Par contre, dans le cas de la main gauche, la même différence est remarquable entre C_3 et F_z . Ainsi, en plus de l'observation de la réponse controlatérale, ces mesures nous indiquent le sens du flux neuronal d'une aire cérébrale vers une autre.

Afin de mieux visualiser les flux de transfert d'information d'une électrode à l'autre, nous avons représenté les valeurs de *PDC* du rythme mu à un temps donné de l'ensemble des électrodes (Fig. 7.7).

Par l'analyse des résultats de la PDC, on observe un lien qui va des aires controlatérales vers la zone frontale centrale (de C_4 vers F_z et de C_3 vers F_z). Ces résultats recoupent d'autres études



FIG. 7.6 – Mesures de PDC entre F_z , C_4 , C_3 et P_z lors d'un mouvement de la main droite (en haut) et de la main gauche (en bas). Chaque imagette montre les valeurs de PDC en fonction du temps (en abscisse) et de la fréquence (en ordonnée) de l'électrode indiquée en haut de la colonne vers l'électrode indiquée à gauche de la ligne.



FIG. 7.7 – Illustration des liens directionnels obtenus par le calcul de la PDC du rythme sur les mouvements de la main droite (à gauche) et de la main gauche (à droite) à t=2s. L'intensité du gris est proportionnelle à la mesure de PDC.

[vLWSV78, SBFK80] qui montrent que deux réseaux indépendants sont à l'œuvre lors d'un mouvement volontaire. Mais l'utilisation de la *PDC* permet en plus de définir le sens du flux nerveux.

7.3.2.3 Conclusion

Les fonctions de couplage permettent de déterminer le niveau de synchronisation entre deux aires cérébrales. Les méthodes les plus avancées, la *PDC* par exemple, définissent même le sens du transfert d'information entre ces deux aires.

Cependant, les résultats obtenus ne sont pas très précis temporellement et fréquentiellement. En effet la mesure de ces différents niveaux de couplage exige une réduction des données qui provoque une perte de résolution. Ces mesures ont permis de retrouver la large DLE du rythme mu, mais les SLE et DLE des rythmes bêta et gamma n'apparaissent pas significativement.

7.4 Appariement de graphe

7.4.1 Graphe médian par bande de fréquence

D'après la littérature et surtout d'après les résultats trouvés par l'analyse des D/SLE, nous savons que des phénomènes significatifs de synchronisation et désynchronisation des populations neuronales sont observables dans les signaux EEG des mouvements de la main droite et gauche du sujet 8. Nous avons essayé de retrouver ces phénomènes grâce à l'analyse par graphe. Nous avons recherché le graphe médian des processus cognitifs par bande de fréquence pour l'électrode C3 chez le sujet 8.

Pour chaque signal correspondant à l'un des quarante mouvements de la main droite, nous avons construit un graphe à partir de la carte temps-fréquence de la bande mu. Nous avons ensuite calculé la similarité entre chacun des quarante graphes. Le graphe présentant la plus grande similarité avec l'ensemble des autres graphes est le graphe médian. Nous avons représenté sur la figure 7.8 la carte temps-fréquence à l'origine de ce graphe. Les synchronisations cérébrales sont à l'origine des bouffées observées sur les cartes temps-fréquence. La carte temps-fréquence issue du graphe médian présente une absence de bouffée de $-0, 8s \ge 0, 9s$. Cette absence correspond au phénomène de désynchronisation observé par Pfurtscheller dans la même bande de fréquence. Le calcul du graphe médian



permet donc de trouver la carte temps-fréquence représentative du processus cognitif à l'œuvre durant la tâche.

FIG. 7.8 – Graphe médian du sujet 8 pour l'électrode C_3 sur la bande mu. Un phénomène de large désynchronisation est observé sur la carte temps-fréquence (en bas). Ce phénomène correspond à celui décrit par Pfurtscheller [NL93] (en haut).



FIG. 7.9 – Graphe médian du sujet 8 pour l'électrode C_3 sur la bande bêta. Un phénomène de désynchronisation puis de resynchronisation est observé sur la carte temps-fréquence (en bas). Ce phénomène correspond à celui décrit par Pfurtscheller [NL93] (en haut).

Nous avons effectué la même recherche du graphe médian pour la bande de fréquence bêta de l'électrode C3. Bien que les résultats de désynchronisation et de resynchronisation observés sur cette électrode ne soient pas aussi significatifs que ceux présentés par Pfurtscheller, la carte temps-fréquence issue du graphe médian permet de retrouver le processus de désynchronisation de -0, 5s à 0, 4s et le processus de resynchronisation de 0, 4s à 0, 95s.

7.4.2 Comparaison main droite - main gauche

Sur l'électrode C3, nous avons construit l'ensemble des graphes correspondant aux mouvements des mains droite et gauche. Nous avons mesuré l'ensemble des similarités entre les graphes des mains droite et gauche.

La figure 7.10 présente les distributions des sommes de similitude. L'analyse ayant été conduite sur 40 signaux de réponse à une même stimulation, la courbe des distributions devrait présenter un pic de fréquence importante pour une somme de similitude forte. Tel n'est pas le cas, l'accumulation de petites différences entre les signaux perturbe la mesure de similitude et réduit la valeur estimée. Néanmoins, l'analyse de ces distributions montre clairement un mode principal pour une somme autour de 7 à 9 unités. Ce mode incluant plus de la moitié des enregistrements donne la valeur du graphe médian et sa validité. Cette faible valeur de la somme des similitudes pose toutefois la question de la sensibilité peut-être trop importante de la mesure de similarité.



FIG. 7.10 – Distribution des sommes de similitudes pour les électrodes C_3 et C_4 dans la bande mu des mouvement des mains droite et gauche.

Aucune différence significative entre les sommes des similitudes des mains droite et gauche n'est observée. L'étude de ces distributions ne permet donc pas de conclure sur le caractère controlatéral ou ispilatéral de la réponse. Un plus grand nombre de signaux serait nécessaire pour répondre, par cette approche, à cette question.

7.4.3 Décalage temporel

Afin d'estimer le sens du transfert de l'information d'une aire cérébrale vers une autre, nous avons étudié les graphes médians des électrodes C_3 , C_4 et F_z pour les mouvements de la main droite et gauche. Pour les mouvements de la main droite, la valeur de similitude la plus élevée se situe entre C_3 et F_z ($s(G_{C_3}, G_{F_z}) = 0,842$, $s(G_{C_4}, G_{F_z}) = 0,322$ et $s(G_{C_3}, G_{C_4}) = 0,292$). Les cartes temps-fréquence issues des graphes médians en C_3 et F_z montrent une désynchronisation. Cependant, cette désynchronisation commence d'abord en C_3 et C_4 puis seulement après en F_z car les bouffées d'énergie disparaissent d'abord en C_3 puis en F_z (Fig. 7.11). Nous avons estimé ce décalage temporel de 0, 5s par une mesure directe entre les deux cartes temps-fréquence.



FIG. 7.11 – Cartes temps-fréquence issues des graphes médians des électrodes C_3 et F_z sur la bande mu du sujet 8 lors d'un mouvement de la main gauche. Un décalage temporel de 0,5s est observé entre la désynchronisation en C_3 et celle en Fz.

De la même manière que pour les mouvements de la main droite, nous avons étudié les similitudes entre les graphes issus des électrodes C_3 , C_4 et F_z ($s(G_{C_3}, G_{F_z}) = 0$, $s(G_{C_4}, G_{F_z}) = 0$, 438 et $s(G_{C_3}, G_{C_4} = 0, 091)$. La similitude la plus importante se situe entre C_4 et F_z . Les cartes tempsfréquence issues des graphes médians de ces deux électrodes montrent une désynchronisation qui est plus précoce en C_4 (Fig. 7.12). Le décalage est estimé à 0, 6s. L'estimation de ce décalage permet de définir quelle zone corticale est active avant l'autre. Dans notre étude, C_3 et C_4 sont actives avant la zone située sous F_z . Nous pouvons alors montrer l'enchaînement temporel des zones d'activation corticale lors d'une tâche donnée. Ici, l'information est tout d'abord traitée dans les zones motrices (C_3, C_4) puis envoyée vers la zone frontale (F_z) .

La similitude entre C_3 et C_4 étant faible aussi bien pour les mouvements de la main droite que pour les mouvements de la main gauche, nous pouvons conclure qu'il y a peu de liens entre les activités corticales sous ces deux électrodes.

Lorsque la similitude entre les graphes médians de deux électrodes d'intérêt est élevée, il est possible d'analyser les cartes temps-fréquence dont ils sont issus. Il est alors possible d'estimer le sens du transfert de l'information entre ces deux électrodes.

7.5 Conclusion

L'analyse des mouvements volontaires des mains droite et gauche d'un sujet a permis d'étudier les résultats de trois types d'approches : la DLE suivant le principe de Pfurtscheller, les mesures de



FIG. 7.12 – Cartes temps-fréquence issues des graphes médians des électrodes C_4 et F_z sur la bande mu du sujet 8 lors d'un mouvement de la main gauche. Un décalage temporel de 0,6s est observé entre la désynchronisation en C_4 et celle en Fz.

cohérence et la recherche du graphe médian. L'étude des autres sujets devra confirmer les résultats présentés pour le sujet 8.

Les résultats de l'analyse des synchronisation et désynchronisation sur les signaux du sujet 8 donnent les réponses attendues : large désynchronisation dans la bande mu, un resynchronisation post-mouvement dans la bande bêta et une présynchronisation dans la bande gamma. Nous observons également que la réponse controlatérale est plus importante que la réponse ipsilatérale. La recherche du graphe médian permet de retrouver ces résultats. Les graphes médians de chaque bande de fréquence présentent les mêmes processus cognitifs que ceux décrits par la D/SLE. Les calculs de similitude entre graphes montrent que les réponses controlatérales sont plus homogènes, plus similaires, que les réponses ipsilatérales. L'étude de la similitude entre deux graphes médians de deux électrodes d'intérêt permet de caractériser le transfert d'information entre deux aires corticales. Les résultats entre les aires sous les électrodes C_3 , C_4 et F_z montrent que la désynchronisation a lieu d'abord en C_3 et C_4 puis seulement après en F_z . Le peu de similitude qu'il existe entre C_3 et C_4 indique qu'il n'existe pas de lien entre les activités situées sous ces électrodes. Ces résultats sont identiques à ceux trouvés en utilisant les mesures de cohérence partielle. Par contre, il serait nécessaire d'établir à partir de quel niveau de similarité, il est possible d'interpréter qu'il existe un lien entre deux signaux. Mais le même problème existe pour les mesures de cohérence, il n'existe pas de seuil au delà duquel les signaux peuvent être considéré comme liés.

L'utilisation du graphe médian permet d'être plus précis pour les analyses des variations en temps et en fréquence du transfert d'information. Cependant, la mesure de cohérence partielle permet d'obtenir une mesure quantitative du décalage. Ce qui permet, par un test statistique, d'estimer si ce décalage est significatif ou non. Pour le moment, nous n'avons pas de mesure similaire avec l'utilisation des graphes. Il faudrait repenser la mesure de similarité pour qu'elle puisse décrire en détail en quoi un graphe est différent (ou similaire) d'un autre graphe. Cette fonction de similitude pourrait ainsi indiquer quantitativement les variations entre les attributs de deux graphes.

De plus, les mesures de cohérence partielle sont calculées à partir de modèle autorégressifs multivariables. Ce n'est donc pas une analyse paire par paire mais bien l'analyse des relations entre une électrode et toutes les autres électrodes. Cette analyse multivariable n'est pas envisageable, pour l'instant, dans l'approche par graphe. Ce chapitre applicatif a permis de montrer l'intérêt de l'utilisation des graphes pour l'analyse de signaux EEG. Avec une mesure de similarité simple et les paramètres non optimisés de l'algorithme d'appariement, il est possible de retrouver les résultats décrits dans la littérature sur les processus corticaux lors d'un mouvement de la main (droite ou gauche).

QUESTION D'ESTIMATION

Sommaire

8.1	Protoc	cole expérimental				
	8.1.1	Sujets et environnement				
	8.1.2	Stimulus				
	8.1.3	Caractéristiques d'enregistrement				
	8.1.4	Prétraitements				
8.2	Gestio	n des intervalles				
	8.2.1	Durées des questions, réflexions et réponses				
	8.2.2	Amélioration du calcul de la désynchronisation liée à l'évènement 138				
8.3	Interp	rétation				
	8.3.1	Approche par désynchronisation liée à l'évènement				
		8.3.1.1 Rythme alpha				
		8.3.1.2 Rythme gamma				
	8.3.2	Approche par graphe médian				
		8.3.2.1 Rythme alpha				
		8.3.2.2 Rythme gamma				
8.4	Conclu	usion				

Un désordre cognitif fréquemment rencontré dans la maladie de Parkinson est le syndrome frontal. Taylor et al. [TSCLK86] ont remarqué une tendance à la diminution des capacités de stratégies lors de la réalisation de tests ayant trait à des processus de planification possibles grâce à l'intégrité du cortex pré-frontal. Par opposition à ce déficit cognitif localisé, les capacités de mémorisation et les capacités visuo-spatiales étaient restées intactes chez ce type de patient. De la même manière, Gotham et al. [GBM88] ont souligné les déficits cognitifs observés lors d'une défaillance du cortex pré-frontal chez ces patients parkinsoniens. Le protocole expérimental mis en place doit permettre d'étudier les processus cognitifs impliquant les lobes frontaux, déficients chez le parkinsonien. Les processus choisis sont des processus d'estimation de grandeurs mesurables [SE78]. Le but est d'étudier les processus neuronaux chez un sujet sain, puis de les comparer avec ceux d'un sujet parkinsonien, à différents stades de la maladie. Dans ce chapitre, nous ne traiterons que des cas sains.

Ces acquisitions ont été réalisées dans le service de neurophysiologie clinique du centre hospitalier universitaire de Poitiers.

8.1 Protocole expérimental

8.1.1 Sujets et environnement

Cinq sujets sains, sans antécédent cliniques ni traitement à action sur le système nerveux central, ont participé à cette expérience. Ils étaient âgés de 30 à 50 ans. Puis cinq sujets parkinsoniens non frontaux avec un diagnostic certain évoluant depuis plus de 5 ans, ont suivi ce même protocole. L'évaluation du syndrome frontal s'est fait à l'aide du test de Luria Frontal, du test du classement des cartes du Wisconsin et du test des séquences alternées.

Durant l'enregistrement, les sujets sont en position semi-assise, dans un environnement calme sous lumière artificielle modérée, avec les yeux fermés.

8.1.2 Stimulus

Le sujet doit répondre à deux séries de quarante questions qui consistent à estimer des longueurs, largeurs, hauteurs, tailles et poids. Les questions choisies sont celles nécessitant une estimation pour y répondre (Tab. 8.1).

8.1.3 Caractéristiques d'enregistrement

L'EEG est enregistré avec une fréquence d'échantillonnage de 250Hz.

25 électrodes sont placées sur le scalp selon une matrice régulière 5×5 illustrée sur la figure 8.1. Une 26^{me} électrode est utilisée comme électrode de terre placée arbitrairement en position frontale ou au niveau des mastoïdes. Une 27^{me} électrode enregistre les artéfacts électro-myographiques péri-buccaux qui indiquent les temps de réponse du sujet. Une 28^{me} enregistre les artéfacts liés à l'énonciation des questions auxquelles le sujet doit répondre. Ces questions ont été enregistrées, au préalable, sur une bande magnétique et surviennent toutes les 25s. Les réponses sont également enregistrées sur bande.



