

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université des Sciences et de la Technologie d'Oran
Mohamed BOUDIAF

Faculté de Génie Electrique
LABORATOIRE DE RECHERCHE EN SYSTEMES INTELLIGENTS
ECOLE DOCTORALE « NTIC & Systèmes Intelligents et Robotique »
Mémoire en vue de l'obtention du diplôme de magister
Option : **Systèmes Intelligents et Robotique (SIR)**

Présenté par :

Melle DJELLOUL KHEIRA

Thème :

Localisation de Source pour une Interface Cerveau-Machine

Soutenu devant le jury composé de :

Président :	Mr A. LOUKIL	(M.C., USTO)
Encadreur :	Mr. N. BERRACHED	(Professeur, USTO)
Examineur :	Mr. A. AHMED TALEB	(Professeur, U. Valenciennes)
Examineur :	Mme F. Hendel	(M.C, USTO)
Invitée :	Mme Z. Chalabi	(C.C, USTO)

Date de soutenance : 09/05/2011

Remerciements

Je remercie *Allah* tout puissant de m'avoir donné la force et le courage d'établir ce travail.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur N. Berrached, Directeur du Laboratoire de Recherche en Systèmes Intelligents, « LARESI », de l'USTO qui, en tant que Directeur de mémoire, s'est toujours montré à l'écoute et pour sa disponibilité à encadrer ce travail à travers ses critiques et ses propositions d'améliorations, ainsi que pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu me consacrer et sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu le jour et aussi de m'avoir fait confiance tout au long de mes travaux.

Je remercie en particulier, Mr le Professeur A. Ahmed Taleb, de l'Université de Valenciennes, pour l'intérêt qu'il porte aux travaux de notre laboratoire et d'avoir accepté malgré toutes ses occupations de participer à ce jury.

Je remercie tout particulièrement Monsieur A. Loukil, d'avoir accepté de présider mon jury, ainsi que Maître de conférences à l'USTO, et Mmes, F. Hendel, Maître de conférences à l'USTO, et Mme Z. Chalabi qui ont accepté de juger ce travail et d'en être les examinateurs.

A tous les enseignants pour leurs enseignements.

Mes remerciements vont également à tous mes collègues et à toute personne qui a contribué à la réalisation de ce travail.

Merci à tous.

Dédicace

Je voudrais dédier cet humble travail aux deux personnes que j'aurais tant aimé voir assister à ma soutenance : mon cher papa et ma chère grand-mère qui nous ont quitté à jamais. Ils ont veillé à ce que je sois ce que je suis devenu maintenant.

A mon adorable mère qui m'a beaucoup donné, qui a toujours été là pour moi avec son soutien et ses prières. En toi, je vois la maman parfaite, toujours prête à se sacrifier pour le bonheur de ses enfants. Merci pour tout Maman.

A la mémoire de monsieur M.Benchehida ancien chef du département informatique – de l'Université de Mostaganem

A mes chers frères : Mansour, Makhoulf , Mohamed et mes adorables sœur Touria, Fouzia, Malika et Karima pour leur soutien moral.

A mon très cher oncle Ammour Houcine.

A mes chères nièces et à mes chers neveux.

A tous mes amis et à ceux qui ont été à mes côtés jusqu'à aujourd'hui.

A tous ceux qui m'aiment.

Résumé

Les Interfaces Cerveau-Machine (ICM) sont des dispositifs permettant d'instaurer un canal de communication entre le cerveau humain et le monde extérieur sans utiliser les voies usuelles nerveuses et musculaires. Le développement de tels systèmes se situe à l'interface entre le traitement du signal, l'apprentissage statistique et les techniques d'extraction de caractéristiques et la neurophysiologie.

Dans cette thèse, nous avons réalisé et étudié un dispositif d'Interface Cerveau- Machine non invasif asynchrone, c'est-à-dire capable d'identifier des actions mentales associées à des tâches motrices ou cognitives imaginées sans synchronisation sur un événement contrôlé par un système externe. Celui-ci est basé sur l'analyse en temps réel de signaux électro-encéphalographiques (EEG) issus d'électrodes disposées à la surface de la tête d'un sujet humain.

Du point de vue méthodologique, nous avons implémenté plusieurs techniques sur nos signaux EEG, comprenant : **1)** l'utilisation directe du signal issu des capteurs EEG pour réaliser une interface cerveau machine non invasif asynchrone, **2)** l'implémentation des méthodes pour trouver les secteurs du cerveau responsables des signaux EEG mesuré à la surface de la tête, résolvant ainsi deux grands problèmes (le problème directe et le problème inverse) et **3)** proposition d'un algorithme d'extraction de caractéristiques pour les interfaces cerveau machine, qui utilise des modèles inverses ainsi que le concept de Régions d'Intérêt (ROI), et qui peut identifier qu'elles sont les ROIs pertinentes pour discriminer des classes, ainsi que les bandes de fréquences dans lesquelles ces régions réagissent.

Nos résultats montrent que la reconstruction préalable de l'activité corticale par problème inverse, ainsi que le concept de Régions d'Intérêt (ROI) permettent d'améliorer les performances du dispositif.

Mots clés : Interface cerveau-machine (ICM), problème inverse, localisation de source de l'activité électrique cérébrale, électroencéphalographie (EEG).

Table de matière

Liste des Figures et Tableaux	i
Introduction Générale	1

CHAPITRE I : Interface Cerveau Machine : Généralités & Etat de L'Art

Introduction	4
I. Quelques notions sur le cortex	4
II. Le neurone	5
III. Les techniques d'enregistrement d'activité cérébrale	6
IV. L'électroencéphalographie (EEG)	7
IV.1. La mesure des signaux EEG	10
IV.2. Les évènements détectables dans les signaux EEG	11
IV.2.1 Les potentiels évoqués	11
IV.2.2 Les stimuli intérieurs.....	12
V. Les Interface Cerveau Machine (ICM).....	13
V.1. ICM d'entrée et Sortie	14
V.2. ICM Dépendante et Indépendante	14
V.2.1. ICM Dépendante.....	14
V.2.2. ICM Indépendante	14
V.3. ICM Invasive et non-invasive	14
V.3.1. ICM Non-invasive	14
V.3.2. ICM Invasive	15
V.4. ICM Synchrones et Asynchrones	15
V.4.1. ICM Asynchrones	15
V.4.2. ICM Synchrones	16
VI. Fonctionnement Général d'une ICM	16
VI.1. Mesure de l'activité cérébrale	17
VI.2. Prétraitement	17
VI.3. Quantification ou Extraction de caractéristiques	18
VI.4. Classification	18
V.4.1. L'analyse discriminante linéaire (LDA)	19

V.4.2. Séparateurs à vastes marges (Support Vector Machines)	19
V.4.3. Les réseaux de neurones	19
V.4.4. Système d'inférence flou	19
VI.5. Traduction en commande	19
VI.6. Retour perceptif	20
VII. Difficultés techniques d'une ICM	20
VII.1. L'humain.....	20
VII.2. Mesure de l'activité cérébrale	20
VII.3. Identification des signaux	21
VII.4. Application	21
VII.5. Feedback	21
VIII. Les applications des ICM	21
VIII.1. Les applications ICM médicales Robotique	22
VIII.1.1. Contrôle de prothèses robotisées	22
VIII.1.2. Un fauteuil roulant commandé par la pensée	23
VIII.1.3. Contrôle d'un bras robotisé	23
VIII.1.4. Machine à écrire mentale	24
VIII.2. Autres Applications	25
VIII.2.1. Un navigateur web	25
VIII.2.2. Les jeux vidéo	25
VIII.2.3. Le ping-pong cérébral	25
VIII.2.4. La réalité virtuelle	26
VIII.3. Le Projet OpenVibe.....	27
VIII.4. Le Projet ICM au LARESI USTO	28
IX. Problématique	29
Conclusion	29

CHAPITRE II : ICM Asynchrone : Méthode & Résultat

I. Mouvement de main	30
II. Le schéma synoptique de notre ICM Asynchrone	31
III. Source de la base de données	31

IV. Extraction des caractéristiques	33
IV.1. L'information pertinente dans l'EEG (Les Rythmes)	33
IV.1.1. Les Ondelettes	34
IV.1.1.1. Théorie Général des Ondelettes	34
V. Classification	36
VI. Traduction en une commande	38
Conclusion	40

CHAPITRE III : Localisation de source de l'activité électrique cérébrale : Méthode & Résultat

Introduction	42
I. Modélisation de l'activité électrique cérébrale	43
I.1. Modélisation des sources	43
I.2. Modélisation de la géométrie de la tête	43
II. Principe de la localisation de source	45
III. Problème direct	45
IV. Modèle de tête	46
IV.1. Modèle sphérique	46
IV.1.1. Solution analytique	46
IV.1.2. Résultat pratique pour une solution analytique avec une seule sphère	48
IV.1.3. Résultat pratique pour une solution analytique avec trois sphères	50
IV.2. Modèles de têtes réalistes	52
IV.2.1. La méthode des intégrales de surface (BEM)	53
IV.2.1.1. L'approche de centre de masse	54
IV.2.1.1.1. Résultat pratique	56
IV.2.1.2. L'approche par interpolation linéaire	56
IV.2.1.2.1. Résultat pratique	62
V. Comparaison entre le modèle sphérique et le modèle réaliste	63
VI. Problème Inverse	64
VI.1. Un problème mal posé	64
VI.2. Méthodes pour le problème inverse en EEG	65
VI.2.1. Méthodes distribuées	65

VI.2.2. Méthode de norme minimale	66
IV.2.2.1. Résultat pratique	67
VI.2.3. Méthodes dipolaire	67
IV.2.3.1. Résultat pratique	69
Conclusion	69

CHAPITRE IV : ICM alliée à la localisation de source :
Méthode & Résultat

Introduction	71
I. Interfaces cerveau-ordinateur et modèles inverses : (Un Etat- de -l'art)	71
II. Principe générale	73
II.1. Architecture générale de l'algorithme	74
III. Jeux de données EEG Utilisés.....	75
III.1. Positionnement des 28 Electrodes de notre épreuve selon le système 10-20 ...	75
IV. Reconstruction des sources	76
IV.1. Problème directe	76
IV.2. Analyse de données	78
IV.3. Problème Inverse	81
V. Clustering	82
V.1. Kmeans	83
VI. Fusion	87
VII. Classification	89
Conclusion	90
Conclusion Générale	91
Perspectives	93

Bibliographie

Table de Figure

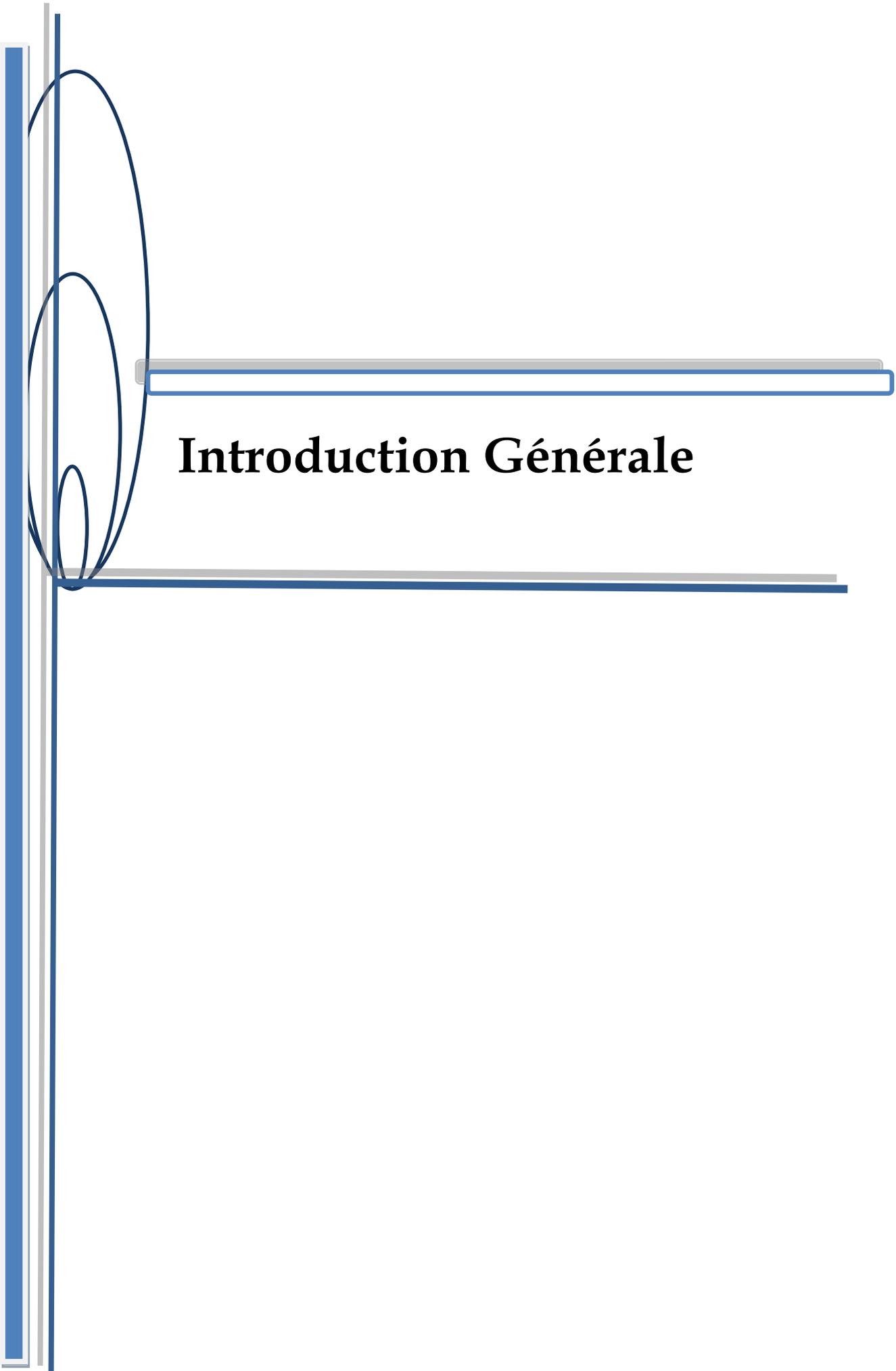
I.1	Organisation anatomo-fonctionnelle du cortex humain sur une vue latérale de L'hémisphère gauche du cortex.....	5
I.2	Schéma d'un neurone.....	6
I.3	Hans Berger, le père de l'électroencéphalogramme	7
I.4	Casque EEG	8
I.5	Electrode autocollante	8
I.6	Schéma d'un montage EEG traditionnel	8
I.7	Signaux EEG numérisé	8
I.8	Positions et noms des 10-20 électrodes internationales de système	9
I.9	Exemple d'onde P300.....	11
I.10	Structure d'une interface cerveau-ordinateur	13
I.11	ICM technique "non invasive" (Casque équipé d'électrodes EEG).	14
I.12	ICM technique "invasive".....	15
I.13	Schéma général de fonctionnement d'une ICM	16
I.14	La localisation spatiale de la main gauche et de la main droite..	18
I.15	Contrôle d'une prothèse par une ICM	22
I.16	Fauteuil roulant Commandé par la pensée.....	23
I.17	Un Bras robotisé	24
I.18	Ecrire par la pensée.....	25
I.19	Ping-pong cérébrale	26
I.20	Environnement virtuel	26
I.21	Projet OpenVibe.....	27
I.22	Etape pour la réalisation d'interface cerveau machine (LARESI).....	28
I.23	Interface (LARESI).....	28
II.1	Schéma de mouvement de main droite	30
II.2	Schéma synoptique de notre application envisagé	31
II.3	Format des données utilisées	32
II.4	Les différents rythmes du cerveau dans les signaux EEG.....	33
II.5	Matrice de coefficients d'ondelette pour le signal C3.....	35
II.6	Matrice de coefficients d'ondelette pour le signal C4.....	35

II.7	Robot Mentor à 5 dll.....	38
II.8	Organigramme de la chaine de traitement pour réaliser une ICM.....	39
II.9	Interface Graphique en C++ de notre ICM	40
III.1	Reconstruire les sources neuronales \vec{j} à l'origine des signaux EEG mesurés en surface	42
III.2	Le dipôle de courant.....	43
III.3	Le Modèle Sphérique	44
III.4	Modèle réaliste de la tête.....	44
III.5	Formalisme de la construction de source	45
III.6	Modèle de tête sphérique.....	46
III.7	Interface graphique de notre application.....	48
III.8	Interface des méthodes de Problème direct.....	48
III.9	Valeur EEG simulée avec une seule sphère	49
III.10	Interface de généralisation de la solution analytique sphérique.....	50
III.11	Interface de solution analytique à trois sphères.	51
III.12	Interface de la généralisation de la solution analytique à trois sphères.....	52
III.13	Organigramme de l'approche centre de masse de la méthode BEM	55
III.14	Interfaces de l'approche de centre masse	56
III.15	Organigramme de l'approche d'interpolation linéaire pour la méthode BEM	62
III.16	Interface de l'approche d'interpolation linéaire	63
III.17	Organigramme de résolution du Problème Inverse.....	68
III.18	Interface graphique pour résoudre le problème inverse	69
IV.1	La localisation de source et les ICM.....	73
IV.2	Organigramme à suivre pour notre ICM	74
IV.3	Positionnement des 28 électrodes sur différentes faces de la sphère	75
IV.4	Modèle de tête choisie.....	76
IV.5	Positionnement des dipôles.....	76
IV.6	Organigramme de problème direct	77
IV.7	Interface Graphique.....	77
IV.8	Figure d'interface de chargement des signaux EEG.....	78
IV.9	Résultat de la transformation en ondelettes	78
IV.10	Format des résultats obtenus	79
IV.11	Organigramme pour l'analyse de signaux.	80
IV.12	Signal EEG obtenu	80

IV.13	Traitement de problème inverse.....	81
IV.14	Format de la matrice P des positions des sources.	81
IV.15	Organigramme de problème Inverse.....	82
IV.16	Application de la méthode K-means	83
IV.17	Clustering.....	84
IV.18	les positions associées à (f=13 Hz) de (t=1 ...t=50).....	84
IV.19	les positions associées à (f=14 Hz) de (t=1 ...t=50).....	84
IV.20	Résultat d'algorithme kmeans pour f=13 Hz.....	85
IV.21	Résultat d'algorithme kmeans pour f=14 Hz.....	85
IV.22	Interface qui présente un exemple de résultat de clustering	85
IV.23	Résultat d'algorithme de clustering pour f=13 Hz.....	86
IV.24	Résultat d'algorithme de clustering pour f=14 Hz.....	86
IV.25	Organigramme de clustering.....	86
IV.26	Résultat de fusion des fréquences 13 Hz et 14 Hz	87
IV.27	Organigramme de fusion.....	88
IV.28	Résultat de fusion f=13..... 28 Hz.....	88
IV.29	Sources ∈ hémisphère Gauche (Classe droite)	89
IV.30	Sources ∈ hémisphère Droite (Classe gauche)	89
IV.31	Résultat global et déplacement du curseur.....	90

Liste des Tableaux

II.1	Composant de la base de données.	34
II.2	Etat mental et sa commande associée.....	40



Introduction Générale

Introduction Générale

Cette étude concerne l'utilisation de la localisation de sources dans une interface cerveau machine en vue d'améliorer ses performances

Certains patients atteints par un accident vasculaire cérébral grave restent dans un état de paralysie musculaire complète. Un handicap moteur très sévère qui n'atteint pas leurs facultés mentales (le cerveau), mais leur interdit toute communication avec leur entourage. Ceci a poussé les chercheurs à trouver une approche (système) pour contrôler le milieu environnant juste par la pensée. Les interfaces Cerveau-Machine (ICM) ou Brain Computer Interfaces (BCI) sont l'approche qui semble actuellement la plus prometteuse pour pallier cet handicap.

Ces interfaces permettent à leurs utilisateurs d'envoyer des commandes à des ordinateurs uniquement par le biais de leurs pensées, en produisant différents types d'activité cérébrale.

Les applications des ICM concernent principalement les domaines de la réhabilitation et du handicap. Cependant, c'est un domaine qui nécessite une étude préalable sur le cerveau qui constitue l'une des structures organisées les plus complexes connues à ce jour. La simple énumération des chiffres suivants permet de s'en rendre compte, car le cerveau est constitué de 1000 milliards de neurones dont 10 milliards sont répartis sur les couches corticales les plus externes. Ces neurones sont reliés entre eux par environ 10^{12} connections synaptiques mettant en jeu pas moins de 10^{18} neurotransmetteurs à chaque seconde. Sachant que ces neurotransmetteurs sont eux même composés de toute une variété d'acides aminés, ceux sont environ 10^{24} molécules élémentaires qui participent au traitement de l'information chaque seconde. La compréhension de cette complexité et des incroyables fonctionnalités qu'elle engendre est devenue l'un des défis de la science moderne. Ces dernières années, les progrès de la physique nous ont apporté un bon nombre de moyens nouveaux pour observer le cerveau sans "interférer" avec son fonctionnement.

Ces différentes modalités d'observation mesurent toute grandeur physique dont la variation est une conséquence plus ou moins directe du "fonctionnement des neurones" tel que l'électroencéphalographie (EEG).

L'EEG est le moyen le plus utilisé, qui constitue le premier élément de la chaîne de mesure et de traitement d'une interface cerveau machine. Ce signal électro physiologique, obtenu à

l'aide d'électrodes placées sur le crâne, est capable d'enregistrer les changements d'activité électrique cérébrale en temps réel.

Un des problèmes majeurs de la conception d'une ICM est l'identification automatique du type (ou classe) d'activité cérébrale effectué par l'utilisateur. Pour remédier à ce problème, la très grande majorité des ICM existantes utilisent plusieurs méthodes et formalismes. Afin de réaliser les ICM les plus efficaces possibles, de nombreux algorithmes ont été explorés ces dernières années, les modèles inverses (localisation de source de l'activité électrique cérébrale) se sont avérées être des algorithmes prometteurs. De tels modèles peuvent calculer l'activité dans tout le volume cérébral, en utilisant uniquement les signaux EEG et un modèle de tête modélisant la conductivité dans le cerveau par un ensemble de dipôles. L'activité calculée ensuite dans quelques régions du cerveau peut fournir des caractéristiques efficaces pour les ICMs.

Dans cette thèse, nous proposons différentes étapes et méthodes pour classifier les données cérébrales en utilisant des algorithmes basés sur la localisation de source de l'activité électrique cérébrale ou plutôt la reconstruction de la source de l'EEG. Il s'agit de trouver les secteurs de cerveau responsables des signaux EEG mesurés à la surface de la tête. Nous montrons alors que ces algorithmes sont une méthode prometteuse et intéressante pour l'identification automatique des différents types d'activité cérébrale produits par les utilisateurs d'ICM.

Nous avons étudié et réaliser un dispositif d'Interface Cerveau Machine non invasif asynchrone, c'est à dire capable d'identifier des actions mentales associées à des tâches motrices imaginées sans synchronisation sur un événement de contrôle par un système externe. Celui-ci est basé sur l'analyse en temps réel des signaux EEG.

Ce travail est décrit en quatre parties.

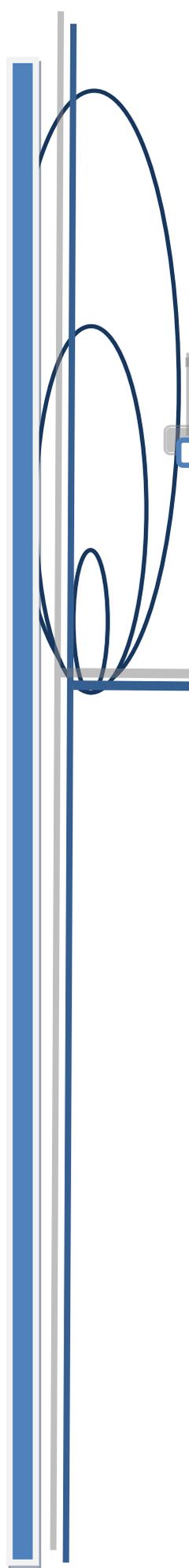
- ✚ La première partie aborde quelques notions sur le cortex et les cellules de traitement de l'information dans ce dernier (les neurones), et les principes de mesure de l'activité cérébrale qui s'appliquent aux signaux EEG exploités dans nos travaux. Ensuite on parlera des interfaces cerveau machine et on propose un état de l'art sur l'utilisation de ces interfaces.
- ✚ La deuxième partie présente les premiers résultats préliminaires obtenus dans le but de concevoir une interface cerveau machine asynchrone non invasive. Au cours de ces travaux, nous avons remarqué que l'on devait penser à utiliser d'autres

méthodes pour améliorer notre système (avoir plus de précision) et surtout avoir un taux de reconnaissance plus élevé.