FIG. 8.1 – Positionnement des 25 électrodes sur le scalp. Seules les électrodes E_1 , E_2 , E_3 et E_4 ne suivent pas le placement conventionnel des électrodes.

Question 1	Quelle est la hauteur de la tour Eiffel ?
Question 2	Quelle est la vitesse d'un cheval au galop?
Question 3	Quel est l'âge de la plus vieille personne en France ?
Question 4	Quel est le poids moyen d'un cheval ?
Question 5	Quelle est la longueur de la colonne vertébrale d'un homme adulte ?
Question 6	Quel est le plus gros poisson du monde ?
Question 7	Quelle est la hauteur d'un bus?
Question 8	Quel est le nombre de ministres au gouvernement ?
Question 9	Quel est le nombre moyen d'oranges dans un kilogramme ?
Question 10	Quelle est le poids d'une bouteille de verre contenant un litre d'eau ?
Question 11	Quelle est la longueur d'une automobile ?
Question 12	Combien de pas fait-on en dix mètres ?
Question 13	Quelle est la longueur d'un lit?
Question 14	Quelle est la largeur d'un billet de 100 francs?
Question 15	Jusqu'à quelle vitesse peuvent aller les avions ?
Question 16	Quelle est la longueur d'un vélo?
Question 17	Quelle est la longueur d'un wagon SNCF?
Question 18	Quelle est la longueur moyenne d'une cravate à partir du cou?
Question 19	Quel est le plus grand pays du monde ?
Question 20	Quel est le poids moyen d'un éléphant?
Question 21	Quelle est la hauteur d'un immeuble de 4 étages ?
Question 22	Quel est le diamètre d'une pièce de 5 francs (2 euros)?
Question 23	Quelle est la longueur d'une cigarette ?
Question 24	Quel est le poids moyen d'une automobile ?
Question 25	Quelle est la vitesse de course d'une autruche ?
Question 26	Quelle est la largeur d'une page de journal ?
Question 27	Quelle est la hauteur de l'arc de triomphe ?
Question 28	Quel est le diamètre d'une pièce de 50 centimes ?
Question 29	Quelle est la longueur d'une allumette ?
Question 30	Quel est le poids d'une clémentine ?
Question 31	Quelle est la vitesse de course d'un lièvre ?
Question 32	Quel est le diamètre d'une roue de voiture ?
Question 33	Quelle est la longueur d'une baguette de pain?
Question 34	Quel est le poids d'un morceau de sucre ?
Question 35	Quelle est la hauteur d'un panier de basket ?
Question 36	Quelle est la vitesse d'un cycliste professionnel ?
Question 37	Quel est le diamètre d'une roue de vélo?
Question 38	Quelle est la longueur d'un terrain de football?
Question $3\overline{9}$	Quel est le poids moyen d'une pomme ?
Question $4\overline{0}$	Quelle est la longueur d'un billet de 100 francs (euros)?

TAB. 8.1 - Questions d'estimation posées au sujet

8.1.4 Prétraitements

La composante du courant électrique de 50Hz est supprimée par un filtre coupe-bande.

Les signaux sont visualisés individuellement afin de supprimer manuellement ceux artéfactés. Sur la totalité des 1000 segments EEG analysés par sujet (40 questions pour 25 électrodes), les pourcentages de signaux artéfactés sont résumés dans le tableau 8.2.

Sujet	1	2	3	4	5
Pourcentage	30,00	40,70	29,90	40,60	41,50

ГАВ.	8.2 -	Pourcentage	de signaux	artéfactés	par	sujet.

Les débuts et fins de questions (respectivment fin de réponses) sont détectés manuellement sur la 28^{me} électrode (respectivment 27^{me} électrode).

8.2 Gestion des intervalles

La difficulté engendrée par ce protocole expérimental est que les intervalles (de questions, réflexions et réponses) sont variables.

8.2.1 Durées des questions, réflexions et réponses

Les débuts et fins de questions et de réponses ont été marqués individuellement.

Nous avons étudié la durée de l'intervalle correspondant à la tâche effectuée afin de déterminer les segments d'EEG à analyser (Tab. 8.3). Le début de la tâche est considérée comme étant le début de la question et la fin comme étant la fin de la réponse.

Sujet		1	2	3	4	5
Durée	minimale	4 67	4 32	4 11	5.09	4 54
(seconde)		7,07	7,52	7,11	5,07	т,5т
Durée	maximale	12 /0	12 27	11.05	1/1.86	14.01
(seconde)		13,49	15,57	11,95	14,00	14,91

TAB. 8.3 – Durée minimale et maximale d'exécution de la tâche par chaque sujet.

Afin de pouvoir analyser tous les processus cognitifs correctement, il faut au minimum 14,91 secondes. Comme les questions sont posées toutes les 25 secondes, nous avons choisi de prendre 20 secondes pour analyser l'évènement (15 secondes pour la tâche et 5 secondes de repos après la tâche) et 5 secondes de période de référence avant le début de la question.

8.2.2 Amélioration du calcul de la désynchronisation liée à l'évènement

Le principe du calcul de la DLE repose sur un moyennage centré sur une date précise. Cette date est en général le marqueur de début ou fin de la tâche. Dans notre cas, le protocole est plus complexe et nous avons 4 marqueurs : début de question, fin de question, début de réponse et fin de réponse. Chaque intervalle d'étude est défini par ces marqueurs : la question par le début et la fin de la question,



la réflexion par la fin de la question et le début de la réponse et la réponse par le début et la fin de la réponse.

FIG. 8.2 – Illustration de la DLE centrée sur chacun des quatre marqueurs (sujet 1, Cz, 8 - 12Hz).

Afin de pouvoir analyser ces trois intervalles, nous allons calculé la DLE centrée sur chacun des marqueurs. Une illustration des courbes à analyser est donnée sur la figure 8.2.

L'inconvénient majeur de cette méthode est la perte de précision importante dès que l'on s'éloigne du marqueur. Prenons un exemple : durant le premier évènement la question dure 2 secondes, la réflexion 4 secondes et la réponse 1 seconde, pour le deuxième élément la réflexion ne dure que 3 secondes (Fig. 8.3). Si le début de la réponse est choisie pour centrer notre moyenne, alors le résultat ne sera interprétable que jusqu'à trois secondes avant le marqueur et une seconde après. Ainsi, si l'on prend en compte l'ensemble des évènements, l'interprétation n'est possible que dans une zone très rapprochée du marqueur utilisé pour centrer la moyenne.

L'idée, pour améliorer l'analyse, serait de pouvoir travailler sur des intervalles de durée moyenne. Ainsi, en prenant en compte l'ensemble des évènements de l'ensemble des patients, la durée moyenne des questions est de $2, 15 \pm 0, 04s$, celle des réflexions est de $4, 49 \pm 0, 1s$ et celle des réponses est de $1, 6 \pm 0, 22s$. Il faudrait alors pouvoir dilater ou compresser l'intervalle pour qu'il corresponde à l'intervalle moyen. En pratique, cela n'est pas possible avec des signaux, car dilater ou compresser ces signaux revient à modifier leur fréquence (Fig. 8.4). Par contre, cette approche est possible sur les bouffées d'énergie extraites des cartes temps-fréquence (Fig. 8.5). En effet, l'analyse temps-fréquence permet d'extraire les fréquences présentes à un temps donné. Ainsi, nos informations sur les bouffées d'énergie contiennent les informations fréquentielles, celles-ci ne seront donc pas perdues lors d'une compression ou d'une dilatation.

Grâce à l'utilisation de la normalisation temporelle sur l'analyse DLE, nous pouvons être plus précis sur l'analyse des phénomènes de synchronisation par bande de fréquence. Ainsi dans notre protocole, nous pouvons analyser les phénomènes de D/SLE (Fig. 8.6) simultanément pour chaque intervalle d'intérêt (la question, la réflexion et la réponse).



FIG. 8.3 – Illustration de l'imprécision du système de moyennage de la DLE. Durant le premier évènement la question dure 2 secondes, la réflexion 4 secondes et la réponse 1 seconde. Durant le deuxième évènement la question dure 2 secondes, la réflexion 3 secondes et la réponse 1 seconde. La moyenne est centrée sur le début de la réponse. On observe alors deux zones où un amalgame a lieu : en A, la question de l'évènement 1 est moyenné avec la zone de référence de l'évènement 2, en B le début de la réflexion de l'évènement 1 est moyenné avec la fin de la question de l'évènement 2.



FIG. 8.4 – Modification de la base de temps d'un signal. La dilatation (ou compression) d'un signal modifie les fréquences des phénomènes qu'il représente.



FIG. 8.5 – Modification de la base de temps d'une carte temps-fréquence. La dilatation (ou compression) d'une carte temps-fréquence ne provoque aucun changement sur les informations fréquentielles contenues dans cette carte.



FIG. 8.6 – DLE avec normalisation temporelle. La normalisation temporelle permet d'analyser l'ensemble des intervalles entre les dates repères du protocole expérimental. Il n'y a pas de perte de précision, car il n'y a pas de mélange entre les évenements d'un intervalle et ceux d'un autre intervalle comme sur la figure 8.2.

8.3 Interprétation

Ce protocole expérimental met en œuvre des tâches cognitives d'estimation de longueur, largeur, hauteur, taille et poids. Pour répondre correctement aux questions posées, le sujet doit d'abord comprendre le sens de celles-ci, puis élaborer un plan de réponse basé ses capacités cognitives du sujet et enfin communiquer sa réponse. Toutes ces étapes correspondent à un modèle de planification de tâche.

8.3.1 Approche par désynchronisation liée à l'évènement

Ce protocole expérimental met en œuvre des tâches cognitives complexes. Afin d'analyser les processus de synchronisation neuronale, nous avons calculé les DLE sur l'ensemble des électrodes durant la période de référence (5s) et durant la période contentant l'exécution de la tâche (20s). Ces DLE sont représentées sous forme de mapping. Chaque résultat de chaque électrode à un temps donné est plaqué sur une image de scalp (Fig. 8.7). Cette visualisation permet d'observer la topologie des variations de synchronisation. Afin d'éviter toute réduction de précision dans l'analyse des données, le principe de normalisation temporelle, présenté dans la section précédente, a été utilisé. Nous avons étudié les phénomènes dans la bande alpha et la bande gamma. La bande alpha a été cadré sur les caractéristiques de chaque sujet. Les intervalles choisis, pour l'alpha, sont résumés dans le tableau 8.4. Nous avons choisi une bande large pour le gamma allant de 30 à 40Hz.

	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5
Bande alpha	7-12Hz	8-13Hz	9-14Hz	7 - 12Hz	8-13Hz

TAB. 8.4 – Intervalles de fréquence de la bande alpha des 5 sujets.

8.3.1.1 Rythme alpha

En étudiant les mapping de l'ensemble des sujets (Fig. 8.7, Fig. E.2, Fig. E.3, Fig. E.4 et Fig. E.5) de la bande alpha, nous remarquons différentes étapes de désynchronisation :

- 1. faible désynchronisation pariéto-occipitalle gauche à partir du début de l'écoute de la question ;
- 2. forte désynchronisation frontale droite et occipitale centrale, dès la fin de la question ;



couleur sera bleu foncé) de l'ensemble des 25 électrodes à un temps donné (indiqué au-dessus de l'imagette). Les différents évènements sont repérés par la couleur du fond : rouge pour l'écoute de la question, vert pour la période de réflexion et bleu pour l'énonciation de la réponse. FIG. 8.7 - Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 1. Chaque imagette montre les DLE significatives (plus une DLE est significative plus la

- 3. la désynchronisation frontale droite évolue vers une forte désynchronisation bi-frontale durant la réflexion;
- 4. faibles désynchronisations centrales droite et gauche durant l'énonciation de la réponse.



FIG. 8.8 – Évolution des désynchronisations du rythme alpha lors du protocole de question d'estimation. La réception et le décodage de la question s'effectue dans le lobe pariétal gauche (1). La résolution de l'estimation active les lobes frontaux (2). La réponse verbale met en jeu les aires centrales droite et gauche (3).

L'évolution des désynchronisations du rythme alpha est résumée sur la figure 8.8. Lors de l'écoute de la question, plusieurs mécanismes sont mis en jeu : la réception du message auditif, son décodage phonémique et sémantique et la compréhension du langage parlé. L'aire de Wernike et le lobule pariétal, situés au niveau de l'hémisphère gauche chez le sujet droitier, sont impliqués dans ces mécanismes. La première désynchronisation observée correspond donc à ce traitement du message auditif.

La capacité à sélectionner et à réguler une activité cognitive planifiée est une des fonctions essentielles du lobe frontal chez l'homme [SE78]. La forte désynchronisation du lobe frontal est donc caractéristique de la résolution de la tâche d'estimation par le sujet.

La réponse verbale nécessite la réalisation de programme phonétique au niveau de l'aire de Broca (central gauche), puis l'expression de la réponse met en jeu l'aire motrice supplémentaire. Ces deux mécanismes expliquent la désynchronisation observée peu avant et durant la réponse au niveau des zones centrales droite et gauche.

8.3.1.2 Rythme gamma

Nous avons également étudié les variations de gamma chez l'ensemble des sujets : nous observons une synchronisation frontale durant la période de réflexion ainsi que durant la période de réponse. Cette synchronisation concerne plus le lobe frontal droit (Fp_2, AF_8, F_4) .

Cette synchronisation est en accord avec les connaissances du domaine en neurophysiologie. En effet, des oscillations d'environ 40Hz apparaissent nécessaire pour les phénomènes d'intégration de données [Var95, Fre05, WMS⁺05] et de communications cortico-corticales [RGL⁺99, TWSJ96]. Ainsi, le rythme gamma est observé lors de processus cognitifs complexes. La synchronisation ob-



FIG. 8.9 - SLE significatives de la bande gamma du sujet 1. En haut, le mapping de la bande gamma à 3.5s est présenté. En bas, la courbe montre les SLE significatives de l'électrode F_4 .

servée durant la réflexion est significative de la tâche de résolution de l'estimation posée. Durant la réponse, le sujet vérifie la validation de sa réponse.

8.3.2 Approche par graphe médian

Nous avons recherché les graphes médians des aires corticales d'intérêt. Le lobe frontal droit possède une grande importance dans la résolution de l'estimation posée par la question.

8.3.2.1 Rythme alpha

L'activité du lobe frontal est principalement enregistrée par les électrodes Fp_2 , AF_8 , E_2 et F_4 . Nous avons recherché le graphe médian de l'ensemble des graphes construits à partir des signaux des 40 évènements sur chacune des quatre électrodes dans la bande de fréquence alpha. Nous avons ainsi trouvé le graphe médian qui caractérise au mieux l'activité de ce lobe frontal droit. La carte temps-fréquence, dont est issue ce graphe, est présentée sur la figure 8.10. Cette carte présente une absence de bouffées d'énergie durant toute la période de réflexion (de 1, 9 à 8.8S). Cela correspond aux phénomènes de désynchronisation observée lors des étapes 3 et 4, présentés dans le paragraphe précédent. Ce graphe médian permet d'estimer la durée de l'activation de l'aire frontale à environ 6, 9s.