- ✚ La troisième partie donne quelques généralités sur la localisation de source et sur le cheminement pour passer du problème direct au problème inverse. Nous abordons succinctement les principes fondamentaux de la localisation de source, puis les équations fondamentales du problème sont rappelées suivies d'un état de l'art sur les différentes approches de ce problème et les applications associées.
- ✚ La quatrième partie décrit l'utilisation de la localisation de source pour la conception d'une interface cerveau machine. Nous proposons aussi un algorithme d'extraction de caractéristiques pour ces interfaces. Cet algorithme utilise des modèles inverses ainsi que le concept de Régions d'Intérêt (ROI) qui est exposé et nous donnons les différents résultats obtenus.

Cette thèse soulève plusieurs défis scientifiques et techniques qui peuvent être regroupés selon trois axes de recherche :

- ✚ au niveau neurophysiologique, pour l'expérimentation et la validation de l'utilisation de marqueurs EEG.
- ✚ au niveau technologique, concernant la conception et le développement de nouvelles techniques de traitement du signal spécifiques à l'EEG.
- ✚ au niveau technologique, concernant l'interaction homme-machine et la mise au point de nouvelles techniques pour l'interaction avec l'environnement extérieur basées sur l'activité cérébrale.



Chapitre I

**Interface Cerveau Machine
Généralités & Etat de l'Art**

Introduction

Le cerveau est l'une des structures organisées les plus complexes connues à ce jour. Ces dernières années, les progrès de la physique nous ont apporté bon nombre de moyens nouveaux pour observer le cerveau sans "interférer" avec son fonctionnement. Ces différentes modalités d'observation, mesurent tout une grandeur physique dont la variation est une conséquence plus ou moins directe du "fonctionnement des neurones". Il est donc nécessaire d'avoir une compréhension minimale de certains mécanismes neurophysiologiques de base pour comprendre le fonctionnement et l'intérêt de ces modalités. [1]

Dans ce chapitre nous abordons les principes de mesure de l'activité cérébrale qui s'appliquent aux signaux EEG exploités dans nos travaux et nous passons en revue les conceptions principales des ICM et leurs applications. On donne d'abord quelques définitions liées à ICM. ensuite on passe en revue les méthodes et les techniques utilisées pour concevoir une ICM.

I. Quelques notions sur le cortex

La partie supérieure du système nerveux central, représentée Fig. I.1 est appelée cortex. C'est une couche de matière grise d'environ 5 cm d'épaisseur divisée en deux hémisphères. Chaque hémisphère est elle même composée de quatre lobes séparés par de grands "plis" : les sillons. On attribue au cortex une organisation anatomo-fonctionnelle ou certaines aires localisées correspondent à des modules spécialisés. [2]

- la partie avant du cortex (lobe frontal) supervise tous les processus qui sous-tendent l'action (décision, planification, exécution),
- les régions postérieures traitent les informations sensorielles : la vision dans l'aire occipitale, l'audition dans l'aire temporale et le toucher dans l'aire somatosensorielle,
- ces informations sont coordonnées par des aires dites "associatives" comme celles du cortex pariétal (voir figure I.1).

La matière du cortex est composée de neurones connectés entre eux par de nombreuses fibres nerveuses. En particulier, l'enveloppe du cortex, dite substance grise, est composée de différentes couches de neurones. Elle se différencie par son aspect de la substance blanche, à l'intérieur de cette enveloppe, qui n'est composée que de fibres nerveuses qui connectent entre elles les neurones des deux hémisphères cérébraux (gauche et droit). [2]

Au sein de ces aires neuronales, les informations se propagent grâce à des phénomènes de diffusion et de transfert ionique. D'un point de vue électromagnétique, l'activation d'un

neurone se traduit par des mouvements de charge générant un dipôle de courant microscopique. C'est l'activation simultanée de plusieurs millions de neurones voisins qui engendre un dipôle macroscopique générant un potentiel électrique détectable à la surface de la tête. [2]

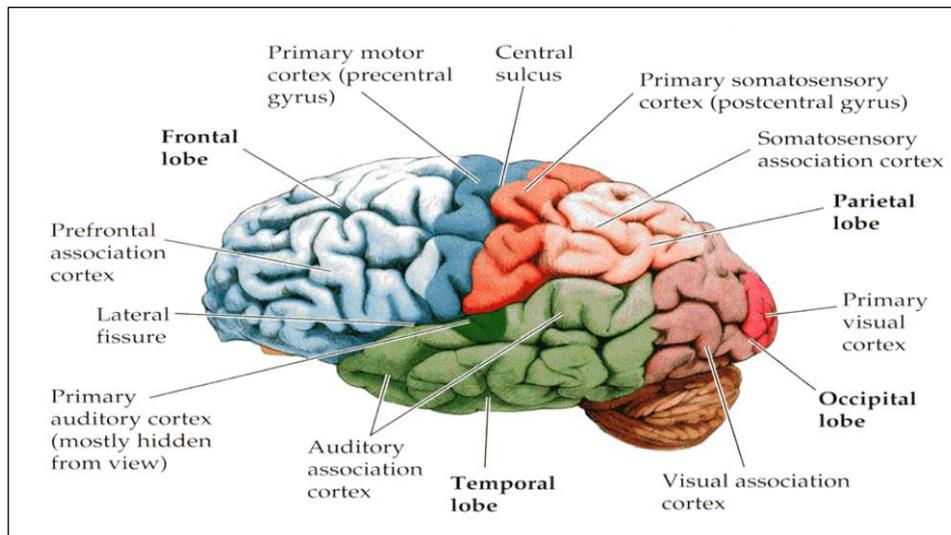


Fig. I.1- Organisation anatomo-fonctionnelle du cortex humain sur une vue latérale de l'hémisphère gauche du cortex : Image reprise de ([Http : //www.neuropsychopathologie.fr/downloads/structure_cerveau004.jpg](http://www.neuropsychopathologie.fr/downloads/structure_cerveau004.jpg)).

II. Le Neurone

Les cellules en charge du traitement de l'information au sein du cerveau sont les neurones. Fig. I.2. Il s'agit de l'unité fonctionnelle du système nerveux, ceux sont des cellules dont la taille varie de 5 à 150 μm . Leur structure de base est similaire à celles des autres cellules du corps, mais leur morphologie, la spécialisation moléculaire de leur membrane et la complexité fonctionnelle de leurs contacts synaptiques reflètent leur spécialisation : la communication intercellulaire. En effet, leur corps cellulaire émet des ramifications appelées dendrites, qui forment les sites de contacts synaptiques qu'établissent les terminaisons d'autres neurones. Les dendrites servent donc à la réception du signal neuronal. Le rôle du neurone est d'intégrer les informations ainsi reçues, et de les traduire via un prolongement particulier du corps du neurone : l'axone. L'axone est un prolongement cytoplasmique de la cellule nerveuse qui sert à la conduction du signal émis par le neurone

vers les dendrites d'autres neurones. Au cours de la maturation cérébrale, les axones du cortex sont myélinisés par les oligodendrocytes, permettant d'accélérer la transmission du signal. [3]

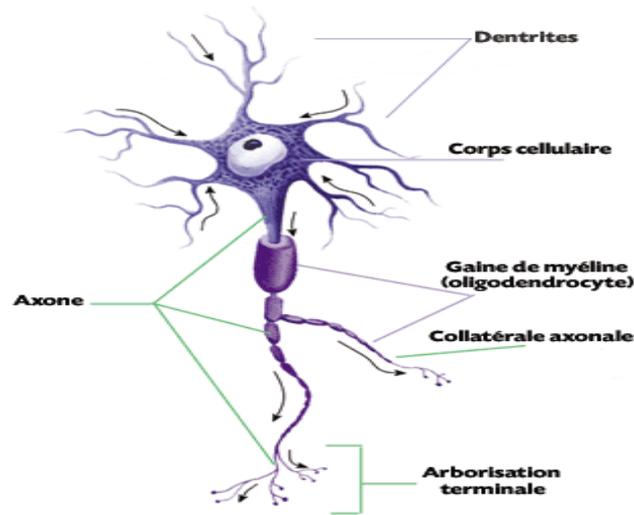


Fig. I.2- Schéma d'un neurone. [1]

L'information émise par les neurones est transmise le long de leurs axones par des potentiels d'action, et communiquée d'un neurone à l'autre par les synapses, qui connectent axones et dendrites. [3]

Parmi les différents types de neurones (étoilés, unipolaires, pyramidaux...) qui constituent le cortex, nous nous intéressons plus particulièrement aux neurones pyramidaux car ils sont les principaux acteurs de la genèse des potentiels électriques mesurés à la surface de la tête.

Les neurones pyramidaux se retrouvent dans plusieurs couches et constituent le seul type de neurone qui envoie des axones en dehors du cortex. Ils possèdent une grosse dendrite dite "apicale", qui se ramifie en remontant à travers les couches du cortex. Ils possèdent également d'autres petites dendrites qui partent de la base de la cellule et un axone qui peut être très long pour rejoindre des régions éloignées du système nerveux. Le potentiel généré par ces neurones peut être enregistré par différentes méthodes à la surface de la tête. [3]

III. Les techniques d'enregistrement de l'activité cérébrale

Les nouvelles techniques d'imagerie médicale permettent à l'heure actuelle d'accéder précisément à l'anatomie du cerveau (CT scan, Imagerie par Résonance Magnétique (IRM - MRI) ainsi qu'à l'activité cérébrale (Tomographie à Emission de Positrons (TEP - PET), imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf - fMRI), électroencéphalographie

(EEG), magnétoencéphalographie (MEG)). Ces dernières techniques, dites d'imagerie fonctionnelle, mesurent la variation des paramètres physiques et/ou physiologiques liés à la perception ou à la réalisation d'une tâche cognitive (tâches linguistiques, mémoire, reconnaissance de visages...) ou en relation avec un dysfonctionnement local cérébral, comme l'épilepsie par exemple.

Cependant, la méthode la plus utilisée est l'EEG. En effet, cette méthode est relativement bon marché, non envahissante, portable et fournit une bonne résolution de temps.

En conséquence, dans le domaine de recherche elle est utilisée pour réaliser des ICM pour l'aide aux handicapés moteurs. Comme elle est actuellement utilisée afin de diagnostiquer des foyers épileptiques, des tumeurs cérébrales, des lésions. Elle permet aussi de trouver l'origine de migraines, de problèmes d'étourdissements, ou encore de somnolence. [1]

IV. L'électroencéphalographie (EEG)

Il s'agit à la fois de la modalité la plus rudimentaire et de la plus ancienne. C'est en 1875 qu'un médecin anglais enregistra pour la première fois le potentiel électrique d'un cerveau. Ces premières expériences furent menées sur des lapins et des singes à même leur cortex. C'est en 1920 que le physiologiste allemand Hans Berger (Fig. I.3) commença son étude de l'EEG sur l'homme. [1]



Fig. I.3- Hans Berger, le père de l'électroencéphalogramme.

Ce signal est la mesure de l'activité bioélectrique cérébrale; il est obtenu à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu. Ces électrodes de quelques millimètres de rayon enregistrent les variations du potentiel électrique. Il existe plusieurs types d'électrodes, soit autocollantes et à usage unique représentée sur la Fig. I.5, soit fixée sur un casque élastique voir la Fig. I.4.



Fig. I.4- Casque EEG

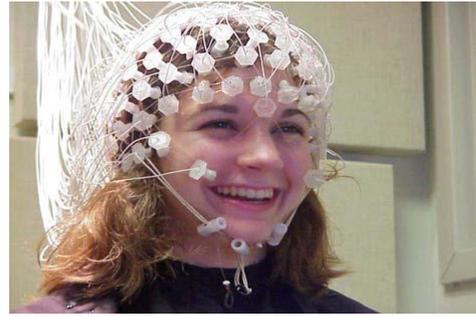


Fig. I.5- électrode autocollantes

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 connectées par des fils conducteurs à un amplificateur qui envoie les potentiels enregistrés soit vers un scripteur à plumes (EEG analogique, Fig. I.6), soit vers un ordinateur qui digitalise le signal pour un usage et un traitement ultérieurs (EEG numérisé, Fig. I.7)

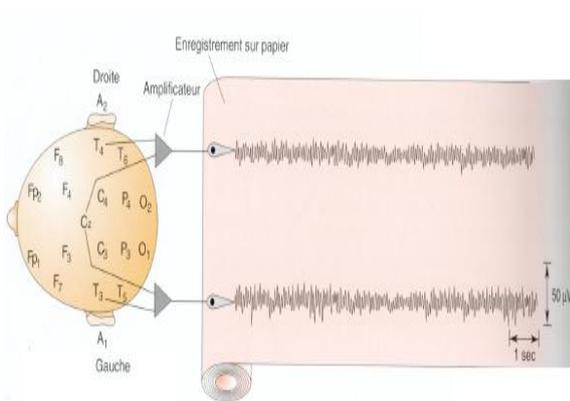


Fig. I.6- Schéma d'un montage EEG traditionnel

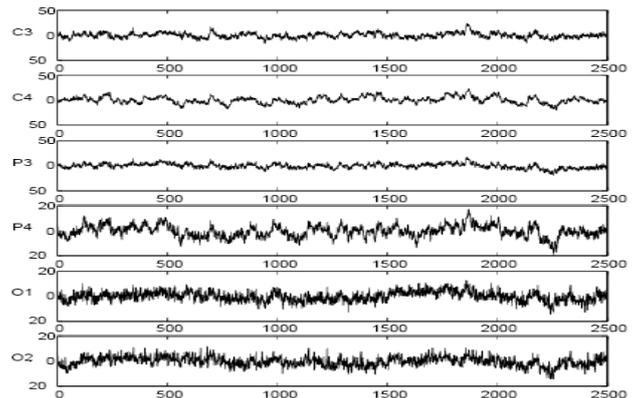


Fig. I.7- Signaux EEG numérisés

Elles sont disposées selon le système standard international 10-20 des placements des électrodes (voir Fig. I.8). Dans ce système, les points de référence sont le nasion (haut du nez) et l'inion (point saillant à la base arrière du crane). A partir de ces points, le périmètre du crâne est calculé. La localisation des électrodes est déterminée par des intervalles de 10% et 20 %. 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 des comparaisons inter-sujets.

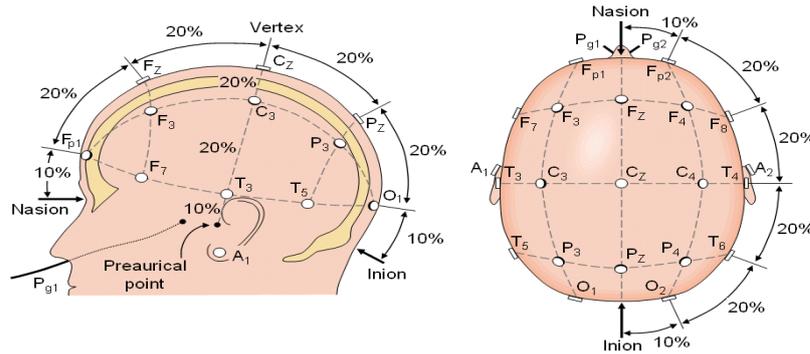


Fig. 1.8- Positions et noms des électrodes suivant le système international 10-20.

Chaque site de localisation d'une électrode est identifié par une lettre et un chiffre (nommés selon leur position). Les chiffres impairs (1, 3, 5, 7) font référence à l'hémisphère gauche et les chiffres pairs (2, 4, 6, 8) à l'hémisphère droit.

- Fp : préfrontales
- F : frontales
- T : temporales
- C : centrales
- P : pariétales
- O : occipitales

Le nombre d'électrodes dépend du protocole à réaliser. En recherche, il est fréquemment constitué au minimum de 64 électrodes.

Les fréquences des ondes cérébrales s'étendent de 0,25 Hz à environ 60 Hz. L'état de conscience de la personne (éveil, sommeil, ou rêve) a une importance déterminante sur la fréquence de l'EEG. On peut distinguer plusieurs profils de fréquences s'apparentant à différentes activités [4].

- les ondes DELTA, correspondant à un état de sommeil profond ou de coma, sont inférieures à 4 Hz,
- les ondes THETA, correspondant à une activité limbique (mémoire et émotions), sont comprises entre 4 et 8 Hz,
- les ondes ALPHA, qui sont émises par un sujet alerte, sans traitement actif de l'information, c'est-à-dire par exemple chez un individu ayant les yeux fermés, sont comprises entre 8 et 13 Hz,
- les ondes Mu, diminue avec le mouvement ou l'intention de mouvement, sont comprises entre 8 et 13 Hz.
- les ondes BETA, qui sont émises par un sujet alerte traitant activement de l'information, sont comprises entre 13 et 30 Hz,

- les ondes GAMMA, qui pourraient être reliées à la conscience, sont comprises entre 30 et 35 Hz.

L'EEG ainsi réalisé permet d'obtenir un tracé représentant des différences de potentiels (en mV) en fonction des régions du scalp. Les variations de tracé correspondent à la mise en synchronisation (ou à l'arrêt de synchronisation) dans le temps et l'espace d'ensembles de cellules comportant au minimum environ 10⁵ neurones dans quelques mm³ de cortex, telles que les colonnes fonctionnelles décrites plus haut. L'amplitude de ces variations représente l'intégrale des densités de courants dans la colonne considérée. [5]

IV. La mesure des signaux EEG

Plusieurs difficultés existent lors de l'acquisition d'un signal EEG avec des électrodes de surface :

- la faible amplitude du signal mesuré (de 10 à 100 μ V),
- le bruit de mesure, dû à l'éloignement des sources; la qualité du signal EEG recueilli est testée en mesurant l'impédance de l'ensemble constitué par chaque électrode et son câble, qui doit être inférieure à 10 k Ω , voire à 5 k Ω pour que les signaux soient interprétables.
- la présence d'artefacts :
 - ❖ ils peuvent être d'origine corporelle, c'est-à-dire dûs à des mouvements oculaires, aux activités musculaires, respiratoires et cardiaques, au mâchonnement, à la déglutition, à la toux...De plus, il ne faut pas oublier qu'il existe des pensées parasites qu'il est difficile de contrôler.
 - ❖ Les artefacts peuvent aussi être d'origine extracorporelle; ils peuvent être induits par l'environnement immédiat, dépendant de l'isolement électrique

L'acquisition d'un signal EEG comporte plusieurs étapes :

- ❖ la mesure de l'activité bioélectrique au moyen d'un casque à électrodes
- ❖ l'amplification du signal (par un facteur 1000 au moins), le signal initial étant de l'ordre du μ V, afin d'obtenir des mV, voire des V.
- ❖ le filtrage du signal (filtrage passe-bas avec fréquence de coupure à 100 Hz)
- ❖ la conversion analogique-numérique dans le but de traiter le signal par un ordinateur.

IV.1. Les événements détectables dans les EEG

IV.1.1. Les potentiels évoqués

Lorsqu'on s'intéresse aux événements caractéristiques et détectables dans les EEG, une première solution consiste à provoquer des événements au moyen de stimuli extérieurs (des images défilant rapidement par exemple): il s'agit des potentiels évoqués (PE) que l'on peut définir comme des réponses électro-physiologiques à des stimulations sensorielles. Nous nous intéressons plus particulièrement aux PE visuels qui sont plus amples, donc plus faciles à extraire. Il existe plusieurs types de PE, par exemple l'onde « P300 » qui est une onde positive qui survient lorsqu'un sujet a détecté un stimulus attendu et imprévisible.

Le « P » signifie que le signal est positif et « 300 » précise que le pic est obtenu 300 ms après l'événement. De même, on utilise la lettre « N » pour des pics négatifs.

- La MMN, ou négativité de discordance (*mismatch negativity*), est observée lorsqu'un stimulus déviant est inséré au sein d'une série régulière de stimuli identiques.
- La N400 est liée au traitement linguistique, au contenu ou représentation sémantique. Elle reflète la force de l'association à laquelle un concept est relié dans un contexte sémantique.
- L'onde P300 : Fig. I.9, il s'agit d'un signal électrique produit par le cerveau en réponse à une stimulation; plus particulièrement, le fait qu'il s'agisse d'un potentiel positif culminant à 300 ms après la stimulation la rend facilement détectable. Par exemple, on présente à l'utilisateur plusieurs choix (par exemple plusieurs images), et lorsque celui qui lui convient apparaît, le simple fait de vouloir le sélectionner augmente la tension électrique du cerveau d'une manière plus facilement mesurable que son activité habituelle ne le permet.

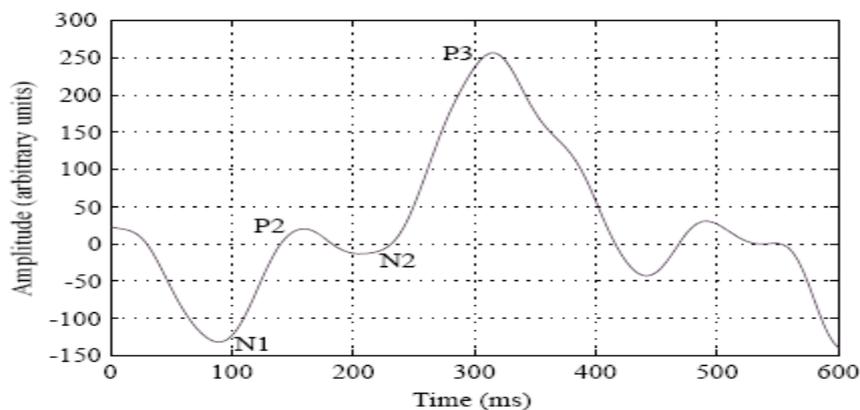


Fig. I.9 - Exemple d'onde P300

IV.1.2. Les stimuli intérieurs

Le sujet peut provoquer lui-même les événements à détecter (par contraction d'un muscle, ou par mouvements imaginaires). L'intérêt des stimuli intérieurs est que le sujet va pouvoir agir par lui-même et à tout moment sur une commande, contrairement aux potentiels évoqués où il ne fait que réagir à un stimulus.

Les contractions musculaires provoquent des variations d'amplitude assez importantes pour être facilement détectées. On peut donc imaginer utiliser les contractions de différents muscles, chacune correspondant à une commande différente. Chaque contraction pourrait être identifiée en observant les signaux EEG provenant des électrodes situées aux endroits où la contraction a provoqué une variation d'amplitude.

Ainsi, la connaissance des voies sur lesquelles un événement a été détecté permettrait d'identifier le muscle contracté, et donc la commande demandée.

Par exemple, on peut considérer 2 événements :

- L'événement 1 consistant à la stimulation de l'hémisphère droit du cerveau, par mouvement de la partie gauche de son corps par exemple.
- L'événement 2 consistant à la stimulation de l'hémisphère gauche du cerveau, par mouvement de la partie droite de son corps.

Alors on peut imaginer pouvoir déplacer un curseur sur un écran, l'événement 1 déplaçant le curseur vers la gauche, le 2 vers la droite, et la combinaison simultanée des 2 événements permettant de cliquer.

- ❖ Une difficulté dans l'utilisation des stimuli intérieurs est de différencier plusieurs événements. Il est difficile de contracter un seul muscle en relâchant tous les autres, et la réalisation d'un mouvement sollicite en général plusieurs muscles. Le simple fait de se tenir assis ou de maintenir sa tête droite entraîne la contraction de multiples muscles. De plus, de nombreux artefacts oculaires dégradent le signal, étant donné qu'il est très difficile, voire impossible de contrôler ces clignements des yeux.
- ❖ Il faut donc utiliser des mouvements relativement simples afin d'espérer pouvoir les détecter. Il est aussi possible de travailler avec des mouvements imaginaires, ce qui peut être intéressant pour l'utilisation par des personnes handicapées. Cela demande beaucoup d'entraînement, mais des résultats encourageants ont déjà été obtenus.
- ❖ Les stimuli intérieurs semblent donc être un moyen efficace pour détecter plusieurs événements différents, c'est pourquoi nous avons choisi de les exploiter dans nos mesures expérimentales et nos travaux dans ce qui suit.