L'analyse de cette carte temps-fréquence permet, en plus, d'observer une légère variation fréquentielle entre le début et la fin de l'exécution de la tâche. Les bouffées sont de fréquence plus faible avant la désynchronisation (9, 8Hz en moyenne), de fréquence légèrement plus importante dans les cinq secondes qui suivent la DLE (10, 7Hz en moyenne), puis les bouffées reviennent à leur état fréquentiel initial. Il n'existe aucune référence sur ce point, une analyse statistique est en cours pour savoir si ce phénomène est observé pour l'ensemble des sujets. La recherche du graphe médian permet donc cette analyse fréquentielle des variations de synchronisation au sein d'une bande de fréquence. En effet, l'étude de la carte temps-fréquence, dont est issu le graphe médian, décrit les variations fréquentielles des synchronisations au sein de la bande de fréquence d'intérêt sans moyennage de cette carte temps-fréquence. Le moyennage effectué par une approche statistique noie cette information.



FIG. 8.10 – Carte temps-fréquence issue du graphe médian de la bande de fréquence alpha de l'électrode F_4 . La fréquence moyenne des bouffées évolue entre avant et après la désynchronisation observée durant la réflexion.

8.3.2.2 Rythme gamma

Nous nous sommes aussi intéressés à la bande de fréquence gamma. La recherche des graphes médians nous apportent les cartes temps-fréquence significatives des processus cognitifs. Ces cartes présentent une forte synchronisation durant la période de réflexion et la période de réponse, ce qui rejoint ce que nous avons décrit dans le paragraphe précédent sur la SLE gamma.

L'étude de ces cartes temps-fréquence nous montre également que la synchronisation pendant la période de réflexion se situe à une fréquence légèrement plus basse que durant la période de réponse (différence d'environ 1Hz). De même que pour le rythme alpha, ces variations fréquentielles au sein d'une même bande de fréquence font l'objet d'une étude sur l'ensemble des sujets afin de démontrer leur validité.



FIG. 8.11 – Cartes temps-fréquence issues des graphes médians de la bande de fréquence gamma des électrodes F_4 et F_8 . Une synchronisation importante est remarquée durant la période de réflexion sur les deux électrodes du lobe frontal droit.

Cette étude des processus cognitifs lors de questions d'estimation, illustrée par des exemples significatifs, montrent les avantages et les limites actuels de la méthode développée. Tout d'abord, l'approche par graphe permet de retrouver les phénomènes de synchronisation et de désynchronisation à la travers la recherche des graphes médians. Puis, l'étude des cartes temps-fréquence, à l'origine des graphes médians, permet d'apporter une description plus fine des processus cognitifs. D'autre part, l'analyse visuelle des cartes temps-fréquence permet à la fois de décrire les variations temporelles, fréquentielles et énergétiques des activités neuronales. Chacune de ces variations apporte une information particulière :

- les variations temporelles donnent des informations sur le décalage temporel d'une aire cérébrale vers une autre ;
- les variations fréquentielles nous informent sur les modifications intrinsèques des rythmes étudiés;
- les variations énergétiques nous renseignent sur la taille des populations neuronales mises en jeu pour l'exécution de la tâche.

Cependant, la mesure de similitude entre graphes demande à être améliorée. Ceci pourra permettre de calculer automatiquement ces variations temporelles, fréquentielles et énergétiques et d'estimer leurs validités.

8.4 Conclusion

Le but de ce protocole est l'étude du fonctionnement des lobes frontaux, déficients chez certains types de parkinsoniens. Le première étape de ce travail est d'étudier les processus normaux d'activation de ces lobes. Les résultats de l'étude des variations de synchronisations sur les signaux provenant de ce protocole sont en accord avec les résultats attendus. L'écoute de la question provoque une activation des aires auditives de l'hémisphère gauche. Les sujets étant tous droitiers, cela correspond bien à la réponse controlatérale attendue. La résolution de l'estimation posée lors de la question enclenche, principalement, une activation des lobes frontaux, ce qui correspond au but d'étude fixé par ce protocole. Enfin, l'énonciation de la réponse est produite par l'activation de l'aire motrice. Ces différentes observations démontrent le bon déroulement de l'acquisition. Maintenant, à partir de notre méthodologie d'analyse et de ces systèmes de visualisation, l'expert en neurophysiologie va pouvoir aller plus loin dans l'analyse des phénomènes cognitifs complexes.

Dans la suite de ce travail, nous allons rapprocher ces résultats d'une analyse physiologique. L'objectif est d'étudier les fonctions des différentes aires cérébrales et les liens qui les unissent dans le but de pouvoir les comparer avec les processus cognitifs existant chez un parkinsonien. Cette comparaison pourrait apporter des explications sur les déficits provoqués par cette maladie.

CHAPITRE	9
----------	---

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Sommaire

9.1	Synthèse	7
9.2	Validation	8
9.3	Contributions	9
9.4	Perspectives	1

9.1 Synthèse

L'objectif du travail présenté dans ce mémoire concerne la caractérisation de la structure du signal EEG pour améliorer l'analyse des phénomènes de synchronisation/désynchronisation dans les phases d'activités cérébrales. La problématique principale abordée, a porté sur la recherche d'une méthode de traitement du signal dont des hypothèses de travail seraient plus souples que les méthodes existantes. La finalité de cette méthode était de comparer les réponses cérébrales et de quantifier leur différences.

Notre objectif secondaire était de concevoir un outil de représentation par étapes, permettant ainsi un dialogue continu avec les praticiens. L'intérêt consistait à établir le lien entre les processus cognitifs de haut-niveau et les processus physiologiques de bas-niveau.

Les deux idées directrices de ce travail concernaient la compression de l'information tempsfréquence du signal et sa structuration par un graphe. Ces deux idées ont été développées, en trois étapes principales, dans la chaîne de traitements suivante (Fig. 9.1).

À partir des signaux bruts, nous effectuons une **transformée temps-fréquence** afin de pouvoir visualiser l'évolution du signal EEG dans le temps en fonction des bandes de fréquence d'intérêt. Pour cela, nous avons choisi la transformée en ondelette continue de Morlet, qui produit des cartes faciles d'interprétation et qui offre un bon compromis entre résolution temporelle et fréquentielle.

Les cartes temps-fréquence décrivent l'activité oscillatoire des signaux EEG. Ces oscillations proviennent de synchronisations de populations neuronales. Elles se visualisent sous forme de bouffées d'énergie sur les cartes temps-fréquence. L'étape de segmentation permet l'**extraction** et la **quantification** de ces bouffées. L'algorithme de ligne de partage des eaux est utilisé afin de segmenter les régions d'intérêt que sont les bouffées. Celles-ci sont ensuite caractérisées par des paramètres de localisations temporelle et fréquentielle, ainsi que par des paramètres de forme.

Le but de notre étude est de pouvoir comparer les signaux EEG entre eux. Pour cela, au préalable, une étape de **structuration** de l'information est nécessaire. Nous avons décidé d'utiliser un graphe d'attributs. La construction de la structure de ce graphe est basée sur les phénomènes physiologiques. Les attributs portés par les nœuds et les arcs correspondent aux informations issues de l'étape de segmentation. Le processus de **comparaison** de signaux EEG se conçoit alors comme un appariement de graphe. L'algorithme d'assignement gradué de Gold a été utilisé dans ce but. Une mesure de similarité permet alors de définir le niveau de ressemblance des signaux.

Nous avons appliqué cette chaîne de traitements sur les signaux provenant de deux protocoles d'expérimentation distincts. Le premier protocole étudiait des tâches simples, bien connues de la littérature, alors que le second se penchait sur des tâches cognitives plus complexes.

9.2 Validation

Le développement d'une nouvelle méthode d'analyse de signaux biomédicaux soulève de nombreux problèmes de validation. Nous avons, dès lors, précisé nos investigations en fonction de deux classes de signaux, ceux liés à des tâches simples (motrices et auditives) et ceux liés à des tâches cognitives complexes.

Les signaux, issus de l'exécution d'une tâche cognitive, ont été utilisés lors de la validation de la réduction de données. Le but était d'effectuer une comparaison statistique des résultats obtenu par le calcul des variations de synchronisation directement obtenu à partir des signaux enregistrés, avec celui effectué à partir des informations sélectionnées dans les cartes temps-fréquence (chapitre 5 section 5.4). Cette comparaison se base sur les résultats d'acquisitions de cinq sujets, ce manuscrit présentant en détail les résultats de l'un d'entre eux. Dans les cinq cas, les résultats montrent que l'interprétation des variations de synchronisation, effectuée à partir des données compressées, ne présentent pas de différence significative avec l'interprétation issue d'une approche purement signal. Cela prouve que l'approche temps-fréquence est aussi pertinente que l'approche signal.

Les signaux issus du protocole d'acquisition de stimulation auditive ont, quant à eux, permis la validation de l'approche par graphe (chapitre 6 section 6.3.2.2). Le calcul des potentiels évoqués suite à une stimulation auditive (PEA) fournit un motif de réponse particulier, utilisé en routine clinique. Le graphe médian, calculé chez l'ensemble des 10 sujets de l'expérience, permet de retrouver ce motif dans 9 cas sur 10. Ce résultat valide l'exploitation d'un graphe médian pour l'analyse de ces signaux. Cependant, il manque une mesure d'estimation de la marge d'erreur de ce résultat.

Les acquisitions obtenues à partir de mouvements volontaires des mains droite et gauche ont été étudiées dans le cadre de l'analyse du transfert d'information. Pour cela, nous avons utilisé les signaux provenant d'un sujet choisi. Ce sujet est le seul, sur les 10 sujets de ce protocole, qui présente des signaux utilisables sans prétraitement. Par manque de temps, nous n'avons pu, à l'heure actuelle, effectuer les prétraitements nécessaires sur les autres sujets afin de les inclure dans nos études. Les résultats préliminaires ont fait apparaître que le traitement de la tâche motrice implique un transfert d'information des aires corticales motrices vers les aires frontales. Ces résultats ont été rapprochés de ceux obtenus par l'étude des fonctions de couplage inter-électrodes sur nos signaux (chapitre 7 section 7.4.3). Notre approche retrouve bien les processus attendus, mais reste moins précise, en terme d'estimation du décalage temporel, que les fonctions de couplage inter-électrodes. En effet, la



FIG. 9.1 – Illustration de la chaîne de traitements des signaux EEG.

fonction de similitude actuellement utilisée permet d'estimer les différences entre deux graphes mais ne précise pas les différences attribut par attribut.

9.3 Contributions

D'un point de vue scientifique, la méthode développée se base sur deux idées nouvelles dans la cadre de l'analyse des signaux EEG.

Grâce au concept du **paradigme de pixelisation**, nous avons considéré les signaux, non plus en une dimension, mais sous forme d'images informatives en deux dimensions. Les pixels représentent

l'activité cérébrale en temps et en fréquence. À partir de ce constat, nous avons pu utiliser des techniques conventionnelles de traitement d'images (seuillage, segmentation, indexation, ...).

Ces techniques nous ont permis d'extraire les informations significatives de l'activité cérébrale. Nous avons alors structuré cette information sous forme de **graphes**. Ce qui nous a permis d'utiliser les algorithmes d'appariement de graphe pour décrire quantitativement les différences et similitudes entre signaux.

Ces deux approches combinées apportent plusieurs avantages.

- L'utilisation de techniques de traitement d'image permet une visualisation des résultats à chaque étape de la chaîne de traitement. Cela permet, en premier lieu, de vérifier le bon déroulement des processus d'analyse. Mais surtout, cela rend possible un dialogue constant avec le neurophysiologiste, permettant ainsi une meilleure compréhension de l'intégralité des étapes du traitement. Au final, l'interprétation des résultats peut se faire réellement en lien avec les processus neurophysiologiques qui ont été observés du début à la fin des traitements.
- 2. Afin de valider notre étape de segmentation, nous avons cherché à reproduire la technique d'analyse des synchronisations. Nous avons alors produit une **amélioration de l'analyse de la DLE** proposée par Pfurtscheller. Cette amélioration se décompose en deux points. Premier point, la DLE décrit habituellement l'évolution des synchronisations neuronales au cours du temps pour une bande de fréquence, alors que nous proposons des cartes temps-fréquence moyennées qui permettent d'analyser directement l'ensemble des fréquences plutôt que bande de fréquence par bande de fréquence. Deuxième point, l'extraction des oscillations des cartes temps-fréquence de les utiliser ensuite hors de leur contexte. Cette utilisation, sous forme d'images dilatées ou compressées, donne des **cartes temps-fréquence moyennes avec normalisation temporelle** qui sont très utiles lors de protocoles expérimentaux dont les marqueurs ne sont pas à dates fixes.
- 3. La modélisation des oscillations neuronales sous forme de gaussienne bi-dimensionnelle permet une réduction des données très importante. En recherche, la taille moyenne d'un enregistrement est d'environ 175 méga-octets. Il représente 30 minutes d'acquisition avec une fréquence d'échantillonnage de 512Hz pour 128 électrodes. En clinique, pour les études sur le sommeil par exemple, un enregistrement dure une dizaine d'heures avec 5 à 15 électrodes et une fréquence d'échantillonnage de 250Hz. La taille de ce fichier est d'environ 400 méga-octects. L'archivage de ces données est obligatoire et normale, aussi bien pour les patients que pour de futures recherches. En revanche, la masse de données est inexploitable telle quelle. Pour les applications en recherche, une version compressée de ces données est nécessaire. L'utilisation des modélisations des oscillations contenues dans les cartes temps-fréquence permet de réduire la quantité de données d'environ 85%. Ainsi l'enregistrement de 175 méga-octets peut être compressé en un fichier de paramètres significatifs de 19 méga-octets. De même, les EEG provenant de l'enregistrement du sommeil sur une dizaine d'heures peuvent être résumés en 30 méga-octets.
- 4. L'analyse de tâches simples, dont la littérature nous offre des descriptions précises, a permis de faire l'**illustration de l'intérêt des graphes** dans l'étude des fonctions cognitives. La construction d'un graphe à partir de signaux EEG et l'appariement de graphes pour le calcul du graphe médian permettent de décrire en détail les processus cognitifs. D'autre part, bien que le coût combinatoire actuel de l'approche soit encore important, les évolutions des méthodes d'appariement de graphes et de mesures de similarités hiérarchiques permettent d'espérer une réduction significative des coûts de calcul.

5. La notion de modèles de l'activité cérébrale n'a pas été précisément développée, mais le graphe médian peut servir de point de départ pour mettre en place ces modèles. De plus, la structure choisie (graphe + bouffées d'énergie temps-fréquence) autorise la spécification de "motifs" particuliers pouvant être utilisés pour une recherche dans la base de signaux. Cette structure permet alors une communication aisée entre les experts en cognition et ceux de la neurophysiologie.

D'un point de vue plus technique que scientifique, un logiciel de recherche clinique a été mis au point durant cette thèse (Fig. 9.2). Ce logiciel se présente sous forme d'une interface web multiutilisateurs. Il se compose de différentes fonctionnalités, dont les principales sont les suivantes :

- Visualisation :
 - visualisation des signaux EEG bruts ou filtrés ;
 - calcul et visualisation de cartes temps-fréquence pour des bandes de fréquences choisies par l'utilisateur;
- DLE :
 - calcul et visualisation de la DLE pour des bandes de fréquences choisies par l'utilisateur ;
 - visualisation sous forme d'animation du décours temporel des DLE pour l'ensemble des électrodes d'acquisition;
- Graphe :
 - visualisation du graphe créé à partir d'un signal EEG;
 - appariement et calcul de la similitude entre deux graphes ;
 - appariements et calculs des similitudes entre tous les graphes d'une même électrode ;
- Base de données
 - gestion de la création des paramètres d'un protocole expérimental ;
 - gestion de la création des patients ;
 - gestion de la création des enregistrements avec importation des fichiers de données provenant du matériel hospitalier (Cognitrace ANT ®);
 - gestion des signaux artéfactés.