V. Les Interfaces Cerveau Machine (ICM)

Certains patients victimes d'un accident vasculaire cérébral grave restent dans un état de paralysie musculaire complète (un handicap qui n'atteint pas leurs facultés mentales), mais qui leur interdit toute forme de communication avec leur entourage. C'est pour cela que les chercheurs ont pensé à un système (Fig. I.10) qui les aide à communiquer avec leur entourage seulement par la pensée. Les ICM sont l'approche qui semble actuellement la plus prometteuse pour pallier cet handicap [6].

Le concept d'ICM est apparu il y a une quinzaine d'années pour définir un système qui instaure un canal de communication entre le cerveau et le monde extérieur sans utiliser les voies usuelles nerveuses et musculaires.

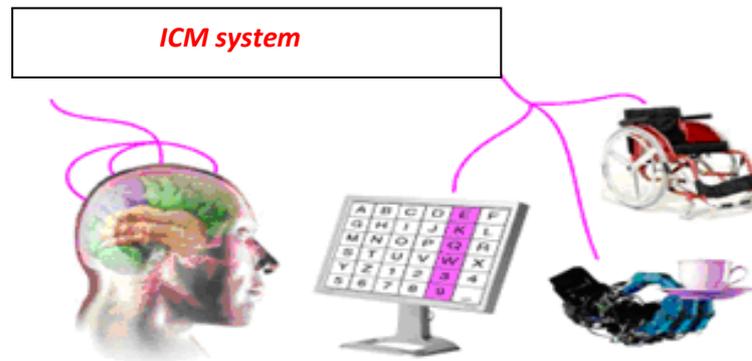


Fig. I.10 - Structure d'une interface cerveau-ordinateur.

Les messages et les commandes envoyés par une ICM sont codés dans l'activité du cerveau de l'utilisateur. Ainsi, l'utilisateur d'une ICM "produit" différents états mentaux (alternativement, nous pouvons dire qu'un utilisateur exécute une tâche mentale ou produit un signal neurophysiologique donné) tandis que son activité de cerveau est mesurée et traitée par le système. Traditionnellement, dans une ICM, l'activité cérébrale de l'utilisateur est enregistrée, analysée et traduite en commandes destinées à la machine.

Les dispositifs d'ICM sont ainsi destinés en particulier à la palliation de l'handicap et peuvent être divisés en plusieurs catégories ; on distingue ainsi :

V.1. ICM d'entrée et ICM de sortie.

Cette distinction sépare respectivement les interfaces qui transmettent une information issue de l'environnement vers le cerveau, comme les prothèses auditives ou oculaires (entrée), et les interfaces qui communiquent un signal de commande du cerveau vers un dispositif externe (sortie). Nous nous restreignons ici au cas des ICM de sortie.

V.2. ICM Dépendante et Indépendante.

V.2.1. ICM Dépendante

Une ICM dépendante est une ICM qui exige un certain niveau de commande moteur du sujet. Elle est très intéressante pour les personnes en bonne santé, afin d'employer les jeux visuels par exemple. D'ailleurs, une telle ICM peut être plus confortable et plus facile à employer. On peut dire aussi que les ICM dépendantes peuvent exploiter des signaux auxiliaires comme le clignement des yeux.

V.2.2. ICM Indépendante

Une ICM indépendante n'exige aucune commande moteur. Par exemple, certaines ICM exigent que l'utilisateur puisse commander son regard fixe. Afin d'aider les personnes handicapées qui n'ont aucune commande moteur on peut dire aussi que les ICM indépendantes utilisent exclusivement les signaux du système nerveux central.

V.3. ICM Invasive et Non-invasive

L'activité cérébrale peut être enregistrée soit d'une manière non-invasive (non intrusive) à l'aide d'un ensemble d'électrodes placées sur le cuir chevelu ou d'une façon invasive (intrusive) en utilisant une grille d'électrodes placées à la surface du cortex.

V.3.1. ICM Non-invasive

Elle concerne les techniques dites "**non invasive**". Schématiquement, il s'agit de capteurs, en général placés sur la tête, qui enregistrent les ondes cérébrales et les transmettent, après décodage, à un ordinateur (voir Fig. I.11). Le procédé s'appuie le plus souvent sur l'EEG.



Fig. I.11- ICM technique "**non invasive**" (Casque équipé d'électrodes EEG).

V.3.2. ICM Invasive

La seconde famille d'ICM est dite "**invasive**" et consiste à introduire chirurgicalement des composants électroniques, soit connectés au système neuronal, soit directement implantés dans le cerveau (voir Fig. I.12), pour associer des mouvements à des impulsions électriques.



Fig. I.12 - ICM technique "*invasive*".

Dans le cas des techniques non invasives, le problème d'une mauvaise résolution du signal à cause de son atténuation par les tissus et os crâniens a souvent été souligné. La forme ronde du crâne vient également entraîner une dispersion et un brouillage des ondes électromagnétiques créées par les neurones. Ainsi, même si les ondes peuvent tout de même être détectées, il est plus difficile, par rapport aux méthodes invasives, de déterminer le secteur du cerveau qui les a créées ou les actions générées par différents neurones, d'autant plus que plusieurs régions différentes du cerveau peuvent réagir au même événement.

Par ailleurs, la méthode non invasive nécessite un entraînement intensif du sujet à la maîtrise de cette technologie.

V.4. ICM Synchrones et Asynchrones

V.4.1. ICM Asynchrones

Lors de l'utilisation d'une ICM asynchrone, l'individu interagit avec le système quand il le décide, en modifiant de façon volontaire son activité cérébrale. L'ICM détecte cette modification dans les signaux EEG et la transforme en commandes. Habituellement, dans les ICM asynchrones, les signaux de commande sont continus, ce qui signifie qu'ils permettent un contrôle progressif des éléments présents dans l'interface, par exemple la position d'un curseur.

V.4.2. ICM Synchrones

Dans une ICM synchrone, ce n'est pas l'activité spontanée du cerveau qui est enregistrée, mais sa réponse à un stimulus. Cette dernière est détectée dans les signaux EEG puis transformée en commande. Du fait que cette réponse cérébrale est une caractéristique innée de l'individu, l'utilisation de ce type d'ICM nécessite en général un apprentissage très limité.

Dans les ICMs synchrones, les stimuli sont présentés à l'utilisateur à une cadence très rapide afin d'augmenter le débit d'informations permettant la communication. Le système détecte les réponses aux stimuli en classant des éléments caractéristiques extraits des signaux EEG.

Ces interfaces délivrent des signaux tout ou rien, ce qui revient à actionner un interrupteur, qui permet de sélectionner une option parmi plusieurs pour le fonctionnement de la machine.

VI. Fonctionnement général d'une ICM

Une interface cerveau-machine permet à un utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur en produisant différents signaux cérébraux. Une ICM peut être décrite comme un système en boucle fermée, composé de six étapes principales : (1) mesure de l'activité cérébrale, (2) prétraitement, (3) extraction de caractéristiques, (4) classification, (5) traduction en une commande et (6) retour perceptif. Ce principe est schématisé sur la Figure Fig. I.13.

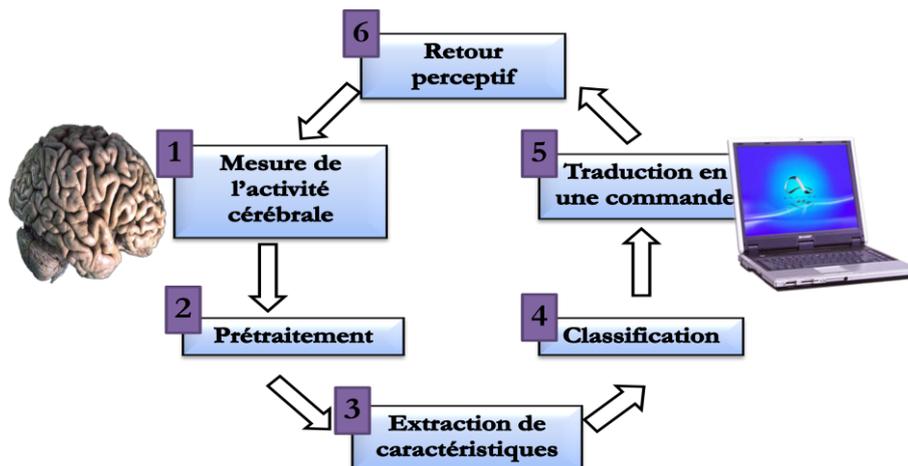


Fig. I.13- Schéma général de fonctionnement d'une ICM.

VI.1. Mesure de l'activité cérébrale

La première étape nécessaire au fonctionnement d'une ICM consiste à mesurer l'activité cérébrale du sujet, alors que celui-ci effectue une ou plusieurs tâches mentales. Pour ce faire, de nombreuses méthodes existent telles que la Magnétoencéphalographie (MEG), l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle (fMRI) ou encore l'ElectroCortico-Graphie (ECoG). la méthode la plus utilisée reste cependant l'EEG qui mesure, grâce à des électrodes, les micro-courants présents en surface du cuir chevelu. Ceux-ci sont le résultat des échanges électriques entre les neurones à l'intérieur du volume cérébral. Cette méthode est peu coûteuse, non-invasive et fournit une bonne résolution temporelle .[7]

Par conséquent, la majeure partie de la recherche en ICM utilise l'EEG pour mesurer l'activité cérébrale. Dans la suite de ce document nous nous intéresserons exclusivement aux ICM utilisant l'EEG.

VI.2. Prétraitement

Une fois les données acquises, il est souvent nécessaire de les prétraiter afin de nettoyer les signaux et/ou de mettre en valeur l'information intéressante qui peut y être enfouie. En effet, les signaux EEG sont réputés pour être très bruités car pouvant être facilement perturbés électriquement par l'activité musculaire des yeux ou du visage par exemple. Pour effectuer ce prétraitement, différents filtres spatio-temporels et fréquentiels sont utilisés. Une fois l'information disponible, on va pouvoir la caractériser pour identifier l'état cognitif de l'utilisateur. Le problème est que l'on a, à cet instant, beaucoup trop d'informations à notre disposition pour pouvoir identifier correctement cet état. Cependant, dans les ICM actuelles, on ne demande à l'utilisateur de réaliser qu'un petit nombre (le plus souvent deux) de tâches cognitives (on lui demande de penser à quelque chose de précis). On ne va donc devoir identifier que celles-ci. De plus ces tâches sont généralement associées à un signal physiologique particulier (qui peut être une plage de fréquences du signal acquis par exemple) et sont donc plus facilement observables grâce à certaines électrodes. Par exemple, les tâches cognitives consistant à imaginer des mouvements des mains gauche ou droite produisent des courants électriques plus importants aux environs des électrodes C4 et C3 (voir Fig. 1.14) (situées au dessus des zones motrices gauche et droite du cerveau, respectivement, et dans la bande de fréquences 8-12 Hz (connue sous le nom de rythme mu (μ)) et 13-30 Hz (connue sous le nom de beta (β)). [7]

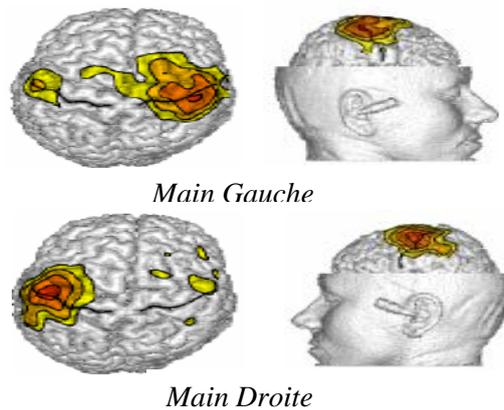


Fig. 1.14- La localisation spatiale de la main gauche et la main droite.

VI.3. Quantification ou Extraction de caractéristiques

La mesure de l'activité cérébrale par EEG conduit à l'acquisition d'une quantité de données considérable. En effet, les signaux sont enregistrés avec un nombre d'électrodes allant de 2 à 128 et à une fréquence variant traditionnellement entre 100 et 1000 Hz. Dans le but d'obtenir les meilleures performances possibles, il est nécessaire de travailler avec un plus petit nombre de valeurs qui vont décrire certaines propriétés pertinentes des signaux. Ces valeurs sont appelées caractéristiques. Elles sont agrégées sous forme d'un vecteur appelé vecteur de caractéristiques. Parmi les caractéristiques extraites des EEG pour concevoir des ICM on peut citer la puissance dans certaines bandes de fréquences [8] ou bien les coefficients de modèles autorégressifs décrivant le signal.

Les techniques de reconstruction et de localisation de sources de l'activité électrique cérébrale peuvent également être considérées comme des étapes d'extraction de caractéristiques. Leur objectif est de calculer une estimation de l'activité corticale de l'individu à partir des mesures EEG. Cela consiste à résoudre un problème inverse, à savoir la détermination des positions des dipôles électriques élémentaires à partir du potentiel électrique résultant de la combinaison de leurs effets. Plusieurs techniques relevant de cette approche ont été appliquées avec succès à l'extraction des signaux dans les ICMs.

VI.4. Classification

Le but de cette étape est d'attribuer automatiquement une classe au vecteur de caractéristiques extrait précédemment. Cette classe représente le type de la tâche mentale effectuée par l'utilisateur de l'interface. La classification est réalisée à l'aide d'algorithmes

appelés « classifieurs ». Les classifieurs sont capables d'apprendre à identifier la classe d'un vecteur de caractéristiques, à l'aide d'ensembles d'apprentissage. Ces ensembles sont composés de vecteurs de caractéristiques étiquetés avec leur classe d'appartenance.

Dans le domaine des ICM, les classifieurs les plus utilisés sont :

VI.4.1. L'analyse discriminante linéaire (LDA) : L'analyse discriminante linéaire doit permettre de déterminer à quelle classe appartient un événement à partir d'une mesure, il s'agit donc de trouver les probabilités conditionnelles. [9]

VI.4.2. Séparateurs à vastes marges (Support Vector Machines) : Tout comme l'analyse discriminante linéaire, les séparateurs à vastes marges cherchent un hyperplan séparant les classes, mais ici, cet hyperplan doit aussi maximiser la distance entre les points les plus proches de chaque classe. [10]

VI.4.3. Les réseaux de neurones: Les réseaux de neurones sont des outils qui sont fréquemment utilisés dans le domaine de la classification automatique. Un neurone réalise une fonction de transfert entre ses entrées et la sortie dont la valeur dépend de paramètres appelés poids. Les réseaux de neurones se caractérisent par leur architecture : nombre de neurones, nombres de couches, agencement des neurones les uns par rapport aux autres, ainsi que par les fonctions utilisées. [11]

VI.4.4. Système d'inférence flou : Les systèmes à inférence floue consiste à déterminer des règles d'appartenance « si-alors » floues. Le principe est de diviser les données de chaque classe en paquets (« clusters »), puis pour chacun de ces groupes, on génère la règle floue.

Il est important de noter que même si le nombre de tâches mentales à identifier est faible (généralement deux), les taux de classification correcte atteignent très rarement 100 %. En effet, de nombreux paramètres rendent toute la phase d'identification très difficile. Parmi ceux-ci on peut citer le bruit présent dans les EEG, la variabilité de ces mêmes signaux, la concentration requise par les sujets pour contrôler l'ICM, etc. [12]

VI.5. Traduction en commande

Une fois la classe du signal identifiée, il ne reste plus qu'à associer celle-ci à une commande particulière qui permet, par exemple, de faire bouger une prothèse de main [10] , d'envoyer un ordre à un robot [13] ou bien d'interagir avec un environnement virtuel. [14]

VI.6. Retour perceptif

La dernière étape consiste à renvoyer à l'utilisateur une information (visuelle, sonore, . . .) sur les tâches mentales identifiées par l'ICM. Cela lui permet de savoir s'il a correctement effectué celles-ci ou pas, et ainsi d'apprendre à contrôler son activité cérébrale.

Cette étape n'est pas présente dans toutes les ICM mais permet généralement d'augmenter les performances et de diminuer le temps d'apprentissage nécessaire pour maîtriser un tel système. [15]

VII. Difficultés techniques d'une ICM

- Mesures indirectes de l'activité cérébrale
 - Ex : Electroencéphalographie (EEG) – Mesure 2D d'une information originellement 3D
- Données extrêmement bruitées
 - Artefacts musculaires
 - Pensées parasites
- Traitement automatique et temps réel de l'information

Voilà un Fonctionnement simplifié d'une ICM et ses problèmes :



Fig. 1.15- Simple schéma fonctionnelle d'une ICM

VII.1. L'humain

- Apprentissage d'ICM
- Motivations
- Fatigue
- Signaux physiologiques utilisés
- Variabilité des signaux au cours du temps

VII.2. Mesure de l'activité cérébrale

- Résolution spatiale et temporelle
- Invasive/non invasive

VII.3. Identification des signaux

- Nettoyage/Débruitage des signaux
- Extraction de l'information utile des signaux
- Nombre de classes/commandes
- Performances/débit d'information
- Apprentissage artificiel/adaptation
- Interprétabilité/ajout de connaissances a priori
- Synchrone/asynchrone

VII.4. Application

- Protocole
- Utilisation du faible nombre de commandes
- Facilité d'utilisation

VII.5. Feedback

- Type (visuel, auditif)
- Effets

VIII. Les applications d'ICM

Les applications possibles des ICM sont variées. Les recherches concernent avant tout le domaine médical et visent principalement à redonner de l'autonomie à des patients souffrant de lourds handicaps, c'est-à-dire de tétraplégie, ou de dysfonctionnements du système nerveux, par exemple. Les premiers succès ont permis de manœuvrer une chaise roulante par la pensée ou encore d'écrire des mots avec une machine à écrire mentale. Pour de nombreux individus dans le monde, les ICM constituent le seul espoir de communiquer avec l'extérieur.

Une autre application trouve sa place dans le domaine des jeux vidéo. Les enjeux financiers de ce secteur expliquent l'intérêt de nombreuses équipes de chercheurs, qui ont réalisé des progrès remarquables, en parvenant à concevoir par exemple des jeux de ping-pong cérébraux. Le domaine de la réalité virtuelle profite lui-aussi des avancées des ICM puisque des interfaces permettent de se déplacer par la pensée dans des environnements virtuels.

VIII.1. Les applications d'ICM en robotique

Pour les personnes lourdement handicapées, les ICM peuvent être un moyen de pallier leur handicap, afin de leur permettre de se déplacer par exemple. Les patients dont les capacités de communication ont été altérées peuvent bénéficier de la technologie des ICM pour s'exprimer. Les ICM peuvent aussi apporter beaucoup dans le domaine de la neuroprothétique : des bras robotisés peuvent déjà être contrôlés par la pensée.

Nous nous focalisons ici sur les applications des ICM liées au domaine de la robotique.

VIII.1.1. Contrôle de prothèses robotisées

Le handicap est l'un des principaux domaines d'applications des ICM. Ainsi une des premières utilisations conjointes de l'ICM et de la robotique a vu le jour grâce aux travaux de Guger et al. [10]. Dans ces travaux, une prothèse de main pouvait être ouverte ou fermée par la pensée.

En effet, il était demandé aux utilisateurs du système d'imaginer des mouvements des mains gauche ou droite (Fig. I.15). Lorsque le système reconnaissait les signaux cérébraux caractéristiques d'une imagination d'un mouvement de la main gauche, alors la prothèse se fermait un peu plus, tandis que si un mouvement imaginé de la main droite était reconnu, elle s'ouvrait un peu plus. Il faut cependant noter une limitation importante du système qui est son fonctionnement en mode synchrone. C'est-à-dire que les sujets ne peuvent effectuer les tâches mentales (ici, imagination des mouvements des mains) qu'à des instants précis et non pas quand ils le souhaitent. En effet, mettre au point des ICM asynchrones est une tâche encore très difficile. Malgré cela la prothèse s'est avérée utilisable puisque les deux tâches mentales étaient reconnues correctement avec un taux variant, selon les sujets [10].



Fig. I.16 - Contrôle d'une prothèse par une ICM

VIII.1.2. Un fauteuil roulant commandé par la pensée

Toujours dans le domaine du handicap, les applications ICM en robotique ont permis à des personnes sévèrement paralysées de se déplacer : il s'agit de fauteuils roulants automatisés, contrôlables par la pensée (Fig. I.16) Dans les premiers travaux sur le sujet, Tanaka *et al* [16] ont mis au point un fauteuil roulant électrique contrôlé grâce à des pensées de déplacement directionnel. En effet, les sujets devaient penser au fait d'aller à gauche ou bien à droite. Lorsque les signaux cérébraux correspondant à l'une de ces deux tâches mentales étaient détectés, le fauteuil roulant se déplaçait en avançant à 45° dans la direction correspondante, sur une courte distance. Des expériences avec un prototype ont montré que ce système permettait d'atteindre une cible donnée.

Cependant ce système présentait encore quelques limitations comme notamment le fait d'être synchrone, de ne proposer que deux commandes différentes (gauche-droite), et de nécessiter plusieurs secondes de calcul pour identifier une tâche mentale.



Fig. I.17- Fauteuil roulant commandé par la pensée.

VIII.1.3. Contrôle d'un bras robotisé

En [17], des chercheurs ont mis au point un bras robotisé contrôlé par la pensée. Ce bras reproduirait les gestes d'un humain grâce à un système de sondes et de capteurs directement insérés dans le cerveau comme montré dans la Fig. I.17.

Lors d'une expérience menée sur des singes, le bras robotisé suit les directives imposées par la pensée ou la volonté du singe. Une autre équipe de scientifiques du CHU de Duke (en Caroline du Nord) a entraîné des singes à manœuvrer un bras mécanique par la pensée. Elle a annoncé en 2005 que les premiers tests sur 11 personnes atteintes de la maladie de Parkinson prouvaient la viabilité de ce protocole d'utilisation d'une ICM sur les humains. Des électrodes implantées dans le cerveau transforment les impulsions en signaux capables de télécommander les mouvements d'une prothèse robotisée ou d'un fauteuil électrique. Les espoirs sont très grands, notamment chez les amputés et les tétraplégiques.



Fig. I.18 - Un bras robotisé

VIII.1.4. Une machine à écrire mentale

Les chercheurs de l'institut Fraunhofer de Berlin ont conçu un système utilisant 128 électrodes afin de traduire les pensées de l'utilisateur en mouvements de curseur sur un écran d'ordinateur. La durée nécessaire pour saisir une simple phrase peut atteindre plusieurs minutes.

La mise en place des électrodes est également très complexe. Mais les scientifiques comptent développer un casque sans contact qui remplacera toutes ces électrodes.

Le logiciel apprend en même temps que l'utilisateur, ce qui permet aux personnes totalement handicapées, mais dont le cerveau est intact, de retranscrire leurs pensées sur un écran d'ordinateur, comme par télépathie.

Pour déplacer le curseur sur les différentes lettres à l'écran, il faut imaginer des mouvements de mains ou de pieds. Cela ne demande qu'une vingtaine de minutes d'entraînement pour parvenir à configurer un nouveau profil, puis on peut parvenir à écrire 5 à 7 mots à la minute.

On est donc encore loin de pouvoir écrire directement un texte sur son ordinateur simplement en pensant aux mots que l'on voudrait voir s'afficher, puisqu'il faut épeler chaque mot, même s'il existe des programmes de reconnaissance de mots qui permettent d'accélérer légèrement l'écriture.

D'autres chercheurs, de l'université de l'Illinois, utilisent les ondes P300 pour écrire des mots. Un clavier virtuel en forme de tableau est présent à l'écran (Fig. I.18), les lignes et les colonnes clignotent successivement. Lorsque la lettre à sélectionner par l'utilisateur apparaît au croisement de la ligne et des colonnes clignotantes, le simple fait de vouloir la sélectionner entraîne un pic d'activité 300 millisecondes après l'évènement qui devient donc facilement détectable. Ce procédé permet actuellement de saisir 8 lettres par minute et demande

beaucoup d'entraînement, suite auquel on peut parvenir à saisir les lettres plus rapidement. [18]



Fig. I.19- Ecrire par la pensée.

VIII.2. Autres applications

VIII.2.1. Un navigateur web

Cela fait déjà plusieurs années que la société IBVA (Interactive Brainwave Visual Analyzer) travaille sur un système permettant de contrôler différents appareils par la pensée, comme une télévision ou un lecteur CD par exemple. Ils sont aussi parvenus à envoyer des messages par internet en contrôlant un ordinateur par des ondes cérébrales.

Un navigateur web a même été réalisé à l'université de Georgie, permettant de surfer sur internet par la pensée, sans souris ni clavier : il s'agit de BrainBrowser qui permet à un utilisateur de passer d'une page web à une autre en cliquant par la pensée.

Ces technologies ont elles aussi pour principal objectif de venir en aide à des personnes handicapées, en leur apportant des outils permettant de pallier leur handicap.

VIII.2.2. Les jeux vidéo

On peut également citer les travaux ayant étudié l'interaction avec des environnements virtuels à l'aide des ICM. Ceux-ci ont par exemple étudié la possibilité de changer son point de vue dans un environnement virtuel, à l'aide d'imagination de mouvements des mains gauche et droite, ou bien la possibilité d'avancer dans une rue virtuelle à l'aide d'imagination de mouvements de pied.

VIII.2.3. Le ping-pong cérébral

La société autrichienne g.tec (Guger Technologie) a réalisé un casque qui analyse les ondes émises par le cerveau et les retransmet à un PC. Ce système permet par exemple de déplacer un curseur dans des jeux simples comme le « Ping-pong, Fig. I.19 » .[19]



Fig. I.20- Ping-pong cérébrale

Plusieurs autres équipes de scientifiques sont elles aussi parvenues à mettre en œuvre des jeux similaires de ping-pong cérébral. Cette application nécessitant la détection de deux évènements correspondant à un déplacement vers le haut ou vers le bas du curseur. Le ping-pong cérébral représente donc l'application la plus connue et la plus fréquente des ICM aux jeux vidéo. D'autre part, g.tec a sorti un Pocket BCI : il s'agit de la première interface cerveau machine commercialisée. Le Pocket BCI est constitué d'un casque, et d'un récepteur qui se connecte sur un ordinateur par une prise USB. La version actuelle du Pocket BCI permet d'épeler des mots et de jouer au « ping-Pong », mais d'autres fonctionnalités sont en cours de développement.

VIII.2.4. La réalité virtuelle

Combiner un ICM non invasif avec les technologies de réalité virtuelle offre la possibilité de réaliser une interface «naturelle» pour se déplacer par la pensée (en imaginant des mouvements) et en temps réel dans un environnement virtuel (Fig. I.20). Dans ce cadre, une étape très importante a été présentée en 2004 par g.tec.

Le participant, assis sur un siège et la tête recouverte d'un casque (EEG) et de lunettes spéciales est placé dans un environnement virtuel, lui donnant l'illusion d'être physiquement dans une rue. Il lui suffit d'imaginer mentalement le mouvement de ses pieds, pour progresser en avant ou en arrière dans cet environnement, et le mouvement de sa main droite pour arrêter la progression .[20][21]



Fig. I.21- Environnement virtuel

VIII.3. Le Projet OpenVibe

OpenViBE est le premier projet français multipartenaires sur les interfaces cerveau-ordinateur. Autour de l'INRIA et de l'Inserm, le projet a rassemblé quatre autres partenaires, chacun intervenant dans un domaine scientifique spécifique.

Mobilisant des acteurs institutionnels, associatifs et industriels, le projet a bénéficié de fortes interactions entre la recherche fondamentale, les expérimentations et les développements techniques. [22][23]

Leur objectif est de mener une recherche innovante sur les interfaces cerveau-ordinateur et développer un logiciel, gratuit, pour ces interfaces.

Les deux principales innovations sur lesquelles le projet OpenViBE se concentre sont

- De nouvelles techniques pour le traitement et l'identification des données cérébrales basées sur des expérimentations neurophysiologiques qui vont identifier les meilleurs indicateurs physiologiques
- De nouvelles techniques pour envoyer des informations à l'utilisateur de l'interface Cerveau-Ordinateur sur son activité mentale en utilisant des technologies de réalité virtuelle, qui pourraient alors être utilisées pour améliorer l'apprentissage et le contrôle de l'activité mentale.

Le projet est jeune mais prometteur. Il possède déjà de nombreuses fonctionnalités, notamment les suivantes :

- Acquisition de données
- Ecriture et lecture de fichiers
- Prétraitement des données
- Extraction de traits caractéristique
- Classification
- Affichage des stimulations
- Visualisation



Fig. I.22- Project Open Vibe.

VIII.4. Le Projet ICM au LARESI USTO:

Réalisation d'une interface cerveau machine asynchrone non invasive basé sur le but plus que le mouvement qui a permis le contrôle par un système de reconnaissance des fréquences (alpha et beta) réactives de mouvement des mains droite et gauche d'un bras manipulateur « Mentor », en utilisant le seuillage des coefficients de transformées en ondelettes continues. [24]

Voila les étapes qui en étaient traité pour la réalisation de l'ICM (Fig. I.22)

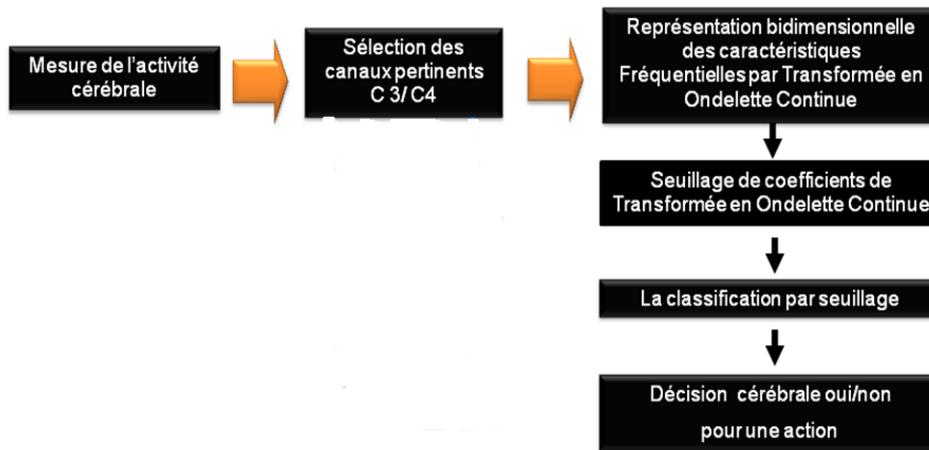


Fig. I.23- Etapes pour la réalisation d'interface cerveau machine (LARESI)

Et il a eu comme résultat l'interface suivante (voir Fig. I.23):

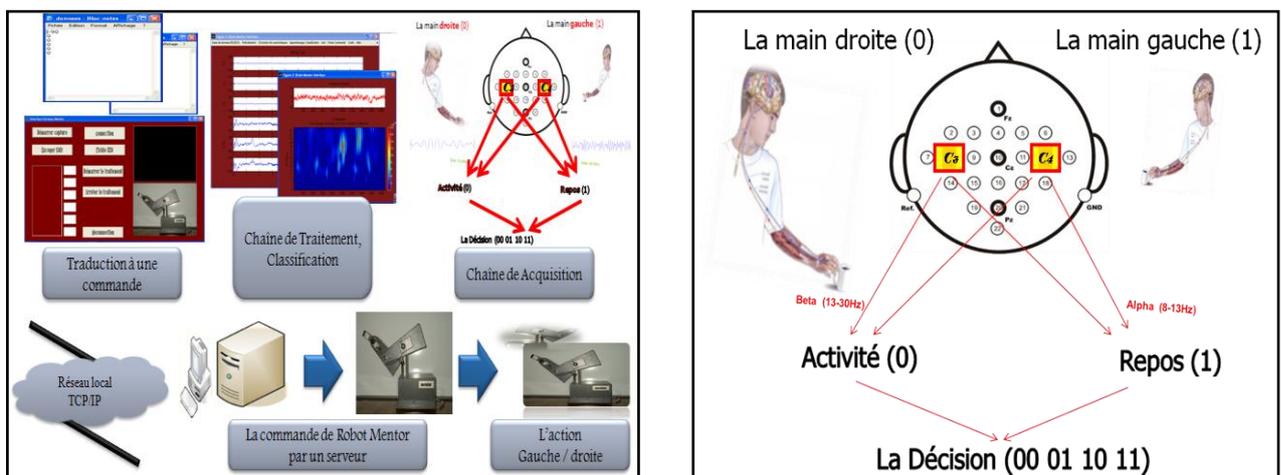


Fig. I.24- Interface (LARESI).

IX. Problématique

Permettre et donner juste par la pensée ou l'imagination et les signaux EEG de l'activité électrique cérébrale, un espoir aux personnes handicapées de communiquer avec leur entourage c.-à-d. développer et tester de nouveaux paradigmes expérimentaux et de nouvelles méthodes de traitement pour les ICM asynchrones en utilisant des événements particuliers dans l'électroencéphalogramme (EEG), de les détecter et de les utiliser dans le but d'interagir avec un ordinateur.

Mais il faut d'abord :

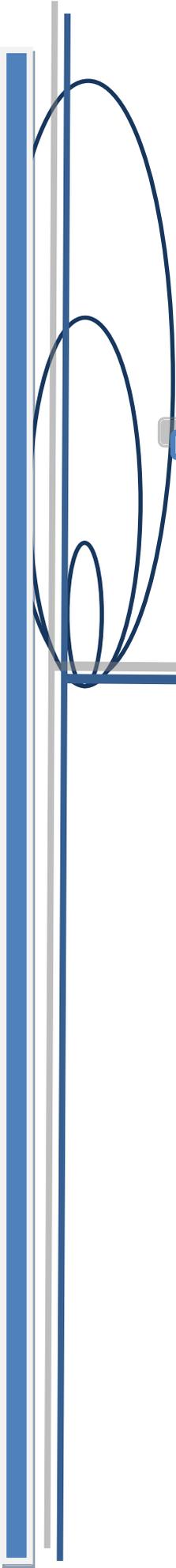
- ✚ Avoir une théorie solide, avant de passer à l'application.
- ✚ Décrire l'information neuronale des personnes handicapées.
- ✚ Extraire l'information importante par un système de reconnaissance de formes.
- ✚ Déduire les commandes de haut niveau pour arriver à contrôler un dispositif.
- ✚ Étudier la faisabilité et la robustesse de l'ICM.
- ✚ Utilisation des connaissances neurophysiologiques

Dans le but :

- ✚ Fournir un nouveau moyen de communication non musculaire.
- ✚ Faciliter la tâche entre l'homme et la machine.
- ✚ Aider l'handicapé moteur pour s'intégrer dans la société.
- ✚ Pouvoir interagir et communiquer avec son environnement.

Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons décrit les notions sur le cerveau comme on a parlé de la modalité la plus utilisée pour l'enregistrement de l'activité cérébrale, à savoir l'EEG qui constitue la base de nos travaux. Nous avons donné un peu d'historique, un état de l'art et même les notions de base pour la réalisation d'une interface cerveau ordinateur.



Chapitre II

ICM Asynchrone
Méthodes & Résultats

Dans ce chapitre, nous allons voir les interfaces cerveau-machine asynchrone et nous allons détailler le cadre de notre travail de classification de signaux EEG pour une ICM Asynchrone non invasive pour contrôler un bras de robot par les signaux EEG correspondants aux mouvements des mains.

I. Mouvement de main

Les étapes nécessaires pour la commande d'un mouvement de la main pour la saisie d'un objet sont données ci-dessous et comme le montre la Fig. II.1.

1. L'information visuelle est nécessaire pour la localisation de la cible.
2. Les aires motrices du lobe frontal planifient et commandent le mouvement.
3. La moelle épinière transmet (signal) l'information à la main.
4. Les motoneurones véhiculent le message aux muscles de la main et de l'avant-bras.
5. Les récepteurs sensoriels envoient le message au cortex sensoriel, l'informant que la tasse a été saisie.
6. La moelle épinière transmet l'information sensorielle au cerveau.
7. Les ganglions de la base évaluent les forces nécessaires à la préhension de la tasse, et le cervelet corrige les erreurs du mouvement.
8. Le cortex sensoriel reçoit le message, l'informant du fait que la tasse a été saisie.

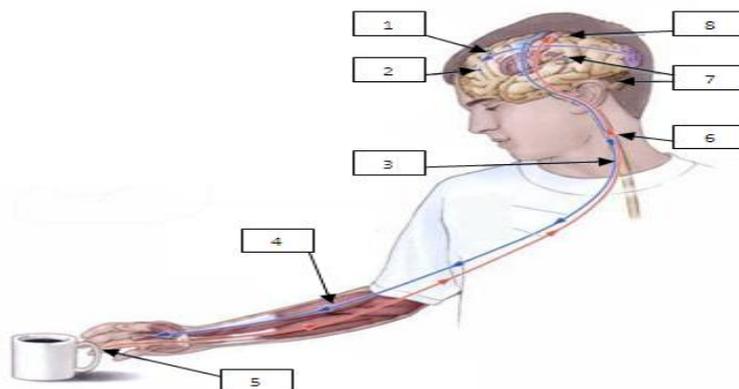


Fig. II.1- Schéma de Mouvement de main droite.

L'intensité de la force nécessaire à la saisie de la tasse, et la participation du cervelet se fait par la correction des erreurs, l'ajustement, lors de la réalisation du mouvement. On va présenter maintenant la base de données EEG correspondant au mouvement de deux doigts de la main après une présentation générale du synoptique d'ICM conçue.

II. Le schéma synoptique de notre ICM Asynchrone

On a proposé ce schéma (Fig. II.2) en tenant compte du schéma standard d'une ICM [voir chapitre I] correspondant à notre besoin pour la commande d'un bras manipulateur suivant le mouvement imaginé d'un doigt de main droite et d'une main gauche.

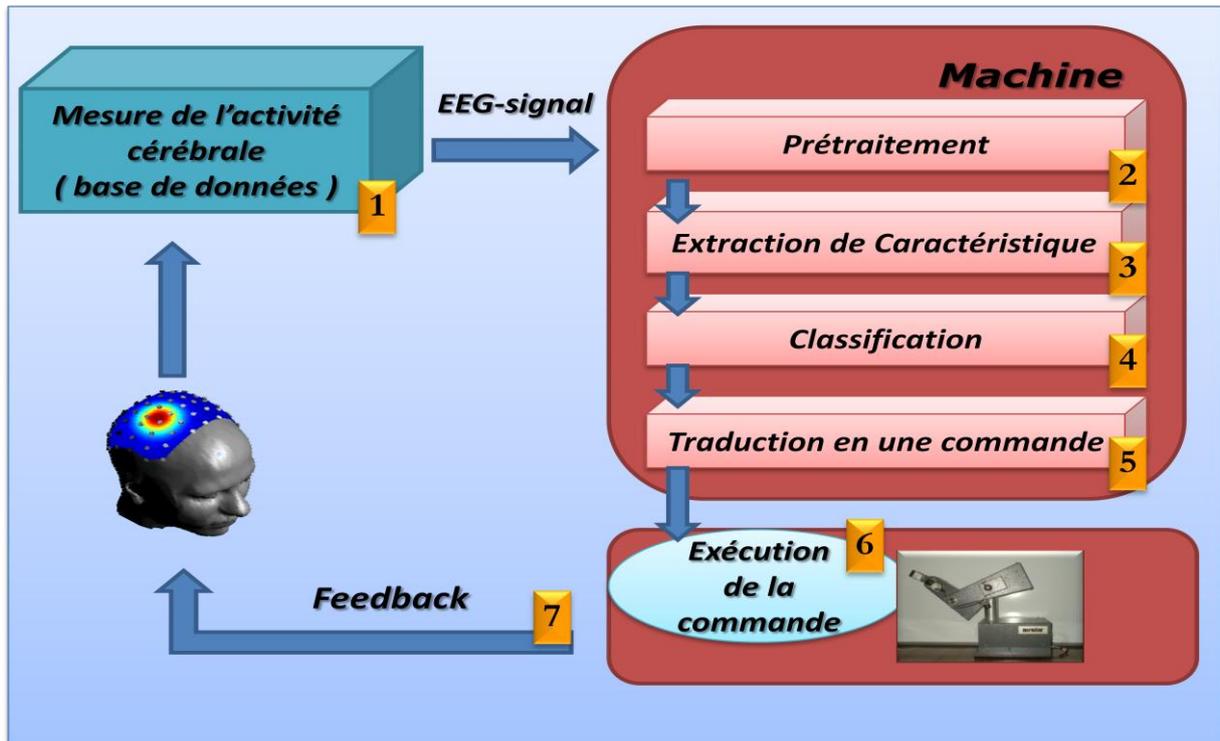


Fig. II.2- Schéma synoptique pour notre application envisagée.

On va détailler toute la chaîne d'ICM asynchrone :

La première étape est la mesure des signaux EEG. Comme on ne dispose pas d'un casque EEG pour pouvoir extraire nous même nos signaux EEG on va utiliser une base de données qui a été utilisée dans différentes recherches.

III. Source de la base de données

Nous avons utilisé le jeu de données IV de la " BCI compétition 2003 ". Ces données contiennent des signaux EEG enregistrés alors qu'un sujet tapait sur un clavier avec un doigt de sa main gauche ou droite. Les signaux EEG ont été échantillonnés à 100 Hz, enregistrés avec 28 électrodes et contenaient les 500 ms précédant la frappe effective sur le clavier. Les données contenaient 316 essais pour l'apprentissage (voir Fig. II.3), 100 pour le test et 50

échantillons pour chaque canal. Le but des participants à la compétition était d'identifier, pour chaque essai, la main qui allait être utilisée, à savoir "gauche" ou "droite".

La base de données est de format (.mat) en matlab contenant les variables suivantes :

Clab : {1x28 cell}	Les étiquettes d'électrode,
x_train : [50x28x316 double]	les signaux d'apprentissage (épreuves de canaux X de temps X)
y_train : [1x316 double]	étiquettes correspondantes (0 : gauche, 1 : droite),
x_test : [50x28x100 double]	Les signaux de test (épreuves de canaux X de temps X)

Tableau. II.1- composant de la base de données.

- Le dossier contient une matrice 2-D où chaque ligne contient les données d'une épreuve, commençant par tous les échantillons du premier canal.
- Les canaux sont dans l'ordre suivant : (F3, F1, Fz, F2, F4, FC5, FC3, FC1, FCz, FC2, FC4, FC6, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP5, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, CP6, O1, O2).

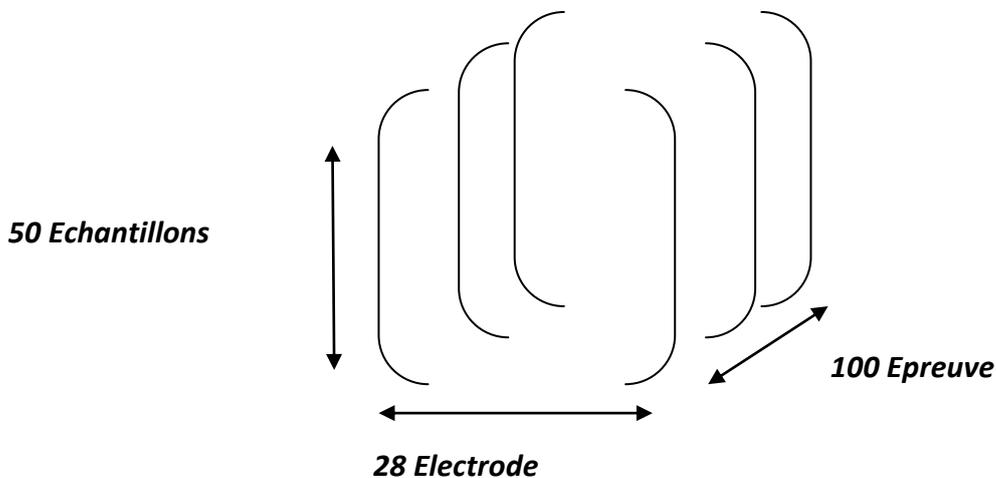


Fig. II.3-Format des données utilisées

Pour notre chaîne de traitement on ne va utiliser que les signaux extraits des électrodes C3 et C4 (situées au dessus des zones motrices gauche et droite du cerveau).

IV. Extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une phase d'extraction des informations dans un signal qui se déroule au cours de temps. Pour l'extraction de caractéristiques, on utilise les informations pertinentes dans nos signaux EEG et comme cité dans le chapitre (I), on va utiliser dans nos recherches les rythmes.

IV.1. L'information pertinente dans L'EEG (les Rythmes).

Le Cerveau est composé de six rythmes (Fig. II.4). Les rythmes se distinguent en fonction de leur fréquence (chapitre I).

Afin de pouvoir classifier nos données, il a tout d'abord fallu extraire des caractéristiques de ces signaux. Nous avons opté pour des puissances de bandes comme caractéristiques.

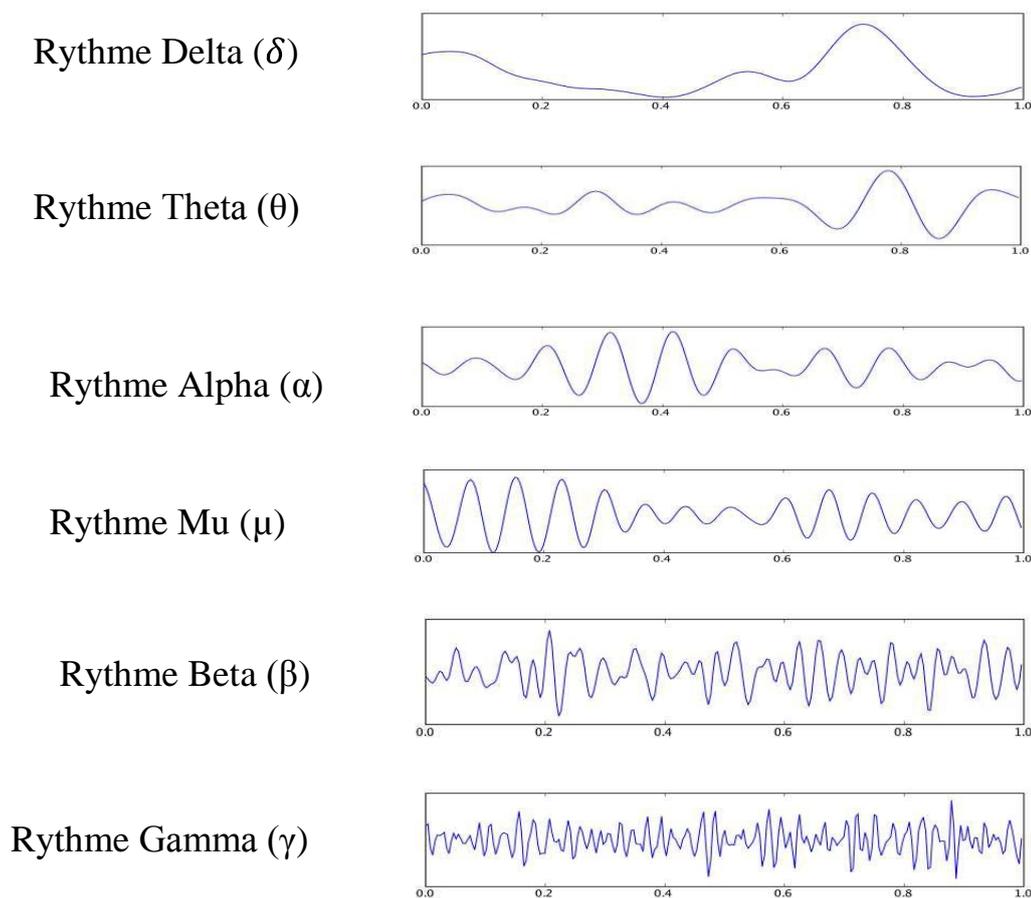


Fig. II.4- Les différents rythmes du cerveau dans les signaux EEG.

Il fallait donc définir quelles étaient les bandes de fréquences les plus utiles pour discriminer ces deux classes. Il a été montré d'après plusieurs recherches que les fréquences réactives se situaient dans les bandes μ (8-13 Hz) et β (13-30 Hz), qui distinguent le repos et l'activité de la main.

On utilise l'électrode C3 et C4 qui décrivent le mouvement de la main droite et gauche, on peut ainsi obtenir le vecteur de caractéristiques $[C3\mu^c \ C3\beta^c \ C4\mu^c \ C4\beta]$, qui contient la puissance moyenne du signal dans les bandes mu et beta, pour chacune des électrodes C3 et C4. Les données du vecteur de caractéristique seront employées comme paramètre d'entrée pour l'étape de classification.

Pour faire une extraction de caractéristique, on utilise les caractéristiques fréquentielles et pour cela on doit avoir une présentation temps –fréquence Parmi les méthodes utilisées pour faire l'extraction de caractéristiques, on utilise les Ondelettes.