Une partie des fonctionnalités de ce logiciel est en cours d'adaptation pour l'intégration dans un logiciel à visée pédagogique pour un public de lycéens (ALIEN : Analyse Logicielle Interactive des Entités Neuronales). Ce travail rentre dans le cadre d'une collaboration avec Joël Coutable, professeur agrégé du Lycée Pilote Innovant (LPI) de Poitiers, qui développe un CDROM de découverte du fonctionnement cérébral. Cet outil interactif apporte la dynamique nécessaire à l'intéressement des lycéens à ce sujet complexe. En plus de la partie logicielle, une partie matérielle légère doit permettre l'acquisition sur quelques voies du signal EEG. La simplification du signal apportée par l'approche doit permettre une compréhension plus aisée des évolutions temporelles et fréquentielles de ce type de signaux. L'aspect d'analyse des motifs de réponse apporte quant à elle une expression graphique du fonctionnement, complétant l'aspect pédagogique de l'outil.

9.4 Perspectives

Ce projet n'est qu'un point de départ à de nombreux autres travaux. Les perspectives sont nombreuses et peuvent s'orienter vers trois axes : méthodologique, physiologique et cognitique.

Sur le plan des méthodes, les principales limites proviennent de la complexité combinatoire de la comparaison de graphes, et par voie de conséquence des limites induites en classification de graphes [Gui05, GRC06]. Actuellement la complexité des graphes étudiés est certes limitée, mais elle peut croître rapidement avec l'ajout de la dimension spatiale aux dimensions temporelles et fréquentielles. Selon nous, l'effort doit porter sur la gestion de cette complexité, par l'introduction d'un aspect hiérar-



FIG. 9.2 – Illustration du logiciel de recherche clinique d'analyse des signaux EEG développé au cours de la thèse.

chique dans la description de l'activité cérébrale [SDL06, Dom03]. Ce travail n'est pas sans difficulté, cette hiérarchie étant basée sur le choix d'un niveau de détails des motifs temps-fréquence. En effet, l'amplitude de la réponse donc l'énergie des motifs, dépend de la taille de la population neuronale et de la bande de fréquence.

La maîtrise de cette construction dépend, évidemment, de l'activité analysée : l'introduction de connaissances domaine pour réduire cette complexité est alors une nécessité. Les travaux récents dans la modélisation de ce type de connaissances au travers d'ontologies semblent une voie prometteuse pour cette problématique.

La construction de la métrique de comparaison est indispensable à l'appariement et à la mesure de similarité entre graphes. La question posée est celle de la combinaison des mesures de similarité entre bouffées d'énergies. Faute de temps, nous n'avons pu conduire d'étude exhaustive des différentes possibilités d'association de ces mesures de similarité. Notre choix s'est porté sur une mesure simple qui a permis de démontrer l'utilité de notre approche. Cependant, des tests ont montré que la métrique utilisée est trop sensible. Une gestion non linéaire des différences entre signaux doit pouvoir apporter de la souplesse à cette discrimination sans perdre la capacité de rejet.

9.4. Perspectives

Sur l'axe physiologique, les validations conduites ont montré que cette approche permettait d'obtenir le même niveau de résultat que les approches standard. L'intérêt de notre méthode est d'obtenir l'ensemble de ces résultats par une démarche unique. Il reste maintenant à exploiter l'ensemble des informations supplémentaires qu'offre notre méthode et en particulier, la notion de motifs tempsfréquence (séquence de bouffées d'énergie). Elle permet la recherche et la localisation de séquences pathologiques, telles que les schémas corticaux lors du sommeil, les micro-éveils (apnées du sommeil, insomnie, mouvements périodiques des jambes...) et l'analyse des EEG chez le prématuré (étude de la maturation et du sommeil). Ces séquences, de durée réduite, pourraient être analysées en temps-réel.

Dans le cas du traitement de pathologies plus complexes, telles que les syndromes frontaux (Parkinson, Alzheimer ...), la complexité des tâches est supérieure (durée plus longue, interaction entre aires cérébrales, ...), ce qui rend l'analyse temps-réel difficile et non adaptée au diagnostic. Les perspectives directes concernent l'exploitation de ce travail dans le cadre du *XIII*^{eme} Contrat Plan État Région (CPER Poitou-Charente), au sein de l'axe Vieillissement-Santé. Une action de cet axe est dédiée à l'analyse de tels signaux par le biais d'outils innovants comme le nôtre. Une validation statistique conséquente en est attendue.

Dans la phase de modélisation du signal, nous avons empiriquement utilisé une gaussienne bidimensionnelle pour caractériser les bouffées d'énergie temps-fréquence. Ce choix, s'il est justifié par l'atome temps-fréquence utilisé et par les caractéristiques du signal, ne l'est pourtant pas sur le plan physiologique. Cependant, comme il n'existe actuellement aucun modèle physiologique décrivant la réponse d'une population neuronale, ce modèle empirique est le seul que nous puissions utiliser. L'utilisation de l'approche par graphe permet d'identifier la partie significative du signal, ce qui permettrait d'aider à avancer dans la définition d'un modèle physiologique.

Enfin et toujours sur la plan physiologique, les travaux actuels exploitent massivement des analyses multi-modalitaires. Or, la structuration des signaux par graphe permet de faciliter la fusion de données provenant de différents types d'acquisition. Toutefois, un problème se pose au niveau de la localisation des sources neuronales à l'origine des données enregistrées. En effet, les motifs spatio-temporels EEG présentent une organisation spatiale au niveau du scalp, tandis que les données d'autres modalités proviennent de sources cérébrales internes. Afin de pouvoir comparer ces données, il convient d'uniformiser leur origine. Pour cela, l'utilisation des méthodes inverses s'impose [Cuf98, Coa02, dS04]. Elles permettraient d'obtenir un graphe des sources activées à partir d'un graphe de signaux mesurés. Une question se pose néanmoins sur l'efficience de l'étape de la réduction de données de notre méthode, à savoir si elle dégrade ou améliore l'opération de localisation de source.

Bien que l'aspect cognitique de l'activité cérébrale n'ait pas été développé expressément dans ce travail, il correspond à un véritable enjeu. Des perspectives de travail avec des équipes de recherche en psychologie découlent deux aspects de notre méthode. Le premier correspond à la capacité de valider ou d'infirmer des schémas de réponses cérébrales. Il s'agit là de rechercher, dans les signaux, un motif particulier spécifié par le chercheur. Le second aspect correspond à l'analyse de la variabilité des structures de réponse lors d'une même activité cérébrale. Au fur et à mesure de nos travaux sont apparues des notions de classes de réponse pour une même stimulation. L'utilisation de techniques de classification non supervisées sur nos structures de graphe pourrait permettre de définir ces différentes classes et d'aboutir à de grandes avancées. De tels développements seront mis en œuvre dans le cadre du *XIII^{eme}* Contrat Plan État Région (CPER) Poitou-Charente, au sein de l'observatoire Vieillissement cérébral, Santé et Société, dans lequel se trouve à la fois des équipes hospitalières, le laboratoire Langage, Mémoire et Développement Cognitif et l'équipe ICONE du laboratoire SIC. Ces développements porteront sur l'analyse du vieillissement, sur l'analyse des processus d'appren-

tissage, ainsi que sur l'analyse du processus de vision et d'interprétation du contenu d'une image ou séquence d'images.

A	NNEXE	A

ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

Sommaire

A.1	Présentation	155
A.2	Formulation mathématique	156

Les méthodes multifactorielles permettent d'obtenir des représentations graphiques qui constituent le meilleur résumé possible de l'information contenue dans un grand tableau de données. Pour cela, il faut consentir à une perte d'informations afin de gagner en lisibilité. En fonction des phénomènes à étudier et de la nature des données, une méthode multifactorielle sera choisie. En effet, il n'existe pas « une » méthode factorielle d'analyse des données, mais un ensemble de méthodes, reposant toutes sur les mêmes théories mathématiques. Les principales méthodes sont les suivantes :

- ACP : Analyse en Composantes Principales, pour les variables quantitatives ;
- AFTD : Analyse Factorielle d'un Tableau de Distances, pour les distances ;
- AFC : Analyse Factorielle des Correspondances, pour les contingences ;
- ACM : Analyse des Correspondances Multiples, pour les variables qualitatives ;
- STATIS : Structuration des Tableaux A Trois Indices de la Statistique, AFM : Analyse Factorielle Multiple, DACP : Double Analyse en Composante Principale, sont quelques méthodes basées sur les précédentes et adaptées à l'étude de phénomènes temporels ou de répétition.

Cette annexe présente le principe de l'ACP.

A.1 Présentation

Dans la plupart des situations, plusieurs observations sur chaque individu constituant la population d'étude sont disponibles. Il faut donc prendre en compte p variables par individu (p > 1), avec n individus. L'étude séparée de chacune de ces variables donne quelques informations mais est insuffisante car elle laisse de côté les liaisons entre elles, ce qui est pourtant souvent ce que l'on veut étudier. C'est le rôle de la statistique multifactorielle que d'analyser les données dans leur ensemble, en prenant en compte toutes les variables. L'Analyse en Composantes Principales est alors une bonne méthode pour étudier les données multidimensionnelles, lorsque toutes les variables observées sont de type numérique, de préférence dans les mêmes unités.

A.2 Formulation mathématique

À partir d'une matrice de données, représentant toutes les données, les individus sont placés en ligne et les variables en colonne. Soit X cette matrice, avec $i, j \in \mathbb{N}$:

- -

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & \dots & x_p^1 \\ \vdots & \dots & \vdots \\ x_1^n & \dots & x_p^n \end{bmatrix}$$
(A.1)

Par convention, les exposants se rapportent aux individus et les indices aux variables. Le tableau de données regroupe toutes les valeurs prises par tous les individus (de 1 à n) par p variables, soit encore :

$$X = (x_j^i)_{1 \le i \le n, 1 \le j \le p}, \forall (i, j), x_j^i \in \mathbb{R}$$
(A.2)

Les variables contenues dans X sont centrées (à chaque variable a été retranchée sa moyenne) afin d'obtenir X'. N est le nuage de points formé par l'ensemble des individus x^i , dans l'espace à p dimensions des variables. Le but de l'ACP est d'obtenir une représentation la plus fidèle possible du nuage N en le projetant sur un espace de faible dimension. Pour cela, on cherche à minimiser les « écarts » entre les points de N et leurs projections. Les espaces de représentation choisis sont des espaces affines (droite, plan,...). Le problème se résume alors de la façon suivante : trouver le sousespace affine E_k de dimension k (k < p) tel que l'inertie du nuage N, I_{E_k} , par rapport à l'espace E_k soit minimum :

$$I_{E_k} = \sum_{i=1}^{n} p_i d_M^2(x^i, E_k)$$
(A.3)

 p_i représente la pondération sur les individus. Chaque individu *i* est muni du poids p_i . d_M est la distance définie par la métrique M. En pratique, il existe deux métriques différentes : I la métrique identité, ou la métrique $D_{1/\sigma}$ qui réduit les variables. Réduire un tableau de données consiste à calculer l'écart type σ pour chacun des caractères et à exprimer toutes les cases en nombre d'écarts types (positif ou négatif). L'écart type devient ainsi une mesure unique commune à tous les caractères et les unités dans lesquels s'expriment initialement les données n'ont plus d'importance. $d_M(x^i, E_k)$ désigne la distance entre x^i et son projeté sur E_k .

Pour un tableau de variables centrées, l'espace E_k qui minimise I_{E_k} contient le centre de gravité du nuage N. E_k est donc un sous-espace vectoriel. Dans ce cas, nous savons que l'inertie totale I du nuage se décompose en une somme $I_{E_k} + I_{E_k}^{\perp}$ où $I_{E_k}^{\perp}$ est l'inertie expliquée par l'orthogonale de E_k . Le problème peut maintenant s'écrire : trouver le sous-espace vectoriel E_k de dimension k tel que, I_{E_k} , inertie du nuage N par rapport à l'espace E_k soit minimum, c'est-à-dire, tel que l'inertie $I_{E_k}^{\perp}$ soit maximale.

Les étapes sont alors les suivantes :

- recherche d'un axe $\Delta \mathbf{u_1}$ maximisant l'inertie $I_{\Delta \mathbf{u_1}^{\perp}}$, on note : $E_1 = \Delta \mathbf{u_1}$;
- recherche d'un axe $\Delta \mathbf{u}_2$, *M*-orthogonal à E_1 maximisant l'inertie $I_{\Delta \mathbf{u}_2^{\perp}}$, on note : $E_2 = E_1 \oplus \Delta \mathbf{u}_2$;
- ...

- recherche d'un axe $\Delta \mathbf{u}_{\mathbf{k}}$, *M*-orthogonal à E_{k-1} maximisant l'inertie $I_{\Delta \mathbf{u}_{\mathbf{k}}^{\perp}}$, on note : $E_2 = E_{k-1} \oplus \Delta \mathbf{u}_{\mathbf{k}}$;

Chacun des sous-espaces E_i ainsi définis est un sous-espace affine de dimension *i* maximisant l'inertie expliquée. V est la matrice d'inertie du nuage N, qui est aussi la matrice de covariance des individus.

La solution est alors obtenue en utilisant les propriétés spectrales des matrices : les vecteurs propres normés de la matrice VM, ordonnés suivant les valeurs propres décroissantes, fournissent les axes $\Delta \mathbf{u_k}$ appelés axes factoriels. De plus, les inerties expliquées par ces axes sont égales aux valeurs propres λ_k . Les $\mathbf{u_i}$ forment une base M-orthonormée de E_k : les vecteurs $\mathbf{u_i}$ sont, par définition, normés et par ailleurs, la matrice VM étant symétrique, ses vecteurs propres sont orthogonaux.

Le pourcentage d'inertie expliquée par le sous-espace E_k est défini par l'équation suivante :

$$\frac{\sum_{i=1}^{k} \lambda_k}{trace(VM)} \times 100 \tag{A.4}$$

où la trace de la matrice VM est la somme des éléments diagonaux, soit la somme de toutes les valeurs propres.
ANNEXE	В
--------	---

SIGNAUX SIMULÉS

Dans cette annexe est présenté l'ensemble des signaux simulés. Nous avons simulé des cartes temps-fréquence de cinq secondes sur la bande de fréquence alpha (8 - 12Hz) avec une fréquence d'échantillonnage de 1024Hz.

La carte modèle est composée de 4 bouffées d'énergie représentées par des gaussiennes bidimensionnelles. Ces quatre bouffées se suivent dans le temps à des fréquences différentes. Elles possèdent chacune une énergie maximale et une énergie moyenne différentes. Les autres cartes sont composées à partir de cette carte modèle en ajoutant de petites variations.

Les caractéristiques des bouffées de chaque carte sont résumées dans un tableau. Les cartes et les graphes qui en résultent sont présentés sous forme d'images.

Signal modèle

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36



FIG. B.1 – Signal simulé modèle. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	11,8	180	54,36

TAB. B.2 – Caractéristie	ques du signal simulé 1.
--------------------------	--------------------------



FIG. B.2 – Signal simulé 1. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	4,5	8,2	180	54,36

TAB. B.3 – Caractéristiques du signal simulé 2.



FIG. B.3 - Signal simulé 2. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	4,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36



FIG. B.4 - Signal simulé 3. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	100	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36

TAB. B.5 – Caractéristiques du signal simulé 4.



FIG. B.5 - Signal simulé 4. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	200	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36



FIG. B.6 - Signal simulé 5. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36



FIG. B.7 - Signal simulé 6. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_4	3,5	8,2	180	54,36

TAB. B.8 – Caractéristiques du signal simulé 7.



FIG. B.8 - Signal simulé 7. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92

TAB. B.9 – Caractéristiques du signal simulé 8.



FIG. B.9 - Signal simulé 8. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
$\mathbf{b_1'}$	0,5	10	180	54,36
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36

TAB. B.	10 -	Caractéristic	jues du	signal	simulé	9.
						~ •



FIG. B.10 - Signal simulé 9. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
$\mathbf{b_2'}$	0,5	10	180	54,36
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36

TAB	B 11 -	- Caracté	ristiques	du	signal	simulé	10
Ind.	D.11	Curucies	ingues	uu	Signai	Simule	10.



FIG. B.11 – Signal simulé 10. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

Bouffées	Temps	Fréquence	Énergie maximale	Énergie moyenne
	s	Hz	μV^2	μV^2
b_1	1	10	150	26,07
b_2	2,2	9	200	45,51
b_3	2,5	11	80	18,92
b_4	3,5	8,2	180	54,36
$\mathbf{b_4'}$	0,5	10	180	54,36

ТАВ. В.12 –	Caractéristiq	ues du signa	l simulé 11.
		4 1	



FIG. B.12 – Signal simulé 11. À gauche est présentée la carte temps-fréquence simulée et à droite le graphe résultant de l'extraction des bouffées d'énergie de la carte temps-fréquence. Le numéro du nœud est indiqué entre crochets et les valeurs des attributs entre parenthèses.

|--|

MODÈLE AUTO-RÉGRESSIF

Sommaire

C.1	Formulation mathématique
C.2	Choix de l'ordre du modèle
C.3	Différents types de modèles
C.4	Cas multivariables

Le modèle auto-régressif fait partie du groupe des formules de prédictions linéaires qui estiment la sortie d'un système basé sur la précédente sortie.

C.1 Formulation mathématique

Un modèle auto-régressif peut être considéré comme une boîte noire. À partir d'un bruit blanc en entrée x_t , le modèle estime le signal EEG y_t grâce à un certain nombre de coefficients a_k , p est l'ordre du modèle (Fig. C.1 et équation C.1).

$$y_t = \sum_{k=1}^p a_k y_{t-k} + x_t$$
 (C.1)



FIG. C.1 – Principe d'un modèle auto-régressif. y_t est le signal, x_t un bruit blanc et a_j les coefficients du modèle.

Le modèle AR extrait les informations sur les fréquences spécifiques du signal. Celles-ci sont contenues dans les coefficients du modèle. Grâce à ces coefficients, il est donc possible de passer dans le domaine fréquentiel [Mar86].

Il est important de retenir des modèles AR qu'ils fournissent un ensemble de coefficients caractérisant le signal, ceux-ci vont permettre de quantifier les activités. Le problème est donc d'obtenir les meilleurs valeurs de coefficients a_k pour une série y_t donnée. Le paragraphe suivant explique, de manière générale, les étapes de calcul de ces coefficients.

Soit un signal y(t) supposé stationnaire et de moyenne nulle. Les coefficients de corrélation sont calculés pour $\tau = 0, ... p$:

$$r(\tau) = E\left\{y(t)y(t+\tau)\right\}$$
(C.2)

L'objectif est de trouver les coefficients d'un filtre non récursif de degré p, où $a_0 = 1$ dont l'entrée est y(t) et la sortie $\epsilon(t)$, l'erreur de prédiction entre le signal et sa prédiction linéaire est calculée à partir des échantillons précédents :

$$\mathbf{A}(f) = \sum_{k=0}^{p} a_k z^{-k} |_{z=e^{-i2\pi f}}$$
(C.3)

On cherche à minimiser la variance de $\epsilon(t)$ que l'on nommera σ^2 :

$$\sigma^{2}(i) = E\left\{ \left[\sum_{r=0}^{p} a_{r} y(t-r) \right]^{2} \right\}$$
(C.4)

Lorsque les p équations suivantes, écrites sous forme matricielle, sont satisfaites, le minimum est obtenu :

$$\begin{pmatrix} r(1) & r(0) & r(1) & \dots & r(p-1) \\ r(2) & r(1) & r(0) & \dots & r(p-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(p) & r(p-1) & r(p-2) & \dots & r(p-1) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$
(C.5)

Lorsque les p équations sont vérifiées, le calcul de la variance se résume à :

$$\sigma^2 = \sum_{k=0}^p a_k r(i-k) \tag{C.6}$$

En combinant cette équation avec l'équation matricielle, on obtient :

$$\begin{pmatrix} r(0) & r(1) & r(2) & \dots & r(p) \\ r(1) & r(0) & r(1) & \dots & r(p-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(p) & r(p-1) & r(p-2) & \dots & r(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$
(C.7)

Ces équations sont connues sous le nom d'équations de Yule Walker. Elles permettent d'obtenir les coefficient a_p du modèle AR.

C.2 Choix de l'ordre du modèle

Comme le meilleur choix de l'ordre p n'est généralement pas connu, il est nécessaire, en pratique, d'essayer plusieurs ordres. Basées sur cette idée, certaines techniques calculent un critère d'erreur (*error criterion*) qui indique quel ordre choisir. Un ordre trop faible produit une estimation spectrale trop

lissée, alors qu'un ordre trop important augmente la résolution et introduit des détails incorrects dans le spectre. Ainsi, la sélection de l'ordre de l'estimation spectrale auto-régressive représente l'habituel compromis entre l'augmentation de la résolution et la diminution de la variance. Intuitivement, on comprend qu'il faudrait incrémenter l'ordre du modèle AR jusqu'à ce que la prédiction de la variance de l'erreur atteigne un minimum. De nombreux critères ont été proposés, l'*Akaike Information Criterion* (*AIC*) est le plus connu et le plus utilisé [Aka74].

L'AIC d'un modèle AR ajusté par la méthode de Yule-Walker est défini de la manière suivante :

$$AIC[p] = n(\log \hat{\sigma}_p^2) + 2p \tag{C.8}$$

 $\hat{\sigma}_p^2$ est la variance estimée de l'erreur, p est l'ordre du modèle et n le nombre d'échantillons. L'ordre choisi est celui qui minimise l'AIC.

C.3 Différents types de modèles

Il existe différents types de modèles. Le modèle AR (auto-régressif) dépend uniquement de la sortie précédente. Le modèle MA (*moving average*) est basé uniquement sur l'entrée du système. Et enfin, le modèle ARMA (*autoregressive moving average*) est une combinaison de ces deux principes. Le modèle AR est plus global. En effet, si la distribution des données est inconnue, comme c'est généralement le cas en EEG, il est impossible de savoir quel type de modèle est le plus adapté. Cependant, un modèle ARMA peut toujours être représenté par un modèle AR (si p tend vers l'infini), alors que l'inverse est impossible. De plus, les algorithmes du choix de l'ordre du modèle sont beaucoup plus efficaces pour les modèles AR qui constituent un problème linéaire, que pour les modèles ARMA qui forment un problème non linéaire. De façon plus pragmatique, l'utilisation d'un modèle AR demande le choix de l'ordre p uniquement alors que celle d'un modèle ARMA nécessite le choix de p et q.

La figure C.2 illustre ces trois modèles.

C.4 Cas multivariables

Les explications présentées précédemment concernent l'analyse des signaux bi-variables, c'està-dire l'analyse entre chaque paire d'électrodes. Il est cependant utile de pouvoir composer avec un ensemble d'électrodes. En effet, l'analyse multivoies permet d'éviter certains inconvénients de l'analyse paire-par-paire. Dans certains cas, celle-ci amène à des conclusions fausses lorsque les signaux sont engendrés par un générateur commun. Un modèle multivoies élimine les composantes présentes sur toutes les électrodes (« bruit de fond »). De plus, dans ce type d'analyse, les signaux ont la même référence, ce qui permet de comparer tous résultats entre eux.

Les concepts décrits précédemment s'adaptent à une analyse multivariables, mais une complexification des calculs en résulte. Ce n'est plus seulement une corrélation temporelle (prévision de la séquence suivante) qui est calculée mais aussi une corrélation spécifique (liens entre toutes les électrodes)[Sch03].

Les données sont maintenant représentées sous forme de matrice, à chaque électrode correspond un vecteur de données. Les signaux sont contenus dans la matrice Y_t où X_t est un bruit blanc, pl'ordre du modèle et A_k la matrice de coefficients (Fig. C.3 et équation C.9).

$$Y_t = \sum_{k=1}^p \mathbf{A}_k Y_{t-k} + X_t \tag{C.9}$$



FIG. C.2 – Les différents types de modèles auto-régressifs.Le schéma du haut décrit le fonctionnement d'un modèle auto-régressif (AR), celui du milieu, d'un modèle à moyenne ajustée (MA) et celui du bas, d'un modèle auto-régressif à moyenne ajustée (ARMA) [Mar86].



FIG. C.3 – Principe d'un modèle AR multivariable. Y_t le signal, X_t un bruit blanc et A_k les coefficients du modèle.

À partir des coefficients $\mathbf{A}(f)$ du modèle, il est possible d'estimer d'une part la fonction de transfert $\mathbf{H}(f)$ afin de passer dans le domaine spectral :

$$\mathbf{H}(f) = \left[\sum_{k=1}^{p} \mathbf{A}_{k} \exp(-2\pi i j f \Delta t)\right]^{-1}$$
(C.10)

et d'autre part le spectre de puissance croisé $\mathbf{S}(f)(cross-spectral density matrix)$, avec Σ la matrice de covariance et H la transposée hermitienne :

$$\mathbf{S}(f) = \mathbf{H}(f)\Sigma\mathbf{H}^{H}(f) \tag{C.11}$$

Ces deux grandeurs seront utiles par la suite dans le calcul des valeurs de couplage.

Afin de déterminer l'ordre, une étude de Jones et al. [Jon74] propose une amélioration multivariable à la version de base de l'AIC:

$$AIC[p] = N\ln(\det \mathbf{P}_p) + 2m^2p \tag{C.12}$$

L'ordre à choisir est celui qui minimise l'AIC[p] avec m le nombre de canaux et N le nombre d'échantillons pour un canal. À l'heure actuelle, la procédure de sélection de l'ordre d'un modèle n'a pas fait l'objet de recherches approfondies, l'AIC ne doit donc être qu'un guide pour choisir l'ordre dans le cas d'une étude multivariables.

A	NN	JEX	Έ	D
A	.NN	VEX	E	\mathbf{D}

RÉSULTATS DES POTENTIELS ÉVOQUÉS AUDITIFS

Dans cette annexe est présentée l'analyse des PEA tardifs des signaux du protocole décrit dans le chapitre 7.

Nous avons analysé les décours temporels et mapping des sujets 1, 2, 3, 4, 5, 7, 9 et 10, l'enregistrement n'ayant pas fonctionné correctement pour les sujets 6 et 8. Le schéma cognitif décrit dans la littérature [Spe85], attestant du bon déroulement du protocole expérimental, est retrouvé chez tous les sujets sauf le sujet 3. Les dates des composantes du PEA tardif de l'ensemble des sujets sont résumées dans le tableau D.1.

	P_1	N_1	P_2	Électrode	Similarité
Sujet 1	51ms	113ms	203ms	C_z	12,885
Sujet 2	-	98ms	193ms	C_4	6,409
Sujet 3	-	125ms	158ms	-	-
Sujet 4	61ms	100ms	178ms	C_4	7,110
Sujet 5	61ms	113ms	180ms	C_z	10,448
Sujet 6	-	-	-	-	-
Sujet 7	-	117ms	217ms	C_z	5,647
Sujet 8	-	-	-	-	-
Sujet 9	-	105ms	186ms	C_4	10,413
Sujet 10	-	133ms	189ms	C_z	6,051

TAB. D.1 – Composantes du PEA tardif chez l'ensemble des sujets. Nous avons repéré pour nos analyses l'électrode présentant le PEA le plus marqué (colonne Électrode) et la similarité la plus élevée des graphes de cette électrode (colonne Similarité).

Pour chaque sujet, sur l'électrode présentant le PEA le plus marqué, nous avons recherché le graphe moyen. Ce graphe est celui qui présente la mesure de similarité la plus élevée avec l'ensemble des autres graphes de cette même électrode. Nous présentons, dans cette annexe, pour chaque sujet, la carte temps-fréquence dont est issue le graphe moyen.





FIG. D.1 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 1. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, P_1 à 51ms, N_1 à 113ms et P_2 à 203ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.2 – Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 38 du sujet 1. Dans l'intervalle d'étude des PEA, entre le temps 0 et 0.3s, on retrouve les 3 phases correspondant aux trois composantes, une période d'activité autour de 0.5s, une période d'inactivité autour de 0.1s et une deuxième période d'activité autour de 0.2s.



FIG. D.3 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 2. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, N_1 à 98ms et P_2 à 193ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.4 – Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 2 du sujet 2.

Sujet 3



FIG. D.5 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 3. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Les composantes n'ont été pas détectées avec certitude.



FIG. D.6 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 4. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, P_1 à 61ms, N_1 à 100ms et P_2 à 178ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.7 – Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 14 du sujet 4.





FIG. D.8 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 5. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, P_1 à 61ms, N_1 à 113ms et P_2 à 180ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.9 – Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 4 du sujet 5.



FIG. D.10 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 7. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, N_1 à 117ms et P_2 à 217ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.11 - Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 13 du sujet 7.

Sujet 9



FIG. D.12 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 9. La courbe de l'électrode C_4 indique le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, N_1 à 105ms et P_2 à 186ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.13 – Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 2 du sujet 9.

Sujet 10



FIG. D.14 – Décours temporel et mapping du PEA tardif chez le sujet 10. Les courbes centrales (C_z en vert, C_4 en rouge et C_3 en bleu) indiquent le décours temporel du PEA. Chaque composante (ici, N_1 à 133ms et P_2 à 189ms), est illustrée par le mapping, sous quatre vues (de haut en bas et de gauche à droite : vue supérieure, vue antérieure, vue latérale gauche et vue latérale droite).



FIG. D.15 - Carte temps-fréquence segmentée de la stimulation auditive 3 du sujet 10.