IV.1.1. Les Ondelettes

C'est un outil mathématique qui s'ajoute aux méthodes classiques d'analyse de signal variant au cours du temps. Il met l'accent sur les caractéristiques importantes du signal. La transformée en ondelettes décompose les signaux en une famille d'ondelettes translatées et dilatées, pour obtenir de l'information à la fois temporelle et fréquentielle sur un signal. Elle fournit une carte échelle-temps et non pas une représentation fréquentielle du signal [25].

IV.1.1.1. Théorie général sur les ondelettes

L'idée de base de la transformée en ondelettes (TO) est de décomposer un signal $x(t)$ selon une autre base. Chaque base d'ondelettes possédant des propriétés particulières qui guident son utilisation pour le type de problème posé. Le signal $x(t)$ va donc être décomposé en une famille de fonctions translatées et dilatées à partir d'une fonction unique $\psi(t)$ appelée ondelette mère. La famille de fonctions se met sous la forme.

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

Appelée ondelette analysante, avec a le paramètre de dilatation ou paramètre d'échelle définissant la largeur de la fenêtre d'analyse

Paramètre d'échelle, Mesure la fréquence **Paramètre de translation, Mesure le temps** **Signal à analyser**

$$C_x(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \cdot dt \quad (2)$$

La Transformée Continue en ondelette (coefficients de l'ondelette) du signal $x(t)$ en utilisant l'ondelette mère d'analyse $\psi(\cdot)$

Complexe conjugué de la fonction ψ

Le signal transformé est une fonction de deux variables, b et a, qui sont les paramètres de translation et d'échelle (scale), respectivement. $\Psi_{a,b}$ est la fonction de transformation, appelée l'ondelette fille .

La fonction peut aussi s'écrire de la façon suivante:

$$C_x(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \cdot dt = x(b) * \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{-b}{a} \right) \quad (3)$$

Produit de convolution

On applique une ondelette de Morlet sur les deux signaux C3 et C4 on utilisant la formule (3) le produit de convolution. On obtient comme résultat deux matrices des coefficients d'ondelette pour le signal C3 et signal C4 de (f=1 40) et de (t=1.....50).

$$\begin{pmatrix} C_3(t_1, f_{40}) & C_3(t_2, f_{40}) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_3(t_{50}, f_{40}) \\ C_3(t_1, f_{39}) & C_3(t_2, f_{39}) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_3(t_{50}, f_{39}) \\ & & \vdots & & & & \\ & & \vdots & & & & \\ & & \vdots & & & & \\ C_3(t_1, f_2) & C_3(t_2, f_2) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_3(t_{50}, f_2) \\ C_3(t_1, f_1) & C_3(t_2, f_1) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_3(t_{50}, f_1) \end{pmatrix}
 \begin{pmatrix} C_4(t_1, f_{40}) & C_4(t_2, f_{40}) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_4(t_{50}, f_{40}) \\ C_4(t_1, f_{39}) & C_4(t_2, f_{39}) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_4(t_{50}, f_{39}) \\ & & \vdots & & & & \\ & & \vdots & & & & \\ & & \vdots & & & & \\ C_4(t_1, f_2) & C_4(t_2, f_2) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_4(t_{50}, f_2) \\ C_4(t_1, f_1) & C_4(t_2, f_1) & \dots & \dots & \dots & \dots & C_4(t_{50}, f_1) \end{pmatrix}$$

Fig. II.5-Matrice de coefficients d'ondelette pour le signal C3

Fig. II.6-Matrice de coefficients d'ondelette pour le signal C4

Pour faire la classification, nous allons utiliser un critère relatif à la dispersion des coefficients de la transformée en ondelettes. Alors on calcule la puissance en chaque bande μ et β pour chacun des électrodes C3 et C4 ($x=3$ et $x=4$) on utilisant la relation de pasrelle.

$$E x_{f_i} = \sum_{j=1}^{j=50} |C_x(t_j, f_i)|^2 \quad i = 1, 2, \dots, 40 \quad (4)$$

Dans cette relation on considère les coefficients de la T.O. obtenus pour une valeur de f_i en parcourant le domaine de translation. Après cela alors on calcule la puissance dans les bande μ (8-13 Hz) et β (13-30 Hz) pour les électrodes C3 et C4 respectivement.

$$C3_{\mu} = \sum_{i=8}^{i=13} \frac{E3_{f_i}}{T} \quad (5)$$

$$C3_{\beta} = \sum_{i=13}^{i=30} \frac{E3_{f_i}}{T} \quad (6)$$

$$C4_{\mu} = \sum_{i=8}^{i=13} \frac{E4_{f_i}}{T} \quad (7)$$

$$C4_{\beta} = \sum_{i=13}^{i=30} \frac{E4_{f_i}}{T} \quad (8)$$

Tel que (T) c'est le paramètre du temps, dans notre cas (T=50).

Alors on utilise ces quatre paramètres dans un classifieur.

V. Classification par system de règle de discision

Pour nos travaux, en va utiliser les classifieurs basés sur la logique floue, d'après les données d'apprentissage on a pu fabriquer les règles floues suivantes en utilisant les données de l'étape précédente :

Règle 1 : Si $(C4\mu > C3\mu)$ et $(C4\beta > C3\beta)$ alors Classe Droite.

Règle 2 : Si $(C3\mu > C4\mu)$ et $(C3\beta > C4\beta)$ alors Classe Gauche.

Règle 3 : Si $(C3\mu < C4\mu)$ et $(C3\beta > C4\beta)$ alors Classe Droite.

Règle 4 : Si $(C4\mu < C3\mu)$ et $(C4\beta > C3\beta)$ alors Classe Gauche.

D'après nous règle. Il est intéressant de remarquer que pour le sujet, L'interprétation de ces deux premier règles montre que la puissance dans les bandes de fréquences μ et β pour l'électrode C3, est plus basse pour la classe Droite que pour la classe Gauche. De la même façon, la puissance dans les mêmes bandes de fréquences, pour l'électrode C4, est plus élevée pour la classe Droite que pour la classe Gauche. Ce phénomène est connu sous le nom de désynchronisation Relative à un Événement (DRE). En effet, il a été découvert que lorsque l'on imagine un mouvement d'une main, la puissance diminue dans le cortex moteur situé du côté opposé à la main imaginée [26].

Aucune connaissance à priori n'a été utilisée pour la conception de ce classifieur, et pourtant tout de même on été capable d'extraire des informations pertinentes sur les DRE, et de les présenter sous une forme compréhensible. Cela démontre donc un avantage majeur des SIF : ils sont aisément interprétables. Dans le domaine des ICM, cet avantage est non négligeable car il peut permettre d'extraire automatiquement de la connaissance sur le fonctionnement du cerveau, et ce lors de la mise au point de ICM.

Après cela on va attribue un label à chaque classe, pour la classe droite en affecte le label (1) et pour la classe gauche en attribue le label (0).

Règle 1 : Si $(C4\mu > C3\mu)$ et $(C4\beta > C3\beta)$ alors 1

Règle 2 : Si $(C3\mu > C4\mu)$ et $(C3\beta > C4\beta)$ alors 0

Règle 3 : Si $(C3\mu < C4\mu)$ et $(C3\beta > C4\beta)$ alors 1

Règle 4 : Si $(C4\mu < C3\mu)$ et $(C4\beta > C3\beta)$ alors 0

VI. Traduction en une commande

Pour la commande, on a attribué à chaque état mental (utilisation du doigt droit ou gauche) une action donnée pour commander un bras manipulateur « Mentor » (voir Fig. II.7) qui est un système mécanique articulé à 5 degrés de liberté de type rotoïde (5R) (3 degrés de liberté pour le porteur et 2 pour l'organe terminal plus une pince au bout de ce dernier [24].)



Fig. II.7-Robot Mentor à 5 dll

Voici un tableau décrivant chaque commande et chaque classe (décrivant l'action et la commande robotique)

Combinaison	Etat	Degré de liberté de ROBOT
0	Gauche	(90, 0, 0, 0, 0, 0)
1	Droit	(-90, 0, 0, 0, 0, 0)

Tableau. II.2- Etat mental et sa commande associée.

Voici un organigramme (Fig. II.8) de la chaîne de traitement pour la réalisation de notre interface cerveau machine asynchrone.

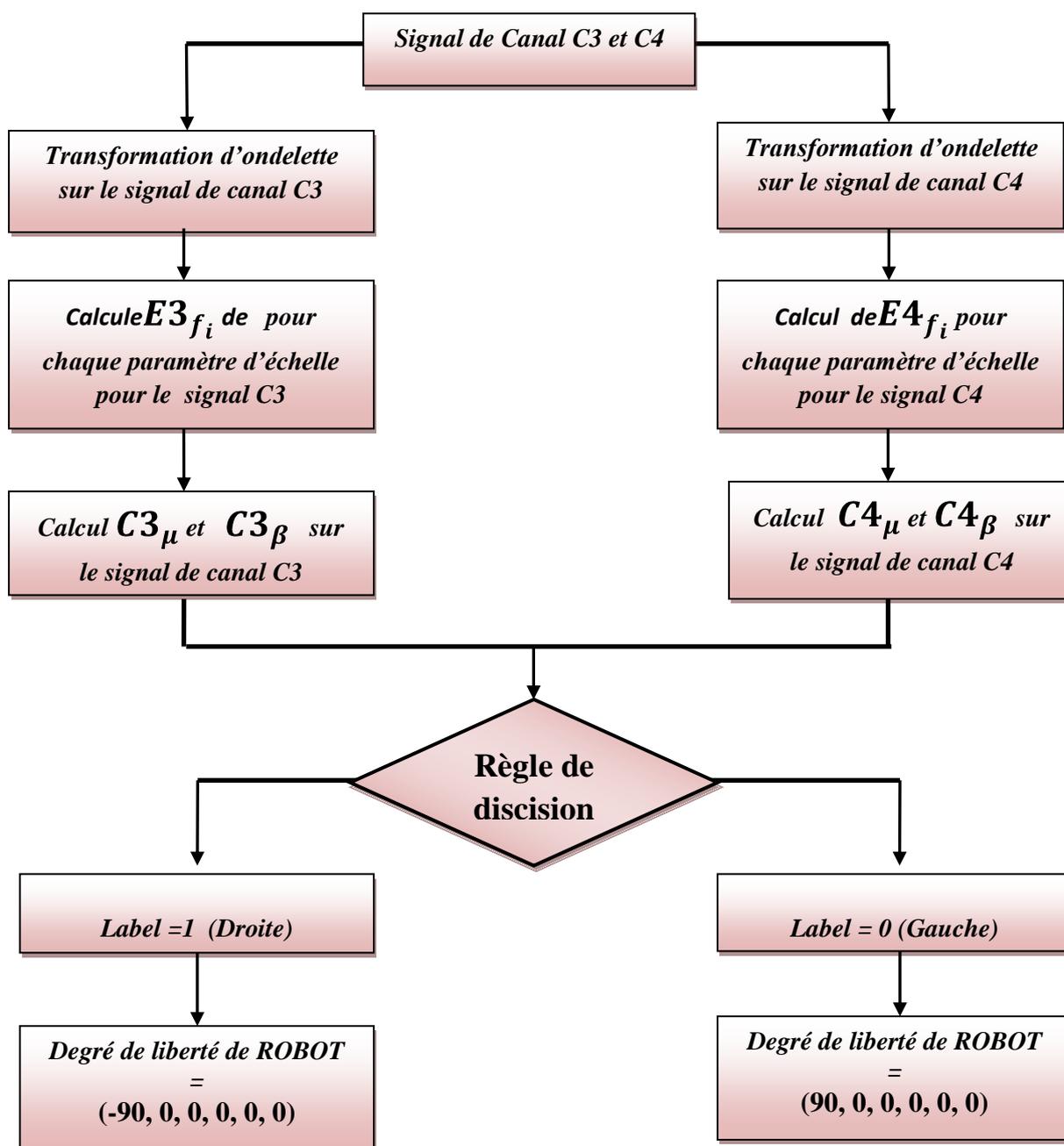


Fig. II.8- Organigramme de la chaîne de traitement pour réaliser une ICM

Finalement on est arrivé à réaliser une interface graphique qui contient tous les blocs de la chaîne de traitement. Elle est illustrée dans la figure suivante (Fig. II.9). L'interface est réalisée avec le langage de programmation C++, et on a obtenu un taux de reconnaissance de 60 %.

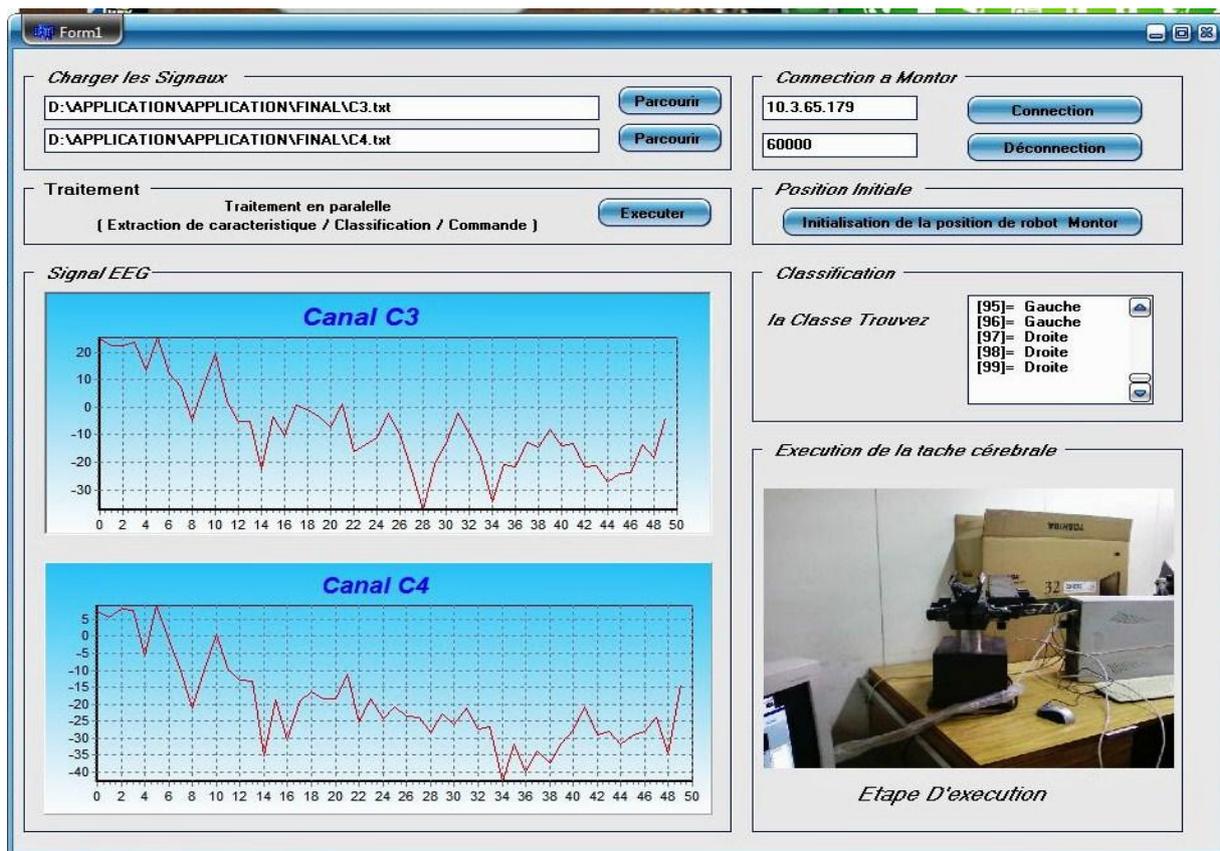


Fig. II.9- Interface Graphique en C++ de notre ICM

Conclusion :

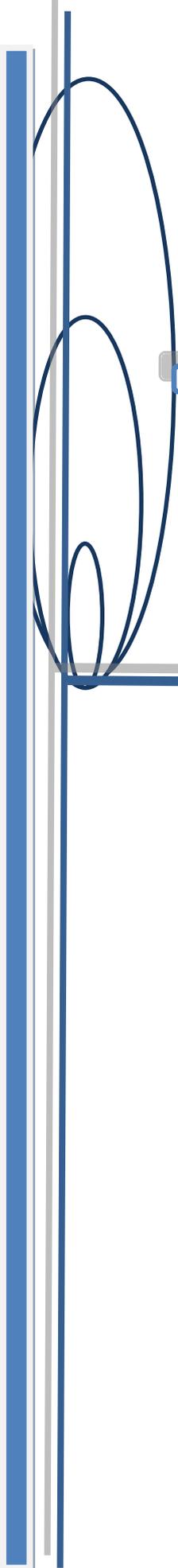
Dans ce chapitre nous avons abouti enfin à réaliser une interface cerveau machine avec la chaîne de traitement basée sur un signal EEG et on a obtenu un taux de reconnaissances de 60 %. Nos premiers travaux nous permettent de mettre au point les outils nécessaires à l'identification automatique de tâches mentales. à chercher à améliorer dans ce qui suit le taux de reconnaissance des classes pour avoir une ICM plus fiable.

Ces dernières années, les chercheurs ont pensé à introduire la localisation de source de l'activité électrique cérébrale dans le domaine des interfaces cerveau machine pour :

- Avoir plus de précision.
- Augmenter les performances de nos ICM.
- Avoir un taux de reconnaissance plus élevé.

- Rapporter plus d'aide aux handicapés.
- Introduire un nouveau concept aux ICM.
- Avoir une maîtrise globale des concepts physiologiques du cerveau.

Alors dans le chapitre qui suit, on va faire une étude détaillée sur la localisation de source de l'activité électrique cérébrale pour pouvoir l'utiliser dans l'ICM décrite plus haut.



Chapitre III

**Localisation de source de l'activité
électrique cérébrale
Méthodes & Résultats**

Ce chapitre concerne la localisation de source ou plutôt la reconstruction de source. Le but de la localisation de source de l'EEG est de trouver les secteurs du cerveau responsables des signaux EEG mesurés à la surface de la tête. Ce problème se ramène à résoudre deux grands problèmes : le problème direct et le problème inverse. Le problème direct est de retrouver à partir d'une source électrique donnée, les potentiels aux électrodes. Ces évaluations sont nécessaires pour résoudre le problème inverse qui est défini en tant que reconstruction des sources de cerveau qui sont responsables des potentiels mesurés aux électrodes d'EEG.

Aussi, ce chapitre remonte le chemin du problème direct, les méthodes de résolution et les résultats de ce dernier jusqu'au problème inverse pour voir les différentes méthodes proposées et les résultats pratiques des solutions retenues.

Introduction

Comme nous l'avons évoqué dans le premier chapitre, l'EEG est une technique d'observation du cerveau qui suscite un véritable engagement dans la communauté des neurosciences. Cela est dû à son excellente résolution temporelle qui est la meilleure parmi toutes les méthodes d'imagerie fonctionnelle du cerveau.

Ces modalités sont porteuses de recherches actives et diverses, toutes gravitant d'une façon plus ou moins immédiate autour de la reconstruction de sources. Cette reconstruction est connue sous le nom de *problème inverse* et consiste à déterminer le plus précisément possible la nature et le lieu de l'activité électrique cérébrale expliquant des relevés EEG (Fig. III.1).

La résolution du problème inverse est très souvent menée de manière itérative à la recherche d'une source expliquant les données observées. Il est alors capital de pouvoir modéliser, avec la plus grande précision possible, les mesures EEG générées par une source donnée. Il s'agit du *problème direct*.

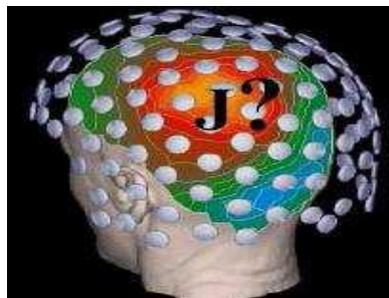


Fig. III.1- Reconstruire les sources neuronales \vec{j} à l'origine des signaux EEG mesurés en surface.

I. Modélisation de l'activité électrique cérébrale

Pour faire une localisation de source on doit faire une modélisation de l'activité électrique cérébrale qui est surtout exploitée pour résoudre le problème direct. La précision des modèles mis en œuvre dans le problème direct est fortement dépendante de paramètres physiques, comme la précision des modèles géométriques de la tête ou les valeurs des conductivités des différents milieux composant la tête. L'estimation de ces paramètres constitue donc un pré-requis indispensable pour une estimation précise des sources, elle constitue une modélisation de l'activité électrique cérébrale. [28]

I.1. Modélisation des sources

L'activité synaptique synchrone d'une population de neurones de même orientation peut engendrer une activité électrique mesurable à la surface de la tête. En première approximation, on peut dire que l'activité synaptique peut être représentée par un dipôle de courant (Fig. III.2), et de plus, les autres composantes du développement multipolaire engendrent une activité électrique qui s'atténue très rapidement avec la distance.

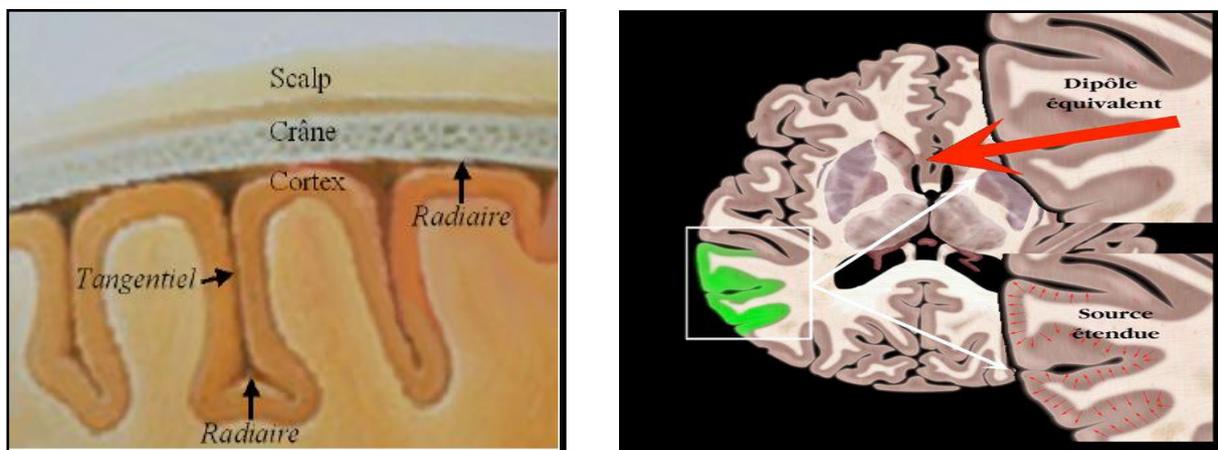


Fig. III.2- Le dipôle de courant.

I.2. Modélisation de la géométrie de la tête

Le modèle de géométrie de la tête le plus simple et le plus largement utilisé est le modèle sphérique. Fig. III.3. La tête est assimilée à trois sphères homogènes de conductivités différentes emboîtées les unes dans les autres et représentant le cerveau, l'os, et le scalp.

Dans ce cas, on peut calculer analytiquement le potentiel et le champ magnétique engendrés par un dipôle donné. C'est pourquoi nous utiliserons ce modèle pour évaluer les performances de notre méthode de calcul.

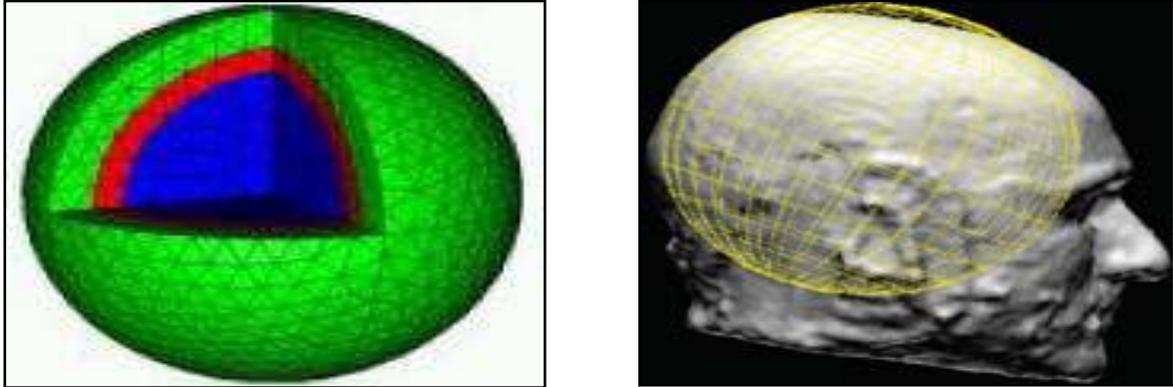


Fig. III.3- Le Modèle sphérique.