ANNEXE]	E
----------	---

MAPPINGS DES DLE DES QUESTIONS D'APPROXIMATION

Cette annexe présente l'ensemble des mapping des phénomènes de DLE dans la bande alpha pour les cinq sujets du protocole des questions d'estimation (chapitre 8). Les intervalles de fréquence utilisés sont résumés dans le tableau suivant :

	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5
Bande alpha	7 - 12Hz	8-13Hz	9-14Hz	7 - 12Hz	8-13Hz

TAB. E.1 – Intervalle de fréquence de la bande alpha des 5 sujets.



couleur sera bleu foncée) de l'ensemble des 25 électrodes à un temps donné (indiqué au dessus de l'imagette). Les différents évènements sont repérés par la couleur du fond : rouge pour l'écoute de la question, vert pour la période de réflexion et bleu pour l'énonciation de la réponse. FIG. E.1 – Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 1. Chaque imagette montre les DLE significatives (plus une DLE est significative plus la







FIG. couleur sera bleu foncée) de l'ensemble des 25 électrodes à un temps donné (indiqué au dessus de l'imagette). Les différents évènements sont repérés par la couleur du fond : rouge pour l'écoute de la question, vert pour la période de réflexion et bleu pour l'énonciation de la réponse. E.3 – Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 3. Chaque imagette montre les DLE significatives (plus une DLE est significative plus la



FIG. E.4 - Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 4. Chaque imagette montre les DLE significatives (plus une DLE est significative plus la couleur sera bleu foncée) de l'ensemble des 25 électrodes à un temps donné (indiqué au dessus de l'imagette). Les différents évènements sont repérés par la couleur du fond : rouge pour l'écoute de la question, vert pour la période de réflexion et bleu pour l'énonciation de la réponse.



couleur sera bleu foncée) de l'ensemble des 25 électrodes à un temps donné (indiqué au dessus de l'imagette). Les différents évènements sont repérés par la couleur du fond : rouge pour l'écoute de la question, vert pour la période de réflexion et bleu pour l'énonciation de la réponse. FIG. E.5 - Mappings des DLE significatives de la bande alpha du sujet 5. Chaque imagette montre les DLE significatives (plus une DLE est significative plus la
ANNEXE I	F
----------	---

BIBLIOGRAPHIE DE L'AUTEUR

Sommaire

F.1	Revues internationales avec comité de sélection
F.2	Conférences internationales avec comité de sélection
F.3	Conférences internationales sans comité de sélection
F.4	Conférences nationales avec comité de sélection
F.5	Autres communications

F.1 Revues internationales avec comité de sélection

« *Structural analysis and application to brain imaging.* » Bernard M., Richard N., Paquereau J., *Cell. Mol. Biol.*, en cours.

« Lexical memory search during N400 : cortical couplings in auditory comprehension. » Supp G.G., Schlogl A., Gunter T.C., Bernard M., Pfurtscheller G., Petsche H., *Neuroreport* 19;15(7):1209-13, 2004.

F.2 Conférences internationales avec comité de sélection

VIEW 06 *« Time Frequency Representation for Complex Analysis of the Multidimensional Problem of Cognitif task »* Bernard M., Richard N. Paquereau J., *Proceedings of 1st Visual Information Expert Workshop*, à paraître.

CMB'05 *« Structural analysis and application to brain imaging. »* Bernard M., Richard N., Paquereau J., *4th World Congress of Cellular and Molecular Biology*, Poitiers, France, octobre 2005.

EMBC'05 *« Functionnal Brain Imaging by EEG Graph-Matching. »* Bernard M., Richard N., Paquereau J., 27th annual conference of the IEEE Engineering in Medecine and Biology Society, Shanghaï, Chine, septembre 2005. **YNM'03** « Defining cooperating brain networks : Different methods to estimate coupling processes between brain areas. » Bernard M., Supp G.G., Schlogl A., Pfurtscheller G., 10th Young neuroscientists meeting, Trieste, Italie, juin 2003.

F.3 Conférences internationales sans comité de sélection

FENS'04 «*A time-frequency graph as an alternative to the traditional ERD/S approach.* » Bernard M. and Paquereau J., Richard N., Fernandez-Maloigne C., *4th Forum of European Neuroscience*, Lisbon, Portugual, juillet 2004.

SFN'03 « Study of Event-related desynchronisation by wavelets. » Bernard M., Röhlig C-C., Richard N., Paquereau J., Fernandez-Maloigne C., 7ème Colloque de la Société des Neurosciences, Lille, France, mai 2003.

F.4 Conférences nationales avec comité de sélection

JSTIM'06 *« Structuration de l'information dans le signal EEG. »* Bernard M., Boutet A., Richard N., Paquereau J., *Journée Sciences, Technologies et Imagerie en Médecine*, Nancy, France, mars 2004.

F.5 Autres communications

GDR Modélisation structurelle du signal EEG basée sur les connaissances domaines. » Bernard M., Richard N., Paquereau J., Fernandez-Maloigne C., Richard N., Journée thématique GDR 13-ISIS : Systèmes complexes pour le traitement et l'analyse d'images, Paris, France, mars 2005.

JETTS'04 Désynchronisation EEG et applications dans le domaine cognitif. » Bernard M., Paquereau J., Richard N., Journées d'études sur le traitement du signal, Poitiers, France, novembre 2004.

ANT workshop Event-related analysis with spatio-temporal and knowledge management system. » Richard N., Paquereau J., Bernard M., ANT Workshop : High-order cognitive processing - clinical and research ERP studies, Poitiers, France, novembre 2004.

DEA *Etude des méthodes de couplage inter-électrodes en EEG multivariables.* » Bernard M., *Mémoire de DEA*, Department of Medical Informatics, Graz, Autriche, 2003.

BIBLIOGRAPHIE

- [AD93] H. A. ALMOHAMAD et Salih O. DUFFUAA : A linear programming approach for the weighted graph matching problem. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 15(5):522-525, 1993. [Add05] P. S. ADDISON : Wavelet transforms and the ECG : a review. *Physiol Meas*, 26(5): R155-R199, Oct 2005. [AFGL97] F. AUGER, P. FLANDRIN, P. GONCALVES et O. LEMOINE : Time - frequency toolbox for use with MATLAB. CNRS, 1997. Publié sous les auspices du Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), France et de la Rice University, USA. [AG89] N. AMIR et I. GATH : Segmentation of eeg during sleep using time-varying autoregressive modeling. Biol Cybern, 61(6):447-455, 1989. [Aka74] H. AKAIKE : A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control, 19:716–723, Dec 1974. [ALG⁺93] S. ARROYO, R. P. LESSER, B. GORDON, S. UEMATSU, D. JACKSON et R. WEBBER : Functional significance of the mu rhythm of human cortex : an electrophysiologic study with subdural electrodes. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 87(3):76–87, Sep 1993. [Arr06] D. ARRIVAULT : Apport des Graphes dans la Reconnaissance Non-Contrainte de Caractà res Manuscrits Anciens. Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2006. [AWM86] T. ALLISON, C. C. WOOD et G. MCCARTHY : Psychophysiology : Systems, Processes and Applications : A Handbook, chapitre The Central Nervous System, pages 5–25. E. Donchin, S. Porges and M. Coles, new york : guilford press édition, 1986. [BBCB99] M.C.M. BASTIAANSEN, K.B.E. BÖCKER, P.J.M. CLUITMANS et C.H.M. BRUNIA : Event-related desynchronization related to the anticipation of a stimulus providing knowledge of results. Clin Neurophysiol, 110:250-260, 1999. [BCP01] M. F. BEAR, B. W. CONNORS et M. A. PARADISO : Neuroscience : Exploring the Brain. Lippincott Williams and Wilkins, 2 édition, 2001. [BdB84] C. H. BRUNIA et W. E. Van den BOSCH : Movement-related slow potentials. i. a contrast between finger and foot movements in right-handed subjects. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 57(6):515-527, Jun 1984.
- [Ber29] H. BERGER : Über das elektrenkephalogramm des menschen. Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten, 87:527–570, 1929.

[BFM88]	K. J. BLINOWSKA, P. J. FRANASZCZUK et P. MITRASZEWSKI : A new method of presentation of the average spectral properties of the eeg time series. <i>Int J Biomed Comput</i> , 22(2):97–106, Mar 1988.
[Bic51]	R. G. BICKFORD : Electroencephalography. <i>Surg Gynecol Obstet</i> , 92(1):115–117, Jan 1951.
[BJH ⁺ 95]	D. Le BIHAN, P. JEZZARD, J. HAXBY, N. SADATO, L. RUECKERT et V. MATTAY : Functional magnetic resonance imaging of the brain. <i>Ann Intern Med</i> , 122(4):296–303, Feb 1995.
[BKK04]	K. J. BLINOWSKA, R. KU et M. KAMINSKI : Granger causality and information flow in multivariate processes. <i>Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys</i> , 70(5 Pt 1):050902, Nov 2004.
[Bre65]	J. BRESENHAM : Algorithm for computer control of a digital plotter. <i>IBM Systems Journal</i> , 4(1):25–30, 1965.
[Bre73]	R. P. BRENT : Algorithms for Minimization without Derivatives. Prentice-Hall, Engle-wood Cliffs, N.J., 1973.
[Bri03]	Willard L BRIGNER : Visual image analysis by square wavelets : empirical evidence supporting a theoretical agreement between wavelet analysis and receptive field organization of visual cortical neurons. <i>Percept Mot Skills</i> , 97(2):407–423, Oct 2003.
[BS01]	L. A. BACCALA et K. SAMESHIMA : Partial directed coherence : a new concept in neural structure determination. <i>Biol Cybern</i> , 84(6):463–474, Jun 2001.
[BTB00]	O. BERTRAND et C. TALLON-BAUDRY : Oscillatory gamma activity in humans : a possible role for object representation. <i>Int J Psychophysiol</i> , 38(3):211–223, Dec 2000.
[Bun99]	H. BUNKE : Error correcting graph matching : On the influence of the underlying cost function. <i>IEEETPAMI : IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence</i> , 21, 1999.
[CBDL67]	J. CAMPBELL, E. BOWER, S. J. DWYER et G. V. LADO : On the sufficiency of auto- correlation functions as eeg descriptors. <i>IEEE Trans. Bio-Med. Eng.</i> , BME-14:49–52, 1967.
[CK90]	F. CRICK et C. KOCH : Towards a neurobiological theory of consciousness. <i>Seminars in the Neurosciences</i> , 2:263–275, 1990.
[CM80]	T. CLAASEN et W. MECKLENBRAUKER : The Wigner distribution—a tool for time-frequency signal analysis, I–III. <i>Philips J. Res.</i> , 35:217–250, 276–300, 372–389, 1980.
[CMW92]	R. R. COIFMAN, Y. MEYER et M. V. WICKERHAUSER : Wavelet analysis and signal processing. <i>In Wavelets and their applications</i> , pages 153–178. Jones and Bartlett, Boston, MA, 1992.
[Coa02]	J. L. COATRIEUX : Signal processing and physiological modeling-part 1 : Surface analysis. <i>Crit Rev Biomed Eng</i> , 30(1-3):9–35, 2002.
[Coh66]	L. COHEN : Generalized phase-space distribution functions. J. Math. Phys., 7(5):781–786, 1966.
[COS69]	R. COOPER, J. W. OSSELTON et J. C. SHAW : <i>EEG Technology, 2nd ed.</i> Butterworths, London., 1969.
[CPL59]	G. E. CHATRIAN, M. C. PETERSEN et J. A. LAZARTE : The blocking of the rolandic wicket rhythm and some central changes related to movement. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl</i> , 11(3):497–510, Aug 1959.

Bibliographie

122, 1998.

[Cuf98]

[CW92]

- B. N. CUFFIN : Eeg dipole source localization. *IEEE Eng Med Biol Mag*, 17(5):118– R.R. COIFMAN et M.V. WICKERHAUSER : Entropy-based algorithms for best basis selection. Information Theory, IEEE Transactions on, 38(2):713–718, March 1992.
- [CWL66] O. CREUTZFELDT, S. WATANABE. et H. D. LUX : Relations between eeg phenomena and potentials of single cortical cells. i. evoked responses after thalamic and epicortical stimulation. ii. spontaneous and convulsoid activity. Electroenceph. Clin. Neurophysiol., 20:1-37, 1966.
- [Dau92] I. DAUBECHIES : Ten lectures on wavelets. SIAM, Philadelphia, PA, 1992.
- [Dav79] L. DAVIS : Shape matching using relaxation techniques. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1:60–72, janvier 1979.
- [DB95] P. J. DURKA et K. J. BLINOWSKA : Analysis of EEG transients by means of matching pursuit. Ann Biomed Eng, 23(5):608-611, 1995.
- [DBG95] K. DUJARDIN, J.L. BOURRIEZ et J.D. GUIEU : Event-related desynchronisation (erd) patterns during memory processes : effects of aging and task difficulty. *Electroenceph* Clin Neurophysiol, 96:169-182, 1995.
- [DDB⁺99] P. DERAMBURE, L. DEFEBVRE, J.L. BOURRIEZ, F. CASSIM et J.D. GUIEU : Eventrelated desynchronization and synchronization. reactivity of cortical electroencephalographic rhythms related to planning and performance of voluntary movement. Neurophysiologie Clinique, 18:53-70, 1999.
- [DDD⁺93] K. DUJARDIN, P. DERAMBURE, L. DEFEBVRE, J.L. BOURRIEZ, J.M. JACQUESSON et J.D. GUIEU : Evaluation of event-related desynchronization (erd) during a cognition task : effect of attention. Electroenceph Clin Neurophysiol, 86:353-356, 1993.
- [DF03] O. DAVID et K. J. FRISTON : A neural mass model for meg/eeg : coupling and neuronal dynamics. Neuroimage, 20(3):1743-1755, Nov 2003.
- [DINP01] P. J. DURKA, D. IRCHA, C. NEUPER et G. PFURTSCHELLER : Time-frequency microstructure of event-related electro-encephalogram desynchronisation and synchronisation. Med Biol Eng Comput, 39(3):315-321, May 2001.
- [DL78] H. DIGABEL et C. LANTUÉJOUL : Iterative algorithms. In J.-L. CHERMANT, éditeur : Quantitative analysis of microstructures in materials sciences, biology and medicine, pages 85-99, Stuttgart, 1978. Dr. Riederer-Verlag GmbH.
- [DM87] G. DUMERMUTH et L. MOLINARI : Spectral analysis of the EEG. Some fundamentals revisited and some open problems. *Neuropsychobiology*, 17(1-2):85–99, 1987.
- [dN47] R. Lorente de NO: Action potential of the motoneurons of the hypoglossus nucleus. J. Cell. COmp. Physiol.1., 29, 1947.
- [Dom03] J. DOMBRE : Systiz ¹/2mes de repriz ¹/2sentation multi-ï; ¹/2chelles pour l'indexation et la restauration d'archives $mi_i \frac{1}{2} di i_i \frac{1}{2} vales$ couleur. Thèse de doctorat, Universiti $\frac{1}{2} \frac{1}{2}$ de Poitiers, 2003.
- [Doy92] B. DOYON : On the existence and the role of chaotic processes in the nervous system. Acta Biotheor, 40(2-3):113-119, Sep 1992.
- [DRM78] E. DONCHIN, W. RITTER et W. C. MCCALLUM : Event-Related Brain Potentials in Man., chapitre Cognitive Psychophysiology : The andogenous components of the ERP., pages 80-92. E.Callaway, P.Tueting, S.Koslow, new york : academic press édition, 1978.

[dS91]	F. Lopes da SILVA : Neural mechanisms underlying brain waves : from neural membranes to networks. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 79(2):81–93, Aug 1991.
[dS04]	F. Lopes da SILVA : Functional localization of brain sources using eeg and/or meg data : volume conductor and source models. <i>Magn Reson Imaging</i> , 22(10):1533–1538, Dec 2004.
[dSPW94]	F. H. Lopes da SILVA, J. P. PIJN et W. J. WADMAN : Dynamics of local neuronal networks : control parameters and state bifurcations in epileptogenesis. <i>Prog Brain Res</i> , 102:359–370, 1994.
[Dur96]	P. J. DURKA : <i>Time-frequency analyses of EEG</i> . Thèse de doctorat, Warsaw University, June 1996.
[Dur03]	P. J. DURKA : From wavelets to adaptive approximations : time-frequency parametriza- tion of EEG. <i>BioMedical Engineering OnLine</i> , 2(1), January 2003.
[Dur04]	P. J. DURKA : Adaptive time-frequency parametrization of epileptic spikes. <i>Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys</i> , 69(5 Pt 1):051914, May 2004.
[DYF ⁺ 96]	J. H. DUYN, Y. YANG, J. A. FRANK, V. S. MATTAY et L. HOU : Functional magnetic resonance neuroimaging data acquisition techniques. <i>Neuroimage</i> , 4(3 Pt 3):S76–S83, Dec 1996.
[EF84]	M. A. ESHERA et K. S. FU : A graph distance measure for image analysis. <i>IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics</i> , 14(3):398–408, mai 1984.
[EG76]	B. ESCUDIÉ et J. GRÉA : Pour une formulation générale de la représentation en temps et en fréquence dans l'analyse des signaux d'énergie finie. <i>CR. Acad. Sc. Paris</i> , 283:1049–1051, 1976.
[EKL ⁺ 06]	U. ELLFOLK, M. KARRASCH, M. LAINE, M. PESONEN et C. M. KRAUSE : Event- related desynchronization/synchronization during an auditory-verbal working memory task in mild parkinson's disease. <i>Clin Neurophysiol</i> , 117(8):1737–1745, Aug 2006.
[Elu69]	R. ELUL : Gaussian behavior of the electroencephalogram : changes during performance of mental task. <i>Science</i> , 164(877):328–331, Apr 1969.
[Elu72]	R. ELUL : The genesis of the eeg. Int. Rev. Neurobiol., 15:227-272, 1972.
[ER98]	M. ESSL et P. RAPPELSBERGER : EEG coherence and reference signals : experimental results and mathematical explanations. <i>Med Biol Eng Comput</i> , 36(4):399–406, Jul 1998.
[ES01]	A. ENGEL et W. SINGER : Temporal binding and the neural correlates of sensory awareness. <i>Trends Cogn Sci</i> , 5(1):16–25, Jan 2001.
[Far92]	M. FARGE : Wavelet transforms and their applications to turbulence. <i>Annual review of fluid mechanics</i> , 24:395–457, 1992.
[Fla93]	P. FLANDRIN : <i>Temps-Fréquence</i> . Traité des Nouvelles Technologies, série Traitement du Signal. Hermès, Paris, 1993.
[Fla98]	P. FLANDRIN : <i>Temps-fréquence</i> . Traité des Nouvelles Technologies, série Traitement du Signal. Hermès, Paris, 2ème édition édition, 1998.
[Fre87]	W. J. FREEMAN : Simulation of chaotic eeg patterns with a dynamic model of the olfactory system. <i>Biol Cybern</i> , 56(2-3):139–150, 1987.
[Fre91]	W. J. FREEMAN : The physiology of perception. Sci Am, 264(2):78–85, Feb 1991.
[Fre03]	W. J. FREEMAN : Evidence from human scalp electroencephalograms of global chaotic itinerancy. <i>Chaos</i> , 13(3):1067–1077, Sep 2003.

- [Fre05] Walter J FREEMAN : Ndn, volume transmission, and self-organization in brain dynamics. J Integr Neurosci, 4(4):407–421, Dec 2005.
- [FWT⁺06] N. FOGELSON, D. WILLIAMS, M. TIJSSEN, G. van BRUGGEN, H. SPEELMAN et P. BROWN : Different functional loops between cerebral cortex and the subthalmic area in parkinson's disease. *Cereb Cortex*, 16(1):64–75, Jan 2006.
- [Gab46] D. GABOR : Theory of communication. *Journal of the IEE*, 93:429–457, 1946.
- [GAM⁺95] J. S. GEORGE, C. J. AINE, J. C. MOSHER, D. M. SCHMIDT, D. M. RANKEN, H. A. SCHLITT, C. C. WOOD, J. D. LEWINE, J. A. SANDERS et J. W. BELLIVEAU : Mapping function in the human brain with magnetoencephalography, anatomical magnetic resonance imaging, and functional magnetic resonance imaging. J Clin Neurophysiol, 12(5):406–431, Sep 1995.
- [GBKD01] J. GINTER, K. J. BLINOWSKA, M. KAMINSKI et P. J. DURKA : Phase and amplitude analysis in time-frequency space–application to voluntary finger movement. *J Neurosci Methods*, 110(1-2):113–124, Sep 2001.
- [GBM88] A. M. GOTHAM, R. G. BROWN et C. D. MARSDEN : 'frontal' cognitive function in patients with parkinson's disease 'on' and 'off' levodopa. *Brain*, 111 (Pt 2):299–321, Apr 1988.
- [GD02] G. GOVAERT et T. DENOEUX : *Cours de statistiques*, université de technologie de compiègne édition, Printemps 2002.
- [GKES89] C. M. GRAY, P. KÖNIG, A. K. ENGEL et W. SINGER : Oscillatory responses in cat visual cortex exhibit inter-columnar synchronization which reflects global stimulus properties. *Nature*, 338(6213):334–337, Mar 1989.
- [GMP85] A. GROSSMANN, J. MORLET et T. PAUL : Transforms associated to square integrable group representations. I. General results. *j-J-MATH-PHYS*, 26(10):2473–2479, octobre 1985.
- [GR96a] S. GOLD et A. RANGARAJAN : A graduated assignment algorithm for graph matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(4):377–388, 1996.
- [GR96b] S. GOLD et A. RANGARAJAN : Graph matching by graduated assignment. In CVPR '96 : Proceedings of the 1996 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '96), page 239, Washington, DC, USA, 1996. IEEE Computer Society.
- [GRC06] V. GUIGUE, A. RAKOTOMAMONJY et S. CANU : Translation invariant classification of non-stationary signals. *Neurocomputing*, 69:743–753, 2006.
- [Grö01] K. GRÖCHENIG : Foundations of time-frequency analysis. Birkhäuser, 2001.
- [GSS⁺99] A. GRINVALD, D. SHOHAM, A. SHMUEL, A. ARIELI et et AL. : Modern techniques in neuroscience research. U. Windhorst and H. Johansson, Umea, Sweden, springer édition, 1999.
- [GTG52] H. GASTAUT, H. TERZIAN et Y. GASTAUT : Étude électrocorticographique de la réactivité des rhythmes rolandiques. *Marseille Med*, 89:296–310, 1952.
- [Gui05] V. GUIGUE : *Methodes à noyaux pour la representation et la discrimination de signaux non-stationnaires*. Thèse de doctorat, INSA de Rouen, 2005.
- [HNW96] N. HESS-NIELSEN et M.V. WICKERHAUSER : Wavelets and time-frequency analysis. *Proceedings of the IEEE*, 84(4):523–540, April 1996.
- [Hub95] B. B. HUBBARD : Ondes et ondelettes : La saga d'un outil mathématique. Sciences D'avenir. Belin. Pour la Science, Paris, 1995.

[Jan91]	B. H. JANSEN : Quantitative analysis of electroencephalograms : is there chaos in the future ? <i>Int J Biomed Comput</i> , 27(2):95–123, Feb 1991.
[Jan96]	B. H. JANSEN : Nonlinear dynamics and quantitative eeg analysis. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl</i> , 45:39–56, 1996.
[JBGL04]	K. JERBI, S. BAILLET, L. GARNERO et J. P. LACHAUX : Imaging cortical oscillations during sustained visuomotor coordination in meg. <i>In ISBI</i> , pages 380–383, 2004.
[JHK02]	O. JENSEN, R. HARI et K. KAILA : Visually evoked gamma responses in the human brain are enhanced during voluntary hyperventilation. <i>Neuroimage</i> , 15(3):575–586, Mar 2002.
[JMB01]	X. JIANG, A. MUUNGER et H. BUNKE : On median graphs : Properties, algorithms, and applications. <i>IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.</i> , 23(10):1144–1151, 2001.
[Joh03]	G. B. JOHNSON : Txtwriter inc, http://www.txtwriter.com 2003.
[Jon74]	R. H. JONES : Identification and autoregressive spectrum estimation. <i>IEEE Transactions</i> on Automatic Control, 19:894–897, Dec 1974.
[JP49]	H.H. JASPER et W. PENFIELD : Electrocorticograms in man : effect of volontary move- ment upon the electrical activity of the precentral gyrus. <i>Arch Psychiatr</i> , 183:163–73, 1949.
[JT96]	P. JEZZARD et R. TURNER : Magnetic resonance imaging methods for study of human brain function and their application at high magnetic field. <i>Comput Med Imaging Graph</i> , 20(6):467–481, 1996.
[JW68]	G.M. JENKINS et D.G. WATTS : <i>Spectral Analysis and Its Applications</i> . Holden-Day, Inc., San Francisco, 1968.
[KB91]	M. J. KAMINSKI et K. J. BLINOWSKA : A new method of the description of the infor- mation flow in the brain structures. <i>Biol Cybern</i> , 65(3):203–210, 1991.
[KBS97]	M. KAMINSKI, K. BLINOWSKA et W. SZCLENBERGER : Topographic analysis of coherence and propagation of EEG activity during sleep and wakefulness. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 102(3):216–227, Mar 1997.
[KD94]	M. KRCMAR et A. P. DHAWAN : Application of genetic algorithms in graph matching. <i>In IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'94)</i> , volume VI, pages 3872–3876, Orlando, FL, juin 1994. IEEE.
[KLL+94]	C.M. KRAUSE, A.H. LANG, M. LAINE, S. HELLE, M. KUUSISTO et B. PÖRN : Event- related desynchronization evoked by auditory stimuli. <i>Brain Topogr</i> , 7:107–112, 1994.
[KMK ⁺ 03]	A. KORZENIEWSKA, M. MANCZAK, M. KAMINSKI, K. J BLINOWSKA et S. KASICKI : Determination of information flow direction among brain structures by a modified directed transfer function (dDTF) method. <i>J Neurosci Methods</i> , 125(1-2):195–207, May 2003.
[KMMG88]	R. KRONLAND-MARTINET, J. MORLET et A. GROSSMANN : Analysis of sound patterns through wavelet transforms. <i>Int. J. Patt. Rec. Art. Intell.</i> , 1(2):273–301, 1988.
[KPS92]	W. KLIMESH, G. PFURTSCHELLER et H. SCHIMKE : Pre- and poststimulus processes in category judgment tasks as measured by event-related desynchronization (erd). <i>J Psychophysiol</i> , 6:186–203, 1992.
[KU88]	P. KUNER et B. UEBERREITER : Pattern recognition by graph matching-combinatorial versus continuous optimization. <i>Int. J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence</i> , 2(3):527–542, 1988.

- [KZKC05] M. J. KAMINSKI, J. ZYGIEREWICZ, R. KUS et N. CRONE : Analysis of multichannel biomedical data. *Acta Neurobiol Exp (Wars)*, 65(4):443–452, 2005.
- [Lev88] P. P. LEVY : Graduated substrata. Inf. Process. Manage., 24(6):693–702, 1988.
- [LLR⁺02] J. P. LACHAUX, A. LUTZ, D. RUDRAUF, D. COSMELLI, M. Le Van QUYEN, J. MAR-TINERIE et F. VARELA : Estimating the time-course of coherence between single-trial brain signals : an introduction to wavelet coherence. *Neurophysiol Clin*, 32(3):157–174, Jun 2002.
- [LNW⁺91] S. K. LAW, P. L. NUNEZ, A. F. WESTDORP, A. V. NELSON et K. L. PILGREEN : Topographical mapping of brain electrical activity. *In VIS '91 : Proceedings of the 2nd conference on Visualization '91*, pages 194–201, Los Alamitos, CA, USA, 1991. IEEE Computer Society Press.
- [LRMV99] J. P. LACHAUX, E. RODRIGUEZ, J. MARTINERIE et F. J. VARELA : Measuring phase synchrony in brain signals. *Hum Brain Mapp*, 8(4):194–208, 1999.
- [Lég00] J.-M. LÉGER : Interprétation des examens complémentaires en neurologie. Doin, 2000.
- [Mal89] S. MALLAT : A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation. *IEEE Trans. Pat. Anal. Mach. Intell.*, 11:674–693, 1989.
- [Mar86] S. L. MARPLE : *Digital spectral analysis : with applications*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1986.
- [Mat75] G. MATHERON : Random sets and integral geometry. Wiley, New York, 1975.
- [MB90] F. MEYER et S. BEUCHER : Morphological segmentation. J. Vis. Commun. Image Represent., 1(1):21–46, 1990.
- [MDOD04] S. MAKEIG, S. DEBENER, J. ONTON et A. DELORME : Mining event-related brain dynamics. *Trends Cogn Sci*, 8(5):204–210, May 2004.
- [Mes96] B. MESSMER : *Efficient Graph Matching Algorithms for Preprocessed Model Graphs*. Thèse de doctorat, University Bern, 1996.
- [Mey87] Y. MEYER : Les ondelettes. In Contributions to nonlinear partial differential equations, Vol. II (Paris, 1985), volume 155 de Pitman Res. Notes Math. Ser., pages 158–171. Longman Sci. Tech., Harlow, 1987.
- [MF92] V. N. MURTHY et E. E. FETZ : Coherent 25- to 35-Hz oscillations in the sensorimotor cortex of awake behaving monkeys. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 89(12):5670–5674, Jun 1992.
- [Mil91] R. MILLER : Corticohippocampal interplay and the representation of contexts in the brain. *Springer Verlag*, 1991.
- [MKM⁺06] N. MAINY, P. KAHANE, L. MINOTTI, D. HOFFMANN, O. BERTRAND et J. P. LA-CHAUX : Neural correlates of consolidation in working memory. *Hum Brain Mapp*, Jun 2006.
- [MMOP03] M. MISITI, Y. MISITI, G. OPPENHEIM et J. M. POGGI : Les ondeletes et leurs applications. Lavoisier, 2003.
- [MNR⁺03] G. R. MÜLLER, C. NEUPER, R. RUPP, C. KEINRATH, H. J. GERNER et G. PFURT-SCHELLER : Event-related beta eeg changes during wrist movements induced by functional electrical stimulation of forearm muscles in man. *Neurosci Lett*, 340(2):143–147, Apr 2003.
- [MZ93] S. MALLAT et Z. ZHANG : Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(12):3397–3415, 1993.