On utilise aussi des modèles réalistes pour la géométrie de la tête. Il s'agit en pratique de modèles à couches comme dans le modèle sphérique, avec des conductivités homogènes par couche (certaines couches comme le cerveau peuvent avoir une conductivité anisotrope), mais les frontières entre les couches sont obtenues à partir de piles d'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) fournissant une représentation anatomique d'une section de la tête.

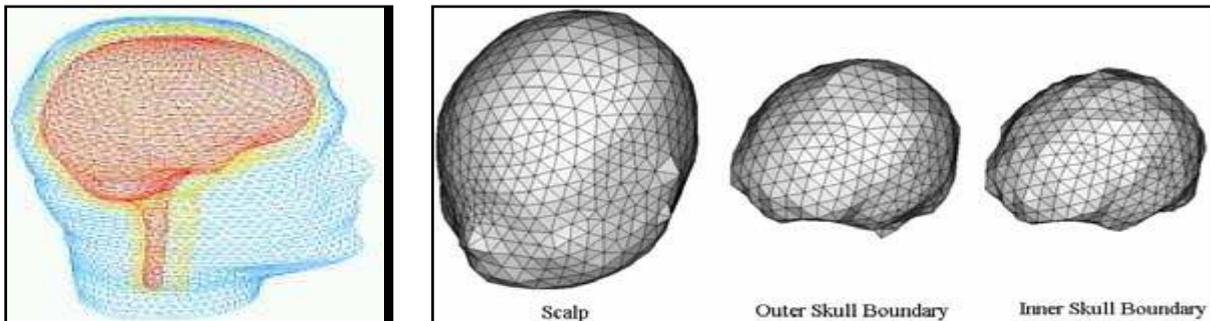


Fig. III.4- Modèle réaliste de la tête.

Un traitement des IRM permet d'extraire les contours du cerveau, de l'os, et du scalp. A partir de ces piles de contours, on génère des maillages des différentes surfaces qui délimitent les couches voir Fig. III.4.

II. Principe de la localisation de source

Ce schéma englobe (Fig. III.5) le formalisme général pour faire une localisation de source de l'activité électrique cérébrale en passant du problème direct jusqu'au problème inverse.

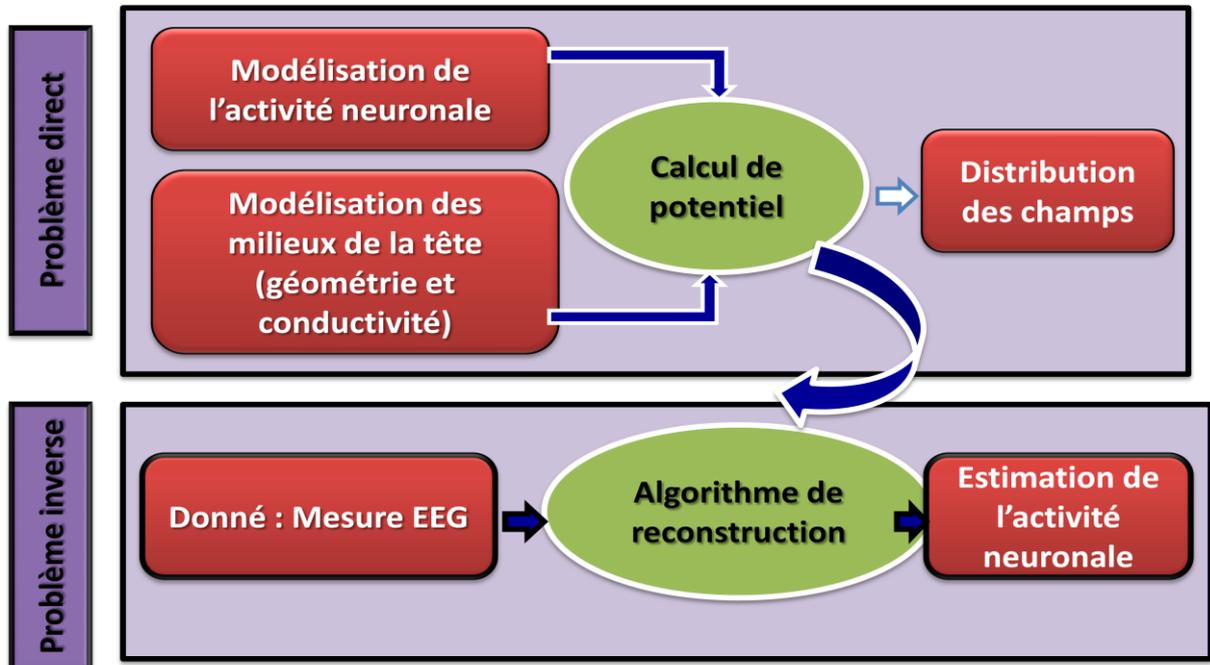


Fig. III.5-Formalisme de la construction de source.

Alors dans ce qui suit en première partie on va détailler le problème direct et ses différentes modalités et nos différents résultats trouvés.

III. Problème direct

Comme nous l'avons évoqué dans l'introduction, le cerveau est le siège d'une activité électrique mesurable depuis l'extérieur de la tête. Le problème direct consiste à simuler à partir d'une source de courant donnée le potentiel électrique généré à la surface de la tête. Le principal intérêt du problème direct est qu'il est nécessaire à la quasi-totalité des méthodes inverses, et qu'il en conditionne en partie la précision. Il existe plusieurs méthodes pour résoudre ce problème, toutes reposent sur la même modélisation physique que nous décrivons ici.

IV. Modèle de tête

IV.1. Modèle sphérique

IV.1.1. Solution analytique

Le modèle sphérique a été introduit au cours des années 60 lorsque les scientifiques s'intéressèrent au calcul du potentiel électrique à la surface de la tête. Ce type de modèle fut introduit pour simplifier les calculs et malgré ses approximations grossières, c'est encore le plus utilisé de nos jours .[29]

Dans ce modèle, la tête est assimilée à un ensemble de N sphères concentriques (Fig. III.6) :

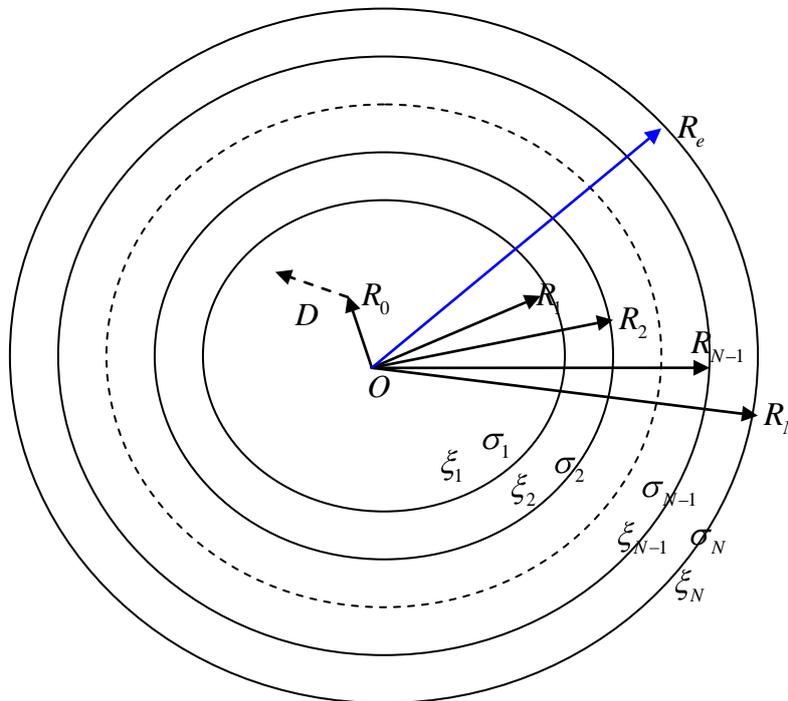


Fig. III.6- Modèle de tête sphérique

Dans ce modèle, les paramètres $\xi_1 \dots \xi_N$ représentent l'interface entre deux milieux différents de la tête. Le milieu compris entre deux surfaces ξ_{N-1} et ξ_N est présenté par une conductivité intérieure constante notée σ_N et avec une conductivité de l'aire nulle. Le rayon de chaque sphère ξ_N est noté R_N .

Beaucoup d'études ont été menées sur des modèles sphériques. Ces derniers ont mis en évidence l'influence des conductivités (notamment celle de la couche représentant le crâne) et des rayons des interfaces sur le calcul du potentiel. [29]

Les modèles sphériques ont principalement été associés dans la littérature à des sources dipolaires ponctuelles. Dans ce qui suit, nous détaillons en suivant l'ensemble des équations régissant le modèle sphérique pour calculer le potentiel au point R_e généré par un dipôle au point R_0 situé dans la couche la plus inférieure ($R_0 < R_1$) avec D son moment dipolaire et par un calcul similaire à celui de : [29]

$$U(R_0, D, R_e) = \frac{D}{4\pi\sigma_N R_e^2} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2n+1}{n} \left(\frac{R_0}{R_e}\right)^{n-1} \times \left[f_n n \cos \alpha P_n(\cos \gamma) + g_n \cos \beta \sin \alpha P_n^l(\cos \gamma) \right] \quad (9)$$

Avec α l'angle entre la position de dipôle R_0 et son moment dipolaire D , γ est l'angle entre le point R_0 et le point d'observation R_e .

(R_0, D) définit un plan P_1 et (R_0, R_e) définit un autre plan P_2 , β est l'angle entre P_1 et P_2 . P_n et P_n^l sont les polynômes de Legendre et polynômes de Legendre associés,

$$f_n = \frac{U_1}{n} g_n \quad g_n = \frac{n(2\nu_N + 1)}{(2\nu_1 + 1) \nu_N m_{22} + (\nu_N + 1)m_{21}} \left(\frac{R_0}{R_e}\right)^{2\nu_1 - 1} \left/ \prod_{k=1}^N \left(\frac{R_{k-1}}{R_k}\right)^{\nu_k} \right. \quad (10)$$

Respectivement et avec :

$$\nu_i = \left[\sqrt{1 + 4n(n+1)\xi_i / \sigma_i} - 1 \right] / 2 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (11)$$

$$\begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{pmatrix} = \prod_{k=1}^{n-1} \frac{1}{2\nu_k + 1} \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} \\ m_{21} & m_{22} \end{pmatrix} \quad \text{Tel que} \quad \begin{cases} m_{11} = \nu_{k+1} + \sigma_k / \sigma_{k+1} & \nu_k + 1 \\ m_{21} = \sigma_k / \sigma_{k+1} & \nu_k - \nu_{k+1} & R_k / R_e^{2\nu_k + 1} \\ m_{12} = \left[\sigma_k / \sigma_{k+1} & \nu_k + 1 - \nu_{k+1} + 1 \right] & R_e / R_k^{2\nu_{k+1} + 1} \\ m_{22} = \left[\nu_{k+1} + 1 + \sigma_k / \sigma_{k+1} & \nu_k \right] & R_e / R_k^{2\nu_{k+1} - \nu_k} \end{cases} \quad (12)$$

On note que les matrices dans m_{ij} sont non-communes et la matrice de l'indice le plus élevé est appliquée en premier. Quand $N = 1$, le produit de cette matrice, doit être remplacé par une matrice d'identité. [29]

IV.1.2. Résultat pratique pour une solution analytique avec une seule sphère

Pour notre application, la figure III.7 représente la première interface qui contient deux boutons : un pour résoudre le problème direct et le deuxième pour le problème inverse.

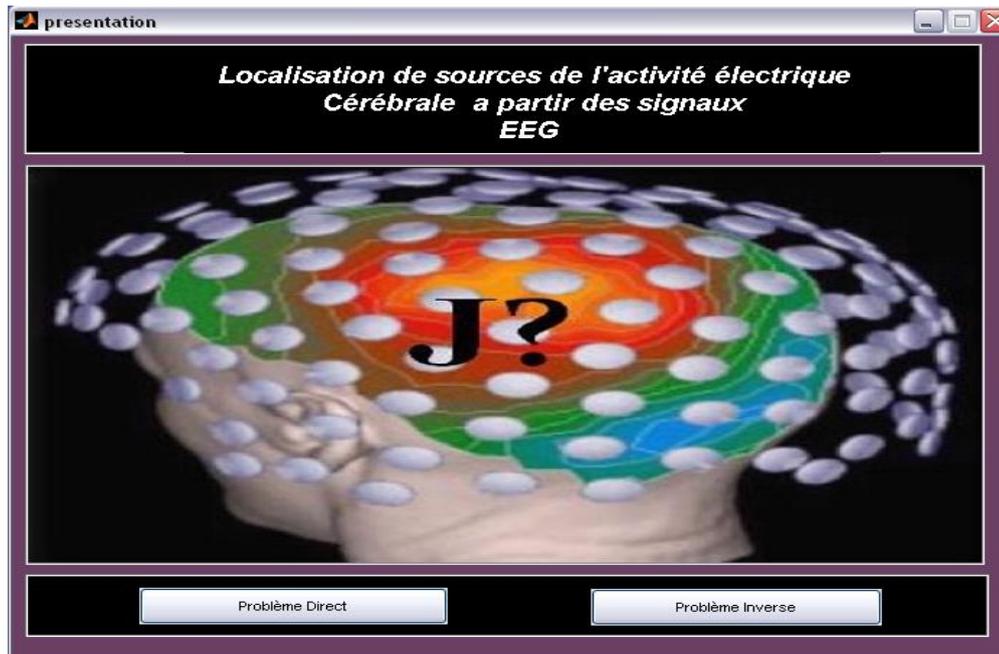


Fig. III.7- Interface Graphique de notre application.

En ce qui concerne le problème direct on trouve une autre interface Fig. III.8 (une passerelle de toutes les méthodes utilisées dans la résolution du problème direct).

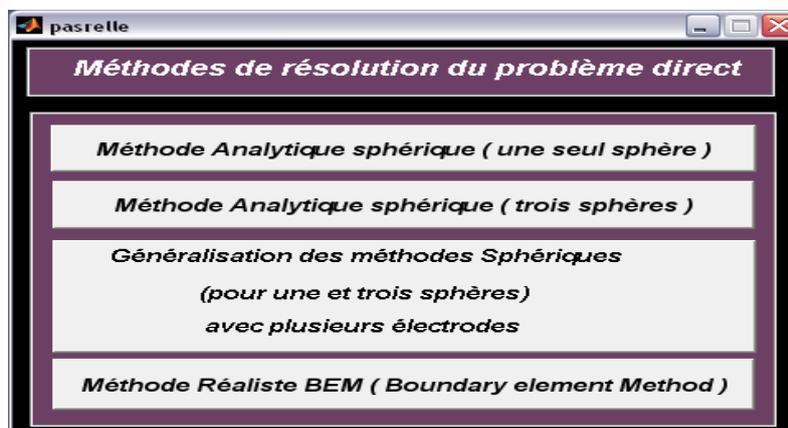


Fig. III.8- Interface des méthodes de résolution du problème direct.

Pour la méthode analytique, nous avons programmé cette méthode avec un modèle de tête à une seule sphère avec les formulations précédentes. On a abouti à cette interface qui fait la simulation d'une seule valeur EEG pour un seul dipôle avec un seul moment dipolaire, sur un seul point de mesure (une seule électrode située sur la surface de la sphère). Et cette interface Fig. III.9 vérifie aussi si notre dipôle se situe exactement à l'intérieur de notre sphère et si notre électrode est bien positionnée sur la sphère.

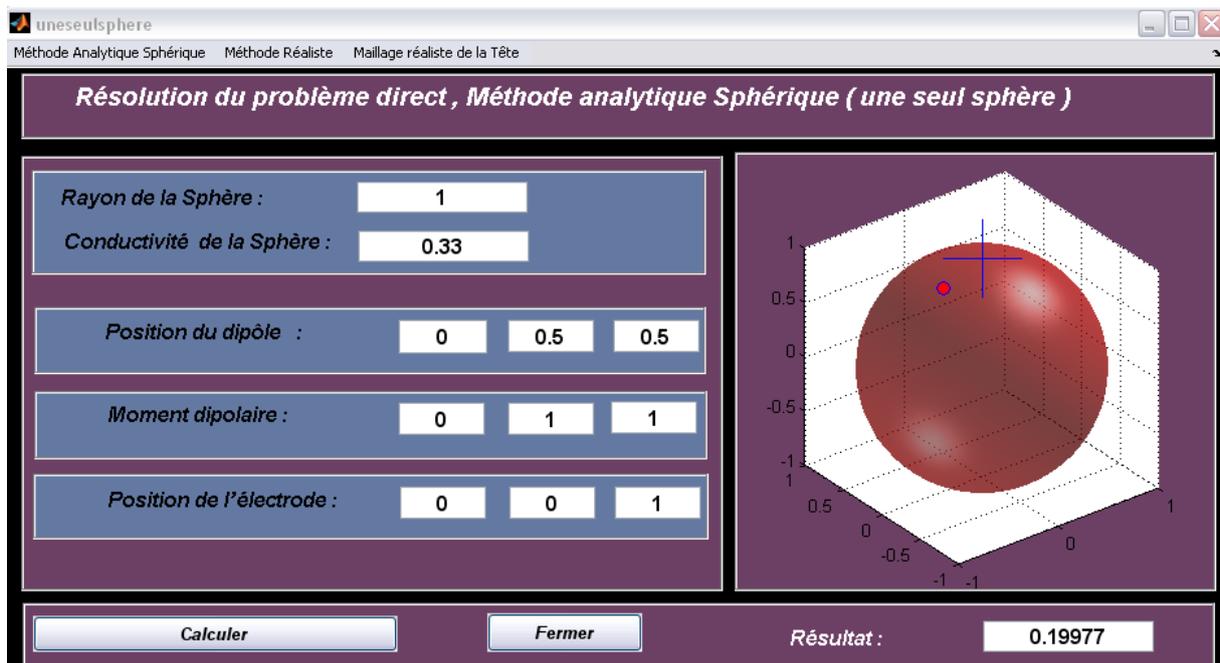
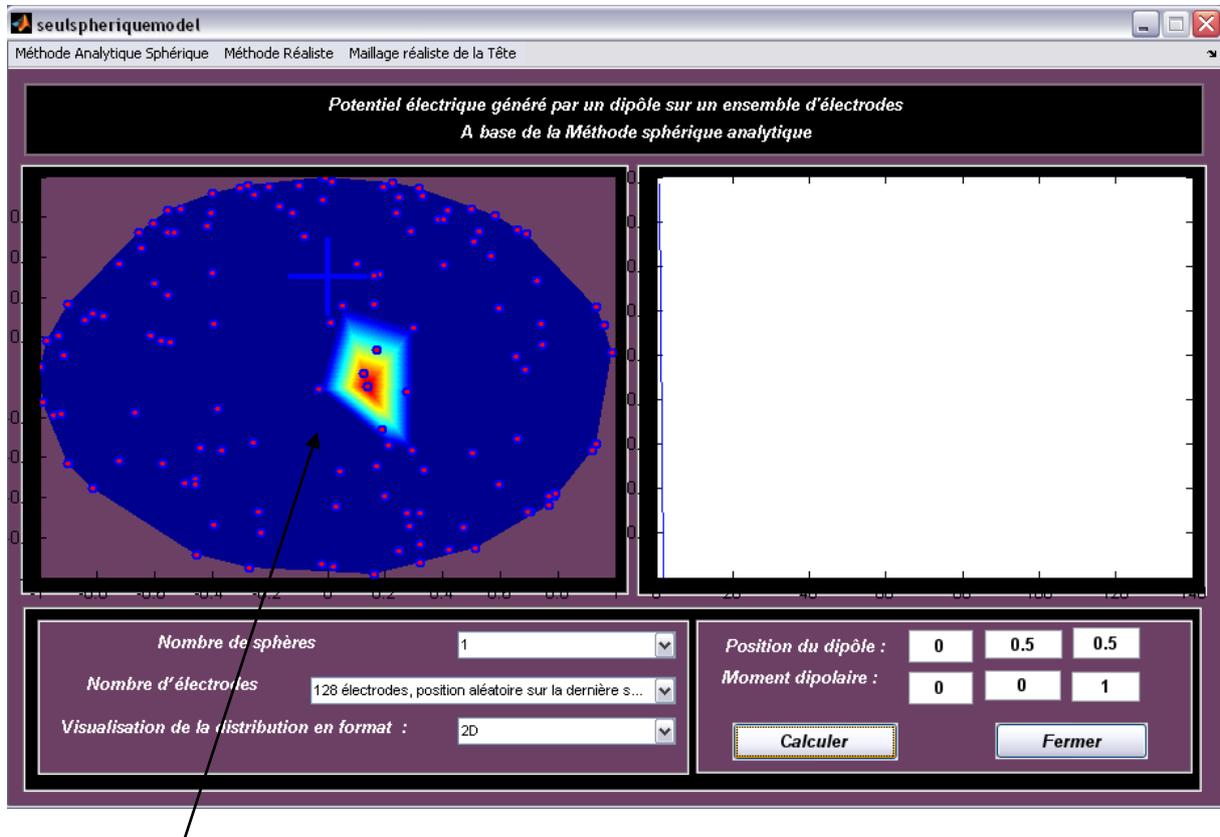


Fig. III.9- Valeur EEG simulée avec une seule sphère

Par exemple : la valeur 0.1997 mV est la valeur générée par un dipôle de courant situé à l'emplacement [0 0.5 0.5] en 3D avec un moment dipolaire de [0 1 1] mesuré en un point fixe (électrode), à l'emplacement [0 0 1] dans une sphère de rayon 1 cm et de conductivité 0.33 SM

Après cela on a fait une généralisation de cette méthode d'une seule sphère et une seule conductivité sur plusieurs électrodes situées sur la surface de la sphère (128 électrodes positionnées aléatoirement sur la sphère) voir l'interface sur la Fig. III.10 Pour avoir comme résultat un signal et la distribution de potentiel générée sur la sphère.

Le signal résultant apparaît très petit sur cette exemple, comme le montre une vue 2D de cette distribution.



La distribution de potentiel simulé sur les points de mesure à la surface de la sphère.

Fig. III.10- Interface de généralisation de la solution analytique sphérique.

IV.1.3. Résultat pratique pour une solution analytique avec trois sphères

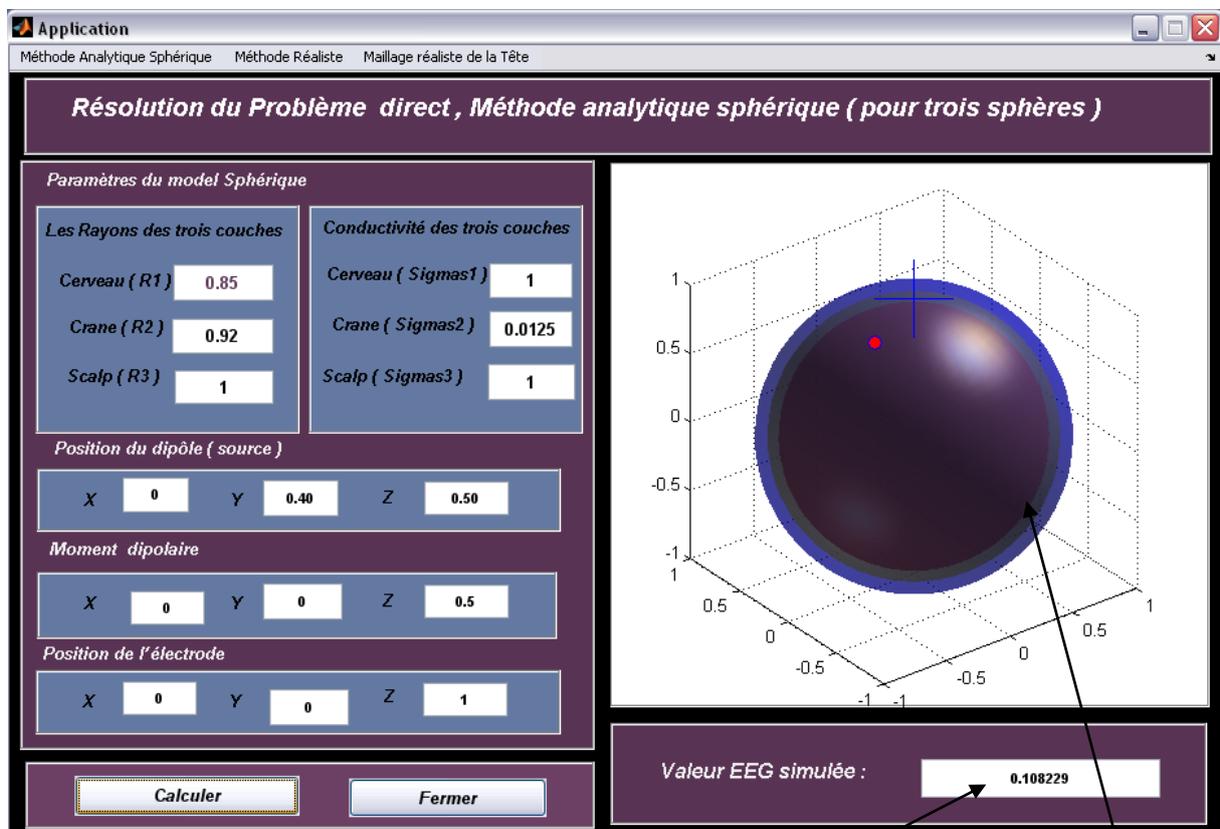
Mais comme le montre la Fig. III.10 on remarque bien le manque d'information et la génération de peu de données sur un traitement avec une seule sphère. C'est pour cela que l'on a entamé la méthode analytique avec trois surfaces imbriquées les unes dans les autres.

Trois sphères qui représentent le scalp, l'os, et le cerveau respectivement, de conductivité différente à condition que la conductivité du scalp soit égale à la conductivité du cerveau et la conductivité de l'os est égale à $1/80$ la conductivité des autres couches et une conductivité de l'aire nulle.

On a implémenté cette méthode pour simuler notre EEG (Fig. III.11), avec comme argument d'entrée les données suivantes :

1. La position de dipôle (position de la source)
2. Le moment du dipôle
3. Rayon des trois sphères
4. Conductivité des trois couches
5. Et la position où on doit calculer le potentiel électrique (électrode)

On a abouti à cette interface dans la figure suivante :



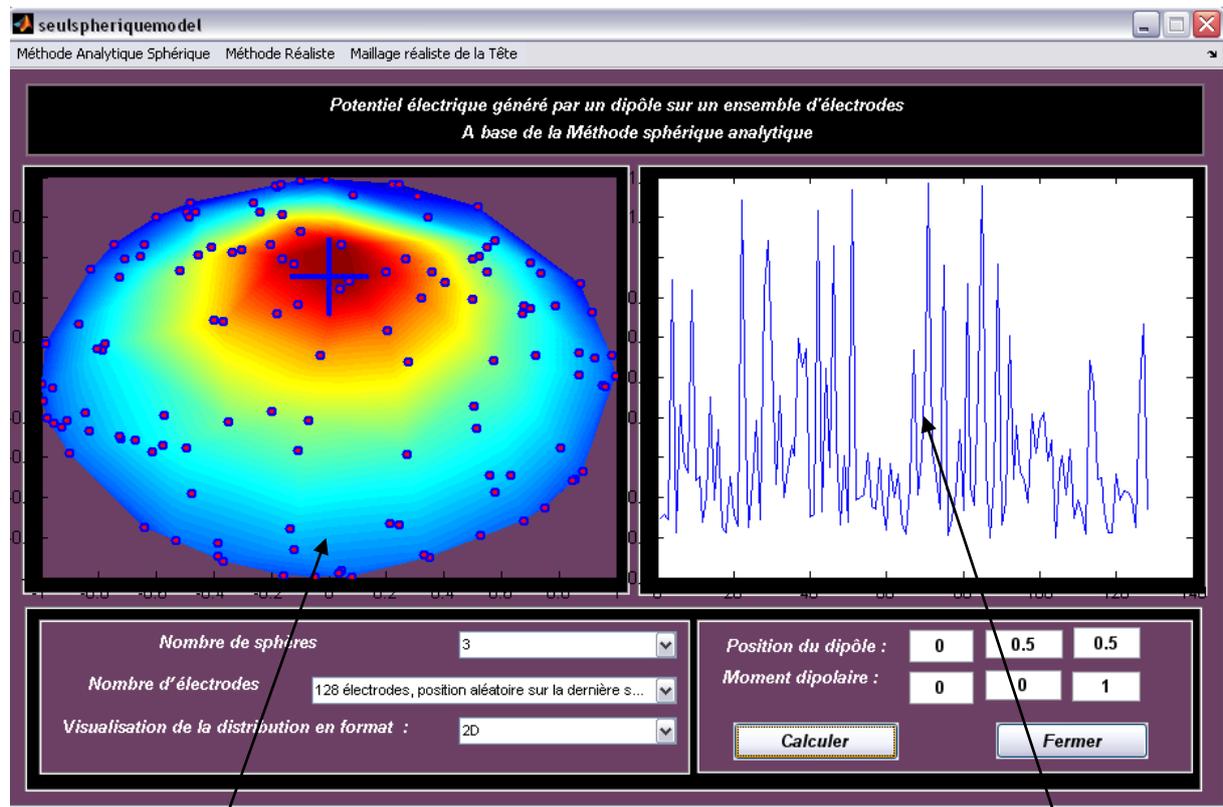
Valeur EEG simulé

Présentation des trois sphères imbriquées selon le rayon donné

Fig. III.11- Interface de solution analytique à trois sphères.

Cette interface teste aussi si la position du dipôle appartient à la première sphère intérieure comme elle teste aussi si le point de mesure (position d'électrode) est positionné sur la troisième sphère ou en dehors de la troisième sphère.

Pour cette méthode, aussi on fait une généralisation sur un ensemble d'électrodes distribuées sur toute la sphère, qui va nous générer un vecteur EEG pour un seul dipôle sur un ensemble d'électrodes (128 positions) comme le montre la Fig. III.12. Et on a tenté de représenter ce vecteur sous forme d'une distribution de potentiel électrique sur ces points, pour les positions d'électrodes.



La distribution de potentiel simulé sur les points de mesure sur la troisième sphère

Représentation du signal obtenu

Fig. III.12- Interface de la généralisation de la solution analytique à trois sphères.

IV.2. Modèles de têtes réalistes

L'avènement des techniques d'imageries telles que l'IRM anatomique a permis de créer des modèles 3D réalistes propres à la tête de chaque sujet.

Ce fut une avancée conséquente en termes de précision. Nous exposons maintenant les méthodes de cette approche (de cette modélisation).

IV.2.1. La méthode des intégrales de surface (BEM)

La méthode des intégrales de surface ou d'éléments frontières repose sur une formulation du problème à résoudre sous forme d'équation intégrale. Elle a beaucoup été utilisée en électromagnétisme et en acoustique. Cette méthode s'applique à des problèmes physiques dans lesquels l'espace peut se partitionner en un ensemble d'ouverts de caractéristiques physiques constantes séparés par des interfaces. Elle consiste à mener des calculs sur les grandeurs physiques au niveau des interfaces et non dans les volumes [30].

L'application de la deuxième formule de Green au problème permet d'aboutir à l'équation intégrale de Fredholm :

$$\sigma_i^+ \Omega_{i,r}^+ + \sigma_i^- \Omega_{i,r}^- V_0 \vec{r} = 4\pi V_0 \vec{r} - \sum_{j=1}^{nbsurf} \sigma_j^- - \sigma_j^+ \int_{S_j - \exists \vec{r}} V_0 \vec{r} \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r} - \vec{r}'|} \cdot d\vec{S} \quad (13)$$

$$V_0 \vec{r} = \frac{1}{4\pi} \int_G \vec{J}_p \cdot \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r} - \vec{r}'|} dV \quad (14)$$

V_0 est le potentiel créé par le dipôle dans un milieu homogène infini de conductivité unitaire, σ_i^+ et σ_i^- sont les conductivités respectives à l'extérieur et à l'intérieur de la $i^{\text{ème}}$ surface de discontinuité S_i où se situe le point de calcul r , $\Omega_{i,r}^+$ et $\Omega_{i,r}^-$ sont les angles solides respectifs où le point r voit l'extérieur et l'intérieur de la surface sur laquelle il se trouve.

Elle est de la forme $L(u) = b$ avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} u = V \\ L(u) = \frac{\sigma_i^+ \Omega_{i,r}^+ + \sigma_i^- \Omega_{i,r}^-}{2\pi(\sigma_i^+ + \sigma_i^-)} u + \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^{nbsurf} \frac{\sigma_k^- - \sigma_k^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \int_{S_k - \exists \vec{r}_n} u(\vec{r}') \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r} - \vec{r}'|} \cdot d\vec{S} \\ b = \frac{4\pi}{2\pi(\sigma_i^+ + \sigma_i^-)} V_0 \end{array} \right. \quad (15)$$

L'équation matricielle sera donc de la forme :

$$\mathbf{AV} = \mathbf{V}_0 \quad (16)$$

Dans l'approche centre de masse (COM), le potentiel est supposé constant sur chaque triangle du maillage. Les nœuds \vec{x}_k (points auxquels on calcule le potentiel) seront alors les centres de gravité des N triangles.

Dans l'approche par interpolation linéaire (LINT) le potentiel varie linéairement entre les sommets des triangles du maillage. Les nœuds \vec{x}_k seront alors les sommets des triangles du maillage.

IV.2.1.1. L'approche de centre de masse

Dans cette approche, les nœuds \vec{r}_i sont les centres de gravité des N triangles, notés Δ_k [30].

$$\phi_k(\mathbf{r}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \vec{r} \in \Delta_k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (17)$$

On a donc $A_{n,p} = L(\phi_p)(\vec{r}_n)$, soit, si $\vec{r}_n \in S_i$ et $\vec{r}_p \in S_j$

$$A_{n,p} = \frac{\sigma_i^+ \Omega_{i,r_n}^+ + \sigma_i^- \Omega_{i,r_n}^-}{2\pi(\sigma_i^+ + \sigma_i^-)} \phi_p(\vec{r}_n) + \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^{nbsurf} \frac{\sigma_j^- - \sigma_j^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \int_{S_k - \exists \vec{r}_n} \phi_p(\vec{r}_n) \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r}_n - \vec{r}|} d\vec{S} \quad (18)$$

Les angles solides dont les centres de gravité des triangles voient l'intérieur et l'extérieur du maillage sur lequel ils se trouvent valent 2π puisque la surface est régulière en ces points.

De plus, on a $\phi_p(\vec{r}_n) = \delta_{p,n}$ et l'intégrale de surface s'annule sur tous les autres triangles que Δ_p . Soit j le numéro de la surface sur laquelle \vec{r}_p se trouve :

$$A_{n,p} = \delta_{p,n} + \frac{1}{2\pi} \frac{\sigma_j^- - \sigma_j^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \int_{\Delta_p - \exists \vec{r}_n} \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r}_n - \vec{r}|} d\vec{S} \quad (19)$$

On obtient alors l'expression trouvée par Hämäläinen [1987] :

$$A_{n,p} = \delta_{p,n} + \frac{1}{2\pi} \frac{\sigma_j^- - \sigma_j^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \Omega_{p,n} \quad (20)$$

Où $\Omega_{p,n}$ est l'angle solide dont le point \vec{r}_n voit le triangle Δ_p .

La Fig.III.13 représente un organigramme qui explique les étapes à suivre pour aboutir à notre EEG simulé en utilisant la méthode BEM avec l'approche de centre masse.

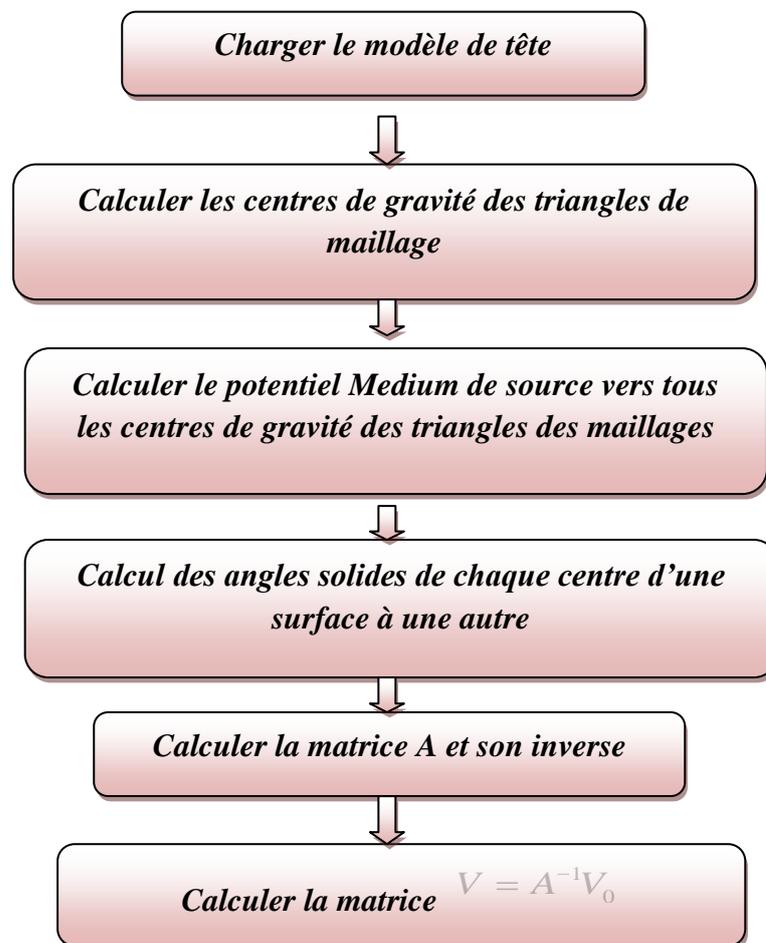
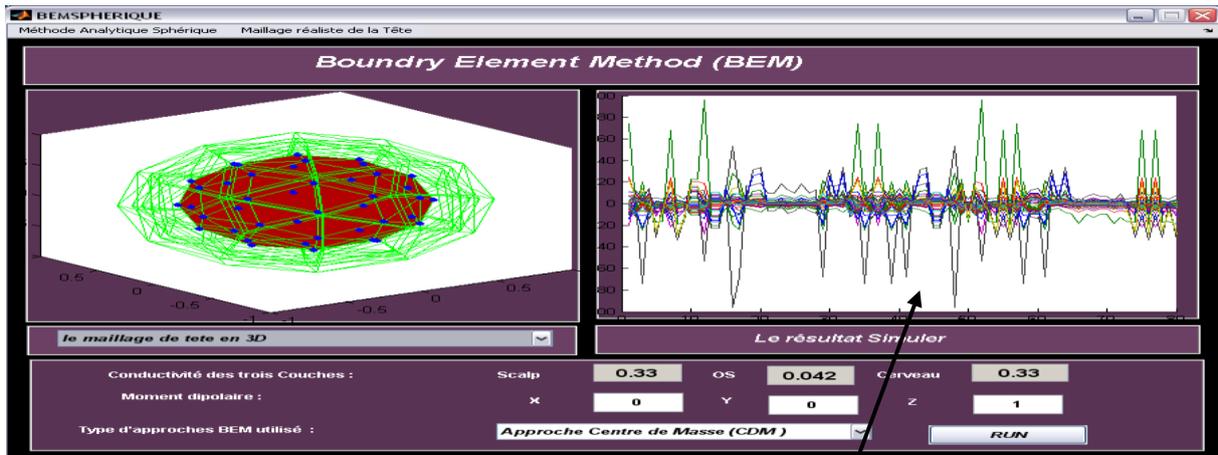


Fig. III.1- Organigramme de l'approche centre de masse de la méthode BEM

IV.2.1.1.1. Résultat Pratique

Cette méthode a été appliquée sur un modèle de maillage sphérique triangulaire de 42 points et 80 triangles avec quatre surfaces. On les lit à partir des fichiers d'extension (.tri) (cortex.1.tri, Head1.tri, scalp.1.tri et skull.1.tri) avec des conductivités de (0.33sm, 0.042 sm et 0.33 sm) Fig. III.14. On a obtenu le signal EEG sur les 80 centres de masse de la dernière surface (scalp).



Signal EEG mesuré sur les 80 points de centre de masse des triangles du scalp

Fig. III.14- Interfaces de l'approche de centre de masse.

IV.2.1.2. L'approche par interpolation linéaire

Dans cette approche, les nœuds \vec{r}_k sont les N sommets des triangles du maillage notés Δ_{kln} . Si \vec{r}_k, \vec{r}_l et \vec{r}_n sont ses sommets [30].

$$\phi_k(r) = \begin{cases} \frac{\det(\vec{r}, \vec{r}_l, \vec{r}_n)}{\det(\vec{r}_k, \vec{r}_l, \vec{r}_n)} & \text{si } \exists l, n, \vec{r} \in \Delta_{kln} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (21)$$

On a donc $A_{m,p} = L(\phi_m)(\vec{r}_m)$, soit, si $\vec{r}_m \in S_i$ et $\vec{r}_n \in \Delta_{k \ln} \in S_i$:

$$A_{m,n} = \frac{\sigma_i^+ \Omega_{i,r_m}^+ + \sigma_i^- \Omega_{i,r_m}^-}{2\pi(\sigma_i^+ + \sigma_i^-)} \phi_n(\vec{r}_m) + \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^{nbsurf} \frac{\sigma_k^- - \sigma_k^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \int_{S_k - \exists \vec{r}_m} \phi_n(\vec{r}) \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r}_m - \vec{r}|} . d\vec{S} \quad (22)$$

Or $\phi_n(\vec{r}_m) = \delta_{m,n}$ et l'intégrale de surface est nulle sauf sur les triangles de la surface S_j qui ont pour sommet \vec{r}_n :

$$A_{m,n} = \frac{\sigma_i^+ \Omega_{i,r_m}^+ + \sigma_i^- \Omega_{i,r_m}^-}{2\pi(\sigma_i^+ + \sigma_i^-)} \delta_{m,n} + \frac{1}{2\pi} \frac{\sigma_j^- - \sigma_j^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \sum_{\vec{r}_n \in \Delta_{k \ln} \Delta_{k \ln} - \exists \vec{r}_m} \int \phi_n(\vec{r}) \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r}_m - \vec{r}|} . d\vec{S} \quad (23)$$

Posons :

$$\beta = \int_{\Delta_{k \ln} - \exists \vec{r}_m} \phi_n(\vec{r}) \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{r}_m - \vec{r}|} . d\vec{S} \quad (24)$$

Et faisant le changement d'origine du repère la formule pour $\phi_n(\vec{y})$ est indépendante de l'origine du repère, on a donc :

$$\beta = \int_{\Delta_{k \ln} - \exists \vec{r}_m} \frac{\det(\vec{y}, \vec{y}_k, \vec{y}_l)}{\det(\vec{y}_n, \vec{y}_k, \vec{y}_l)} \vec{\nabla} \frac{1}{|\vec{y}|} . d\vec{S} \quad (25)$$

qui s'écrit également :

$$\beta = - \int_{\Delta_{k \ln} - \exists \vec{r}_m} \frac{\det(\vec{y}, \vec{y}_k, \vec{y}_l)}{\det(\vec{y}_n, \vec{y}_k, \vec{y}_l)} \frac{\vec{y}}{|\vec{y}|^3} . d\vec{S} \quad (26)$$

Posons alors $\vec{a} = (\vec{y}_k - \vec{y}_n) \wedge (\vec{y}_l - \vec{y}_n)$. Il s'agit en fait du vecteur normal au triangle dont la norme $|\vec{a}| = A$ vaut deux fois l'aire du triangle. On a alors :

$$\beta = - \int_{\Delta_{kln} - \exists \vec{r}_m} \frac{\det(\vec{y}, \vec{y}_k, \vec{y}_l)}{\det(\vec{y}_n, \vec{y}_k, \vec{y}_l)} \frac{\vec{y}}{|\vec{y}|^3} \cdot \frac{\vec{a}}{A} d\vec{S} \quad (27)$$

Or, puisque $\vec{y}_m = 0$ et $\vec{y} \in \Delta_{kln}$:

$$\vec{y} \cdot \frac{\vec{a}}{A} = \text{dist}(\vec{y}_m, \Delta_{kln}) = \vec{y}_n \cdot \frac{(\vec{y}_k - \vec{y}_n) \wedge (\vec{y}_l - \vec{y}_n)}{A} = \vec{y}_n \cdot \frac{\vec{y}_k \wedge \vec{y}_l}{A} = \frac{\det(\vec{y}_n, \vec{y}_k, \vec{y}_l)}{A} \quad (28)$$

d'où :

$$\beta = - \frac{1}{A} \int_{\Delta_{kln} - \exists \vec{r}_m} \frac{\det(\vec{y}, \vec{y}_k, \vec{y}_l)}{|\vec{y}|^3} d\vec{S} \quad (29)$$

et :

$$\beta = - \frac{1}{A} \int_{\Delta_{kln} - \exists \vec{r}_m} \frac{\vec{y} \cdot (\vec{y}_k \wedge \vec{y}_l)}{|\vec{y}|^3} d\vec{S} \quad (30)$$

Pour simplifier l'écriture des calculs, nous allons changer de notation. Il nous faut calculer, dans un triangle quelconque Δ_{123} , la valeur des :

$$\Omega_i = - \frac{1}{A} \int_{\Delta_{123}} \frac{\vec{y} \cdot \vec{z}_i}{|\vec{y}|^3} dS, i = 1, 2, 3 \quad (31)$$

Lorsque $\vec{z}_i = \vec{y}_{i+1} \wedge \vec{y}_{i-1}$ avec, par convention, des indices définis modulo 3 : $\vec{y}_0 = \vec{y}_3$, et $\vec{y}_1 = \vec{y}_4$.

Pour calculer les Ω_i , on introduit le vecteur $\vec{\Omega}$ défini par :

$$\vec{\Omega} = \int_{\Delta_{123}} \vec{\nabla} \left(\frac{1}{|\vec{y}|} \right) \wedge dS \quad (32)$$

On a alors :

$$\vec{\Omega} = - \oint_{\partial\Delta_{123}} \frac{d\vec{\gamma}}{|\vec{\gamma}|} = - \sum_{i=1}^3 \int_0^1 \frac{\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i}{|\vec{y}_i + s(\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i)|} dS \quad (33)$$

Que l'on peut intégrer explicitement :

$$\vec{\Omega} = \sum_{i=1}^3 \begin{cases} \left[\frac{\ln((\vec{y}_i + s(\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i)) \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) + |\vec{y}_i + s(\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i)| |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|)}{|\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \right]_0^1 (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) & \text{si } \vec{y}_i \cdot \vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i^2 \neq |\vec{y}_i|^2 |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|^2 \\ \left[\frac{\ln(|\vec{y}_i + s(\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i)|)}{|\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \right]_0^1 (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) & \text{sinon} \end{cases} \quad (34)$$

d'où :

$$\vec{\Omega} = \sum_{i=1}^3 \begin{cases} \frac{\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i}{|\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \ln \left(\frac{\vec{y}_{i+1} \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) + |\vec{y}_{i+1}| |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|}{\vec{y}_i \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) + |\vec{y}_i| |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \right) & \text{si } \vec{y}_i \cdot \vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i^2 \neq |\vec{y}_i|^2 |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|^2 \\ \frac{\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i}{|\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \ln \left(\frac{|\vec{y}_{i+1}|}{|\vec{y}_i|} \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (35)$$

Il suffit alors de séparer la somme en deux et de faire un changement d'indice pour obtenir :

$$\vec{\Omega} = \sum_{i=1}^3 (v_{i-1}^0 - v_i^0) \vec{y}_i \quad (36)$$

où :

$$v_i^0 = \begin{cases} \frac{-1}{|\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \ln \left(\frac{\vec{y}_i \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) + |\vec{y}_i| |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|}{\vec{y}_{i+1} \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i) + |\vec{y}_{i+1}| |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \right) & \text{si } \vec{y}_i \cdot \vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i^2 \neq |\vec{y}_i|^2 |\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|^2 \\ \frac{-1}{|\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_i|} \ln \left(\frac{|\vec{y}_i|}{|\vec{y}_{i+1}|} \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (37)$$

Nous allons à présent montrer le lien entre $\vec{\Omega}$ et les Ω_i que nous devons calculer. Pour cela, on introduit les coordonnées barycentriques de \vec{y} dans le triangle Δ_{123} : $\vec{y} = \sum_{j=1}^3 \lambda_j \vec{y}_j$,

$\sum_{j=1}^3 \lambda_j = 1$ On peut alors exprimer explicitement les coordonnées barycentriques, puisque :

$$\vec{y} \cdot \vec{z}_i = \sum_{j=1}^3 \lambda_j \vec{y}_j \cdot \vec{z}_i = \lambda_i \vec{y}_i \cdot \vec{z}_i = \lambda_i \vec{y}_i \cdot (\vec{y}_{i+1} \wedge \vec{y}_{i-1}) = \lambda_i \det(\vec{y}_i, \vec{y}_{i+1}, \vec{y}_{i-1}) \quad (38)$$

d'où :

$$\lambda_i = \frac{\vec{y} \cdot \vec{z}_i}{\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3)} \quad (39)$$

On injecte alors dans $\vec{\Omega}$ l'expression de \vec{y} en coordonnées barycentriques :

$$\vec{\Omega} = - \int_{\Delta_{123}} \frac{\vec{y}}{|\vec{y}|^3} \wedge dS = - \frac{1}{\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3)} \sum_{i=1}^3 \int_{\Delta_{123}} \vec{y} \cdot \vec{z}_i \frac{\vec{y}_i}{|\vec{y}|^3} \wedge dS \quad (40)$$

d'où :

$$-\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \vec{\Omega} = \sum_{i=1}^3 \int_{\Delta_{123}} \vec{y} \cdot \vec{z}_i \frac{\vec{y}_i}{|\vec{y}|^3} \wedge \frac{\vec{a}}{A} dS = \sum_{i=1}^3 (\Omega_i \vec{y}_i) \wedge \vec{a} \quad (41)$$

Ce qui donne un système de trois équations à trois inconnues, mais ne permet pas de trouver les Ω_i , car ce système est lié : $\det(\vec{y}_1 \wedge \vec{a}, \vec{y}_2 \wedge \vec{a}, \vec{y}_3 \wedge \vec{a}) = 0$. Il nous faut donc une équation supplémentaire, qui nous est donnée par :

$$\sum_{i=1}^3 \Omega_i = \frac{1}{A} \int_{\Delta_{123}} \frac{\vec{y} \cdot \left(\sum_{i=1}^3 \vec{z}_i \right)}{|\vec{y}|^3} dS = \frac{1}{A} \int_{\Delta_{123}} \frac{\vec{y} \cdot \vec{a}}{|\vec{y}|^3} dS = \int_{\Delta_{123}} \frac{\vec{y} \cdot d\vec{S}}{|\vec{y}|^3} = \Omega \quad (42)$$

où Ω est l'angle solide dont le point origine \vec{y}_m voit le triangle Δ_{123} . La formule analytique de cet angle solide est connue :

$$\Omega = 2 \arctan \left(\frac{\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3)}{|\vec{y}_1| |\vec{y}_2| |\vec{y}_3| + |\vec{y}_1| \vec{y}_2 \cdot \vec{y}_3 + |\vec{y}_2| \vec{y}_3 \cdot \vec{y}_1 + |\vec{y}_3| \vec{y}_1 \cdot \vec{y}_2} \right) \quad (43)$$

Le système à résoudre est donc :

$$\begin{cases} -\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \vec{\Omega} = \sum_{i=1}^3 (\Omega_i \vec{y}_i) \wedge \vec{a} \\ \sum_{i=1}^3 \Omega_i = \Omega \end{cases} \quad (44)$$

D'où :

$$\begin{cases} -\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \vec{\Omega} \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) = \sum_{j=1}^3 \Omega_j (\vec{y}_j \wedge \vec{a}) \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) \\ \sum_{i=1}^3 \Omega_i = \Omega \end{cases} \quad (45)$$

et :

$$\begin{cases} -\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \vec{\Omega} \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) = \sum_{j=1}^3 \Omega_j ((\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) \wedge \vec{y}_j) \cdot \vec{a} \\ \sum_{i=1}^3 \Omega_i = \Omega \end{cases} \quad (46)$$

Donc :

$$\begin{cases} -\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \vec{\Omega} \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) = (\Omega_i \vec{z}_{i-1} + \Omega_i \vec{z}_{i+1} - \Omega_{i+1} \vec{z}_i - \Omega_{i-1} \vec{z}_i) \cdot \vec{a} \\ \sum_{i=1}^3 \Omega_i = \Omega \end{cases} \quad (47)$$

On injecte alors la seconde équation dans la première en utilisant $\sum_{i=1}^3 \vec{z}_i = \vec{a}$ pour trouver :

$$-\det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \vec{\Omega} \cdot (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) = \Omega_i \vec{a} \cdot \vec{a} - \Omega \vec{z}_i \cdot \vec{a} \quad (48)$$

D'où :

$$\Omega_i = \frac{1}{A^2} \vec{z}_i \cdot \vec{a} \Omega - \det(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) (\vec{y}_{i+1} - \vec{y}_{i-1}) \cdot \vec{\Omega} \quad (49)$$

Nous avons alors tous les éléments pour calculer les coefficients de la matrice :

$$A_{m,n} = \frac{\sigma_i^+ \Omega_{i,r_m}^+ + \sigma_i^- \Omega_{i,r_m}^-}{2\pi(\sigma_i^+ + \sigma_i^-)} \delta_{m,n} + \frac{1}{2\pi} \frac{\sigma_j^- - \sigma_j^+}{\sigma_i^+ + \sigma_i^-} \sum_{r_n \in \Delta_{kln}} \Omega_n(\Delta_{kln}, \vec{r}_m) \quad (50)$$

Voici sur la Fig. III.15, l'organigramme complet qui explique les chemins à suivre :

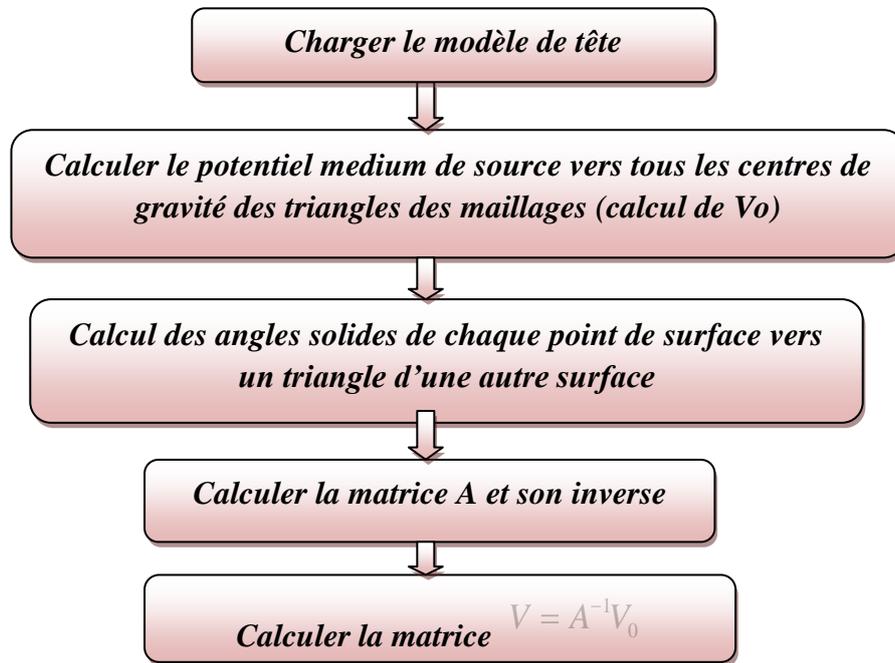
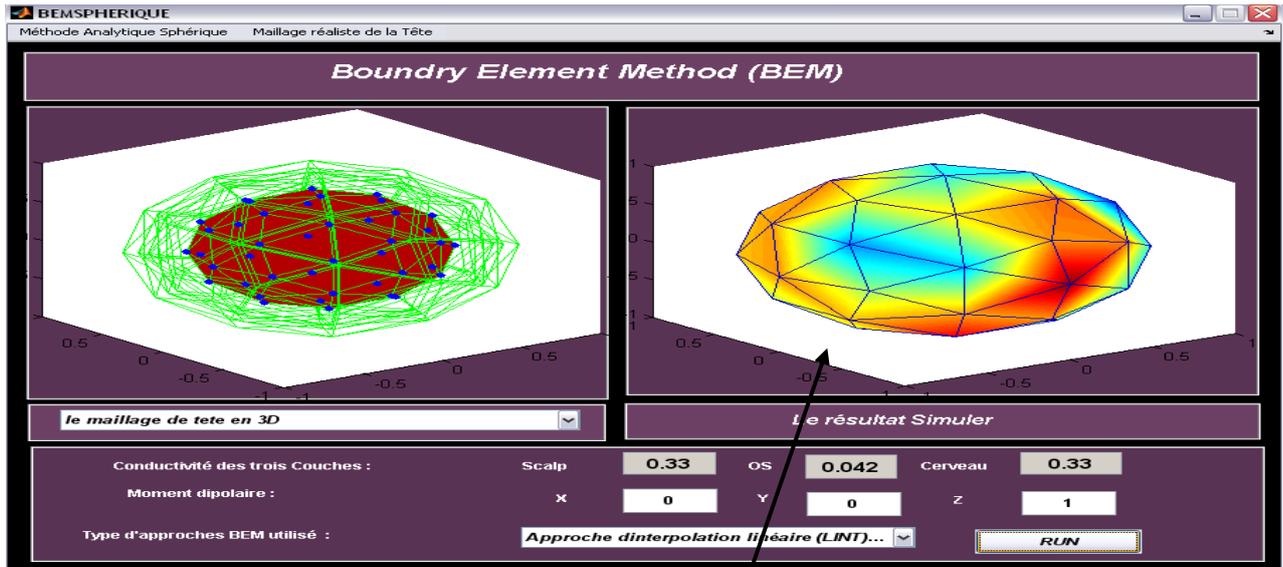


Fig.III.15-Organigramme l'approche d'interpolation linéaire pour de la méthode BEM

IV.2.1.2.1. Résultat pratique

Cette méthode a été appliquée sur le même modèle utilisé dans l'approche centre masse. On va donc calculer les valeurs d'EEG sur les 42 points de sommet de maillage du scalp (dernière surface) pour un dipôle situé sur la surface intérieure on utilisant les formulations de l'approche d'interpolation linéaire. On aura comme résultat la distribution suivante sur la Fig. III.16 :



Représentation de la distribution du potentiel électrique sur les 42 points du scalp

Fig. III.16 -Interface de l'approche d'interpolation linéaire.

V. Comparaison entre le modèle sphérique et le modèle réaliste

Pour faire une évaluation de notre travail on a effectué une comparaison entre la méthode analytique sphérique et la méthode des éléments finis (BEM), et plus particulièrement entre la méthode des trois sphères embarquées et la méthode réaliste par approche d'interpolation linéaire en appliquant la formulation suivante :

$$Erreur = Norm(BEM / (norm(BEM)) - ANA / (norm(ANA))) \quad (51)$$

Tel que BEM : représente le vecteur résultat de la méthode BEM et ANA représente le vecteur résultat trouvé par la méthode analytique.

Ainsi on a utilisé un dipôle de position de $[-0.3575 \ 0 \ 0.5784]$ et avec un moment dipolaire de $[0 \ 0.2 \ 0.2]$ et on a calculé le potentiel généré par ce dipôle sur 42 positions par la méthode des BEM avec l'approche d'interpolation linéaire et la méthode analytique des trois sphères. Nous avons obtenue une erreur de **0.9**, ce qui veut dire que notre BEM n'est pas assez bon !!

VI. Problème Inverse

Transformer les appareils de mesure d'EEG en modalités d'imagerie du cerveau nécessite la résolution d'un *problème inverse*. Il consiste à reconstruire une distribution de sources ayant pu donner naissance aux mesures observées. La non-unicité d'une telle distribution pointe une première et grande différence entre le *problème direct* et le *problème inverse*. En fait, le problème inverse n'est pas injectif et plusieurs configurations de sources peuvent expliquer un même jeu de mesures. Une seconde différence capitale réside dans l'aspect temporel. Cet aspect est exclu de la modélisation du problème direct grâce à l'approximation quasi-statique alors que les méthodes les plus efficaces en problème inverse tirent parti d'une forme de cohérence temporelle.

VI.1. Un problème mal posé

Le problème inverse en EEG fait partie de ces problèmes dit *mal posés* au sens de Hadamard. Etant donné un opérateur H , le problème inverse consistant à résoudre $Hx = m$ pour m donné est dit *bien posé* au sens de Hadamard quand il vérifie les trois conditions suivantes :

- pour tout m , il existe au moins une solution x au problème
- pour tout m , la solution x est unique
- la solution x dépend continuellement de m

Pour le problème inverse EEG, x est la source que l'on cherche à reconstruire et m est le jeu de mesures EEG. Bien que pour chaque jeu de mesures, on puisse trouver une distribution de sources expliquant les mesures, le problème est mal posé car les deux autres conditions ne sont pas systématiquement vérifiées.

- comme nous l'avons évoqué précédemment, il existe des distributions de sources silencieuses à l'EEG. Une solution au problème inverse ne peut donc être déterminée qu'à l'une de ces distributions près. Ce point est contourné par de nombreuses méthodes inverses en contraignant la source à reconstruire. Si l'on cherche par exemple à expliquer un jeu de mesures à l'aide d'un dipôle de courant équivalent, le problème est sur-contraint et ce phénomène disparaît.
- la solution x ne dépend pas continûment de m de telle sorte qu'un bruit d'un niveau très faible s'ajoutant aux mesures m peut créer un grand écart entre la solution à ce

problème et celle du problème non perturbé. Pour s'affranchir de cette hypersensibilité au bruit, toutes les méthodes inverses s'autorisent une marge d'erreur sur les mesures que l'on nomme dans ce contexte *variance résiduelle*.

A ces deux problèmes théoriques cruciaux s'ajoute une limitation pratique résidant dans la sous-détermination numérique du problème due au faible nombre de mesures.

VI.2. Méthode pour le problème inverse en EEG

Les méthodes de résolution du problème inverse en EEG peuvent être scindées en deux catégories :

- Les approches distribuées (ou approches *image*) quant à elles, utilisent comme source une distribution de dipôles répartis sur le cortex de moments perpendiculaires à la surface de ce dernier.
- Les méthodes paramétriques d'une part, assimilent la source à un ensemble de dipôles dont il s'agit alors d'estimer les paramètres tant linéaires (amplitudes des dipôles) que non linéaires (positions et moments des dipôles).

Ainsi posé, le problème inverse ne requiert que l'estimation de paramètres linéaires : L'amplitude des dipôles. Le problème d'optimisation afférant possède en un certain sens des caractéristiques opposées à celui issu des méthodes paramétriques. Le nombre de dipôles étant bien plus grand que le nombre de mesures, le problème est très largement sous contraint et une régularisation est nécessaire pour établir une solution d'intérêt parmi toutes les solutions possibles. La dépendance linéaire aux paramètres recherchés rend l'aspect algorithmique moins délicat. Ces méthodes sont davantage dédiées à la détection d'activations hautement non focales sur des surfaces étendues.

Les méthodes paramétriques et distribuées ne sont donc pas concurrentes mais plutôt complémentaires. Dans la suite de cette section, nous parcourons une sélection de méthodes inverses de ces deux catégories en soulignant leur domaine de validité.

VI.2.1. Méthodes distribuées

Dans ces méthodes, on considère une distribution de dipôles d'emplacements déterminés dont seuls les moments doivent être estimés. De la même manière que pour les méthodes dipolaires, chaque dipôle peut être décomposé en trois dipôles élémentaires formant une base orthogonale. Ceci évite une non-linéarité qui serait due à des paramètres d'orientation du

dipôle (des angles). Bien que certaines approches peuplent le volume de la tête d'une telle manière et cherchent à estimer les amplitudes de tous ces dipôles élémentaires, la plupart des approches distribuées se contentent d'une distribution de dipôles, chacun étant situé sur un noeud d'une triangulation du cortex avec pour direction fixée la normale au cortex à l'emplacement du dipôle. Cette restriction est due à la modélisation de l'activité des cellules pyramidales dans les colonnes corticales.

Dans ce cas, l'amplitude de la distribution de dipôles forme une image définie sur la surface du cortex que l'on souhaite estimer. C'est la raison pour laquelle les méthodes distribuées sont souvent appelées méthodes image ou méthodes d'*Imaging*. Dans tous les cas, le problème inverse est linéaire de type $M=AS^T$.

Les approches d'*Imaging* sont très fortement sous-contraintes. La modélisation géométrique précise des circonvolutions du cortex nécessite des maillages d'une grande taille.

Le nombre d'inconnues pour un instant donné est très largement inférieur au nombre de mesures pour ce même instant. Il est donc nécessaire de contraindre le type de sources que l'on cherche à reconstruire. Ces contraintes additionnelles sont introduites dans un cadre Bayésien dans la section qui suit.

VI.2.2. Méthode de norme minimale

On représente l'activité corticale par une distribution d'un grand nombre de dipôles sur une surface modélisant la matière grise du cortex, La première étape consiste à modéliser et résoudre le problème direct, on calcule la matrice de gain G reliant le vecteur des mesures M réalisées sur les capteurs à l'instant t à l'intensité des sources S .

$$M(t) = GS(t) + N(t) \quad (52)$$

N , modélisant le bruit, l'avantage de cette méthode est que la matrice G peut être calculée avant l'expérience. La résolution du problème inverse est alors réduite à une multiplication matricielle et peut être effectuée en temps réel. Elles consistent toutes en l'ajout de contraintes ou d'a priori dans le critère à optimiser.

$$S = \min \|M - GS\|^2 + \lambda(S)^2 \quad (53)$$

λ est choisi en fonction des propriétés des sources (douceur spatiale).

VI.2.2.1. Résultat pratique

En ce qui concerne la réalisation on a programmé la méthode de norme minimale : on utilisé 42 sources et on a calculé sa matrice de gain avec la méthode analytique de modèle de trois sphères de rayon [0.85 0.92 1] respectivement et un nombre des électrodes X qui varie d'un test à un autre et positionnés sur la troisième sphère. On a ainsi résolu le problème directe qui nous a donné une matrice de gain A avec un moment dipolaire unique pour toutes les sources de $[0 \ 0 \ 1]$ et en conductivité de $[0.33 \dots 0.33]$.

Après on a pris la matrice A et on l'a bruité pour avoir une matrice M qui représente des mesures EEG et on a appliqué la méthode des normes minimales. Nous avons alors remarqué que :

- si on prenait un nombre d'électrode autant que le nombre de sources ce que veut dire avoir une matrice A carré alors on trouve les mêmes amplitudes de source.
- si on prend plus de sources que de capteurs alors on aura une infinité de solutions et on aura aucune chance de retrouver exactement les mêmes amplitudes S . surtout si on ajoute du bruit.

VI.2.3. Méthodes dipolaires

Les méthodes dipolaires, qui ont été les premières utilisées et qui sont les plus employées encore à l'heure actuelle, considèrent que l'activité électrique cérébrale est concentré dans un petit nombre d'aires dont la dimension est petite comparée à leur distance aux capteurs. L'activité dans chacune des aires peut donc être assimilée à celle d'un seul dipôle, le dipôle de courant équivalent, dont on cherche les paramètres qui minimisent l'erreur de moindres carrés (encore appelée variance résiduelle) entre les champs mesurés et ceux qui seraient produits par la configuration de sources estimées. Ces champs sont calculés par le problème direct.

Le cas le plus simple est celui ou on considère un seul dipôle, mais il est souvent nécessaire de considérer l'existence de plusieurs dipôles: plus ce nombre est important, plus le problème devient ambiguë. En général, pour avoir une solution unique, le nombre de paramètres estimés (soit 6 par dipôle) ne doit pas excéder celui du nombre des données. Par exemple, des données EEG recueillies dans le montage international utilisant 20 électrodes ne pourront pas être expliquées avec plus de 3 dipôles.

Bien que l'activité cérébrale ait une structure souvent complexe, qui ne peut pas toujours être expliqué par des modèles dipolaires de source. Il a été montré que ces modèles s'appliquaient

bien aux composantes précoces des réponses évoquées, et que les solutions trouvées sont en général compatibles avec les connaissances sur l'anatomie et la physiologie des fonctions sensorielles ou motrices. Ce modèle décrit des dipôles mobiles (moving dipôle) dont la position peut varier d'un instant l'autre.

La Fig. III.17 représente l'organigramme pour résoudre le problème inverse en utilisant les méthodes dipolaires. On a utilisé un modèle de tête de trois sphères avec 42 électrodes positionnées sur la troisième sphère et 42 sources dipolaires pour effectuer le problème direct et le résultat de ce dernier sera utilisé pour résoudre le problème inverse.

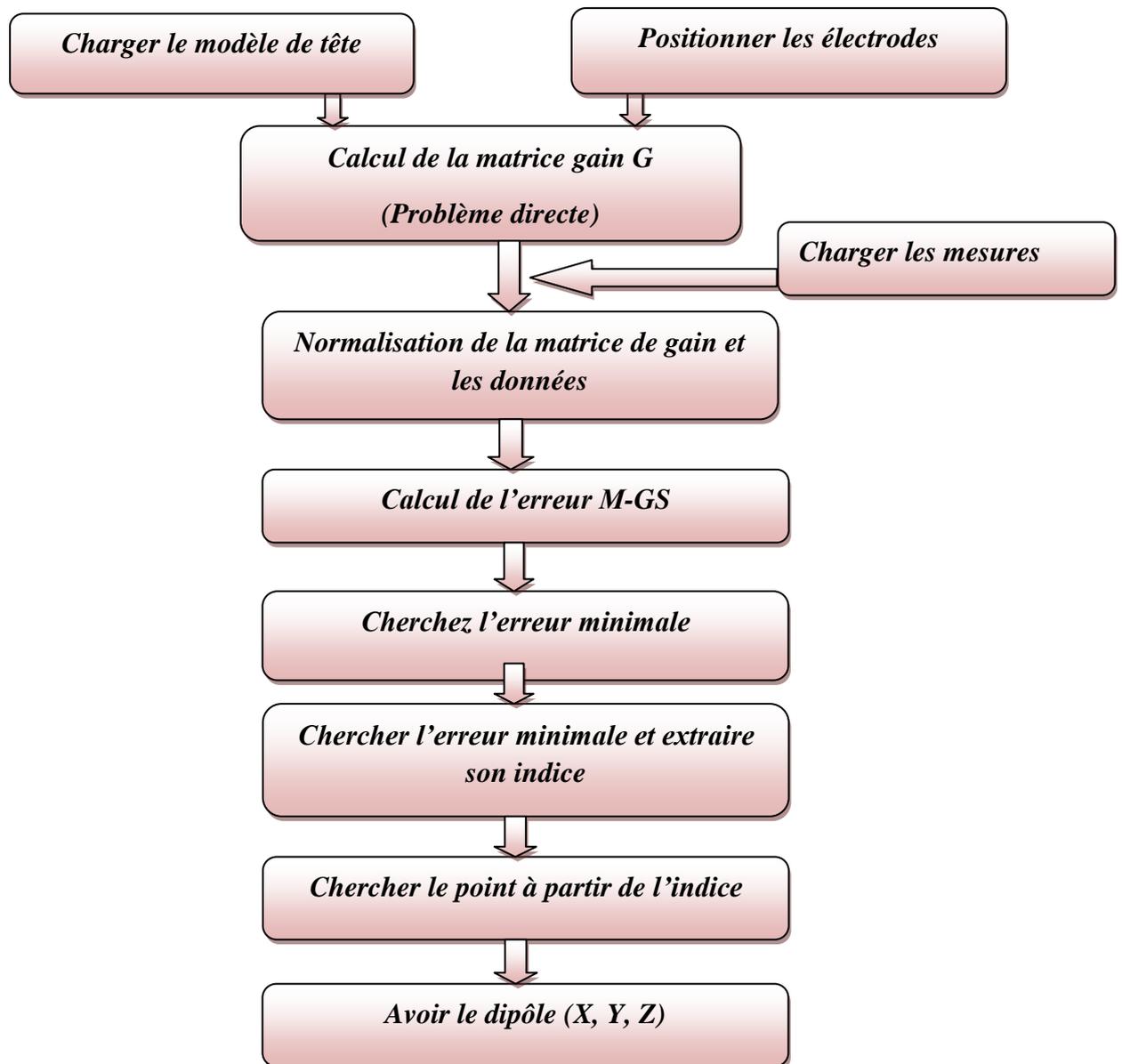