[Nil80]	N. NILSSON : Principles of Artificial Intelligence. Tioga, Palo Alto, 1980.
[NL93]	E. NIEDERMEYER et F. LOPES DA SILVA : <i>Electroencephalography. Basic Principles, Clinical Applications, and Related fields.</i> Williams & Wilkins, 1993.
[NS93]	P. L NUNEZ et R. SRINIVASAN : Implications of recording strategy for estimates of neocortical dynamics with electroencephalography. <i>Chaos</i> , 3(2):257–266, Apr 1993.
[NS00]	P. L. NUNEZ et R. B. SILBERSTEIN : On the relationship of synaptic activity to macro- scopic measurements : does co-registration of eeg with fmri make sense ? <i>Brain Topogr</i> , 13(2):79–96, 2000.
[NSW ⁺ 97]	P. L. NUNEZ, R. SRINIVASAN, A. F. WESTDORP, R. S. WIJESINGHE, D. M. TUCKER, R. B. SILBERSTEIN et P. J. CADUSCH : EEG coherency. I : Statistics, reference elec- trode, volume conduction, Laplacians, cortical imaging, and interpretation at multiple scales. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 103(5):499–515, Nov 1997.
[Nun81]	P. L. NUNEZ : <i>Electric Fields of the Brain : The Neurophysics of EEG</i> . Oxford U. Press, New York, 1981.
[Nun90]	P. L. NUNEZ : Localization of brain activity with electroencephalography. <i>Adv Neurol</i> , 54:39–65, 1990.
[PA77]	G. PFURTSCHELLER et A. ARANIBAR : Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 42(6):817–826, Jun 1977.
[PA79]	G. PFURTSCHELLER et A. ARANIBAR : Evaluation of event-related desynchronisation (erd) preceding and following self-paced movement. <i>Electroenceph Clin Neurophysiol</i> , 46:138–46, 1979.
[PB89]	G. PFURTSCHELLER et A. BERGHOLD : Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 72(3):250–258, Mar 1989.
[PBC77]	H. M. PRAETORIUS, G. BODENSTEIN et O. D. CREUTZFELDT : Adaptive segmentation of eeg records : a new approach to automatic eeg analysis. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 42(1):84–94, Jan 1977.
[PdS99]	G. PFURTSCHELLER et F. H. Lopes da SILVA : Event-related EEG/MEG synchroniza- tion and desynchronization : basic principles. <i>Clin Neurophysiol</i> , 110(11):1842–1857, Nov 1999.
[PE98]	H. PETSCHE et S. C. ETLINGER : <i>EEG and Thinking</i> . Austrian Academy of Sciences Press, 1998.
[Pfu92]	G. PFURTSCHELLER : Event-related synchronization (ers) : an electrophysiological correlate of cortical areas at rest. <i>Electroenceph Clin Neurophysiol</i> , 83:62–69, 1992.
[PK92]	G. PFURTSCHELLER et W. KLIMESCH : Functional topography during a visuoverbal judgment task studied with event-related desynchronization mapping. <i>J Clin Neurophysiol</i> , 9(1):120–131, Jan 1992.
[Plo69]	R. PLONSEY : Bioelectric Phenomena. McGraw-Hill, New York, 1969.
[PN94]	G. PFURTSCHELLER et C. NEUPER : Event-related synchronization of mu rhythm in the EEG over the cortical hand area in man. <i>Neurosci Lett</i> , 174(1):93–96, Jun 1994.
[Pow75]	M. J. D. POWELL : A view of unconstrained minimization algorithms that do not require derivatives. <i>ACM Transactions on Mathematical Software</i> , 1(2):97–107, juin 1975.

 $[QFL^+01]$ M. Le Van QUYEN, J. FOUCHER, J. LACHAUX, E. RODRIGUEZ, A. LUTZ, J. MARTI-NERIE et F. J. VARELA : Comparison of hilbert transform and wavelet methods for the analysis of neuronal synchrony. J Neurosci Methods, 111(2):83-98, Oct 2001. [RC92] H. S. RANGANATH et L. J. CHIPMAN : Fuzzy relaxation approach for inexact scene matching. Image Vision Comput, 10(9):631-640, 1992. [Ren04] B. RENAULT : Imagerie cérébrale fonctionnelle électrique et magnétique. Traité des sciences cognitives. Éd. Lavoisier, 2004. [RGL+99] E. RODRIGUEZ, N. GEORGE, J. P. LACHAUX, J. MARTINERIE, B. RENAULT et F. J. VARELA : Perception's shadow : long-distance synchronization of human brain activity. Nature, 397(6718):430-433, Feb 1999. [RP88] P. RAPPELSBERGER et H. PETSCHE : Probability mapping : power and coherence analyses of cognitive processes. Brain Topogr, 1(1):46-54, 1988. [RR92] W. RITTER et D. S. RUCHKIN : A review of event-related potential components discovered in the context of studying P3. Ann NY Acad Sci, 658:1-32, Jul 1992. M. G. SAUNDERS : Amplitude probability density studies on alpha and alpha like [Sau63] patterns. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 15:761–767, Oct 1963. [SBFK80] M. SCHOPPENHORST, F. BRAUER, G. FREUND et S. KUBICKI : The significance of coherence estimates in determining central alpha and mu activities. *Electroencephalogr* Clin Neurophysiol, 48(1):25-33, Jan 1980. [SBV96] M. B. STERMAN, D. A. Kaiser B. et VEIGEL : Spectral analysis of event-related eeg responses during short-term memory performance. Brain Topography, 9:21–30, 1996. [SBZJ65] S. SUTTON, M. BRAREN, J. ZUBIN et E. R. JOHN : Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty. Science, 150(700):1187-1188, Nov 1965. [Sch03] A. SCHLÖGL : Multivariate autoregressive estimation algorithms. Rapport technique, Institute for Human-Computer Interfaces, University of Technology Graz, 2003. Internal report. [SCL⁺91] F. SHARBROUGH, G. E. CHATRIAN, R. P. LESSER, H. Ludersand M. NUWER et T. W. PICTON : American electroencephalographic society guidelines for standard electrode position nomenclature. J. Clin. Neurophysiol., 8:200-202, 1991. [SDL06] C. SIMON., G. DAMIAND. et P. LIENHARDT : nd generalized map pyramids : definition, representations and basic operations. Pattern Recognition, 39(4):527-538, April 2006. [SE78] T. SHALLICE et M. E. EVANS : The involvement of the frontal lobes in cognitive estimation. Cortex, 14(2):294–303, Jun 1978. [Ser83] J. SERRA : Image Analysis and Mathematical Morphology. Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA, 1983. [Sev] SEVENMICE : http://www.medecine-et-sante.com. [SGvW87] J. SERGEANT, R. GEUZE et W. van WINSUM : Event-related desynchronization and P300. Psychophysiology, 24(3):272–277, May 1987. [Sin64] R. SINKHORN : A relationship between arbitrary positive matrices and doubly stochastic matrices. Annals of Math. Statistics, 35:876-879, 1964. [SKC88] T. J. SEJNOWSKI, C. KOCH et P. S. CHURCHLAND : Computational neuroscience. Science, 241(4871):1299–1306, Sep 1988.

[SL88]	M. STERIADE et R. LLINAS : The functional states of the thalamus and the associated neuronal interplay. <i>Physiol Rev</i> , 68:481–508, 1988.
[SLB+01]	W. SZURHAJ, E. LABYT, J.L. BOURRIEZ, F. CASSIM, L. DEFEBVRE, J.J. HAUSER, J.D. GUIEU et P. DERAMBURE : Event-related variations in the activity of eeg-rhythms. application to the physiology and the pathology of movements. <i>Epileptic Disorders.</i> , 3(3):59–66, 2001.
[SP95]	A. STANCÁK et G. PFURTSCHELLER : Desynchronization and recovery of beta rhythms during brisk and slow self-paced finger movements in man. <i>Neurosci Lett</i> , 196(1-2):21–24, Aug 1995.
[SPA+99]	C. SILVA, I. R. PIMENTEL, A. ANDRADE, J. P. FOREID et E. DUCLA-SOARES : Correlation dimension maps of eeg from epileptic absences. <i>Brain Topogr</i> , 11(3):201–209, 1999.
[Spe85]	R. SPEHLMANN : Evoked Potential Primer Visual Auditory and Somatosensory Evoked (Potentials in Clinical Diagnosis)-Second Edition. Butterworth-Heinemann, 1985.
[SRV+01]	B. SCHACK, P. RAPPELSBERGER, N. VATH, S. WEISS, E. MÖLLER, G. GRIESSBACH et H. WITTE : EEG frequency and phase coupling during human information processing. <i>Methods Inf Med</i> , 40(2):106–111, May 2001.
[Sta05]	C. J. STAM : Nonlinear dynamical analysis of eeg and meg : review of an emerging field. <i>Clin Neurophysiol</i> , 116(10):2266–2301, Oct 2005.
[STN ⁺ 96]	K. SASAKI, T. TSUJIMOTO, S. NISHIKAWA, N. NISHITANI et T. ISHIHARA : Frontal mental theta wave recorded simultaneously with magnetoencephalography and electroencephalography. <i>Neurosci Res</i> , 26(1):79–81, Sep 1996.
[Sub05]	A. SUBASI : Application of classical and model-based spectral methods to describe the state of alertness in eeg. <i>J Med Syst</i> , 29(5):473–486, Oct 2005.
[TBBDP96]	C. TALLON-BAUDRY, O. BERTRAND, C. DELPUECH et J. PERNIER : Stimulus specificity of phase-locked and non-phase-locked 40 hz visual responses in human. <i>J Neurosci</i> , 16(13):4240–4249, Jul 1996.
[TPV74]	K. THEORELL, H. F. PRECHTL et J. E. VOS : A polygraphic study of normal and abnormal newborn infants. <i>Neuropadiatrie</i> , 5(3):279–317, Aug 1974.
[TSCLK86]	A. E. TAYLOR, J. A. SAINT-CYR, A. E. LANG et F. T. KENNY : Parkinson's disease and depression. a critical re-evaluation. <i>Brain</i> , 109 (Pt 2):279–292, Apr 1986.
[TWSJ96]	R. D. TRAUB, M. A. WHITTINGTON, I. M. STANFORD et J. G. JEFFERYS : A mechanism for generation of long-range synchronous fast oscillations in the cortex. <i>Nature</i> , 383(6601):621–624, Oct 1996.
[Var95]	F. J. VARELA : Resonant cell assemblies : a new approach to cognitive functions and neuronal synchrony. <i>Biol Res</i> , 28(1):81–95, 1995.
[Vil48]	J. VILLE : Théorie et applications de la notion de signal analytique. <i>Câbles et transmissions</i> , 2A:66–74, 1948.
[VLRM01]	F. VARELA, J. P. LACHAUX, E. RODRIGUEZ et J. MARTINERIE : The brainweb : phase synchronization and large-scale integration. <i>Nat Rev Neurosci</i> , 2(4):229–239, Apr 2001.
[vLWSV78]	W. S. van LEEUWEN, G. WIENEKE, P. SPOELSTRA et H. VERSTEEG : Lack of bilateral coherence of mu rhythm. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 44(2):140–146, Feb 1978.

[VOP87]	F. VAZ, P. G. De OLIVEIRA et J. C. PRINCIPE : A study on the best order for autore- gressive eeg modelling. <i>Int J Biomed Comput</i> , 20(1-2):41–50, Jan 1987.
[VS91]	L. VINCENT et P. SOILLE : Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations. <i>IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence</i> , PAMI-13(6):583–598, juin 1991.
[WA65]	D. O. WALTER et W. R. ADEY : Analysis of brain-wave generators as multiple statistical time series. <i>IEEE Trans Biomed Eng</i> , 12:8–13, Jan 1965.
[Wal63]	D. O. WALTER : Spectral analysis for electroencephalograms : mathematical determina- tion of neurophysiological relationships from records of limited duration. <i>Exp. Neurol.</i> , 8:155–181, 1963.
[Wic94]	M. V. WICKERHAUSER : Adapted Wavelet Analysis, from Theory to Software. A. K. Peters, Boston, 1994.
[Wig32]	E. P. WIGNER : On the quantum correction for thermodynamic equilibrum. <i>Phys. Rev.</i> , 40:749–759, 1932.
[WM03]	S. WEISS et H. M. MUELLER : The contribution of EEG coherence to the investigation of language. <i>Brain Lang</i> , 85(2):325–343, May 2003.
[WMS ⁺ 05]	Sabine WEISS, Horst M MUELLER, Baerbel SCHACK, Jonathan W KING, Martha KU- TAS et Peter RAPPELSBERGER : Increased neuronal communication accompanying sentence comprehension. <i>Int J Psychophysiol</i> , 57(2):129–141, Aug 2005.
[WSG84]	W. Van WINSUM, J. SERGEANT et R. GEUZE : The functional significance of event-related desynchronization of alpha rhythm in attentional and activating tasks. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol</i> , 58(6):519–524, Dec 1984.
[YSN97]	S. S. YOUNG, P. D. SCOTT et N. M. NASRABADI : Object recognition using multilayer hopfield neural-network. <i>IEEE Trans. Image Processing</i> , 6(3):357–372, mars 1997.
[Zad77]	L.A. ZADEH : <i>Classification and Clustering</i> , chapitre Fuzzy Sets and Their Application to Classification and Clustering. J. van Ryzin ed. New York : Academic Press, 1977.
[Zek92]	S. ZEKI : The visual image in mind and brain. Sci Am, 267(3):68–76, Sep 1992.
[Zet78]	L. H. ZETTERBERG : Recent advances in eeg data processing. <i>Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl</i> , 34:19–36, 1978.

Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence

Résumé Les différents cadres théoriques étudiés m'ont permis de proposer d'une part, une méthode d'extraction dynamique des informations contenues dans les signaux EEG et d'autre part, une méthode d'analyse basée sur l'appariement de graphes construits à partir de ces informations. Les signaux EEG sont des signaux à haute complexité. Ils évoluent simultanément dans six dimensions. En effet, ils sont caractéristiques de l'activité électrique cérébrale qui évolue en temps, en fréquence, en énergie, dans l'espace et qui subit aussi des modifications intra et inter-individus. L'ensemble de ces dimensions est intégré dans une modélisation par graphe basée sur une analyse temps-fréquence (ondelette de Morlet complexe). Afin de réduire la quantité de données et de cibler l'analyse, nous segmentons les bouffées d'énergies, informations principales de la carte temps-fréquence. Cette segmentation utilise des techniques de seuillage adaptatif basé sur les algorithmes de minimisaton de Brent et de partage des eaux. Les bouffées d'énergie sont ensuite caractérisées par un ensemble de paramètres tels que la position, la forme ou encore l'énergie moyenne. La structuration de ces paramètres se fait par la construction d'un graphe orienté et valué. Afin de comparer et d'analyser l'activité cérébrale, nous apparions les graphes modélisant les signaux EEG. Une fonction de similarité, estimant la ressemblance entre graphes et l'algorithme d'assignement gradué de Gold permettent de caractériser le transfert d'information d'une aire neuronale à une autre, les variations rythmiques des neurones et la taille de la population neuronale mobilisée pour effectuer la tâche demandée.

Methodology of neuronal synchronization study in EEG signals with the use of time-frequency information graphs

Abstract In this work, we propose first, a dynamic extraction of EEG signals features and second, an analysis method based on EEG features graphs matching. EEG signals have a high complexity. They are in six dimensions : brain electrical activity changes over time, frequency, energy and space dimensions. This activity is subject to intra and inter variations. We catch all these dimensions within a graph built from time-frequency information (complex Morlet wavelet). In order to reduce the data quantity and refine the analysis, we segment the bursts from the time-frequency map. This segmentation is based on an adaptive threshold with Brent minimization and watershed algorithm. Then, the bursts are characterized by a set of parameters such as position, shape or averaged energy. These parameters are structured by a oriented valuated graph. To analyse cerebral activity, graphs are matched together with the use of a similarity fonction and the Gold algorithm. The neural population size.

Discipline : traitement du signal et des images.

Mots clés : EEG, synchronisation neuronale, analyse cognitive, analyse temps-fréquence, fonction de cohérence, modélisation, graphe d'attributs, appariement de graphes.

Montaine Bernard

Laboratoire Signal Image Communication Bât. SP2MI - Téléport 2, Boulevard Marie et Pierre Curie BP 30179 86962 Futuroscope Chasseneuil Cedex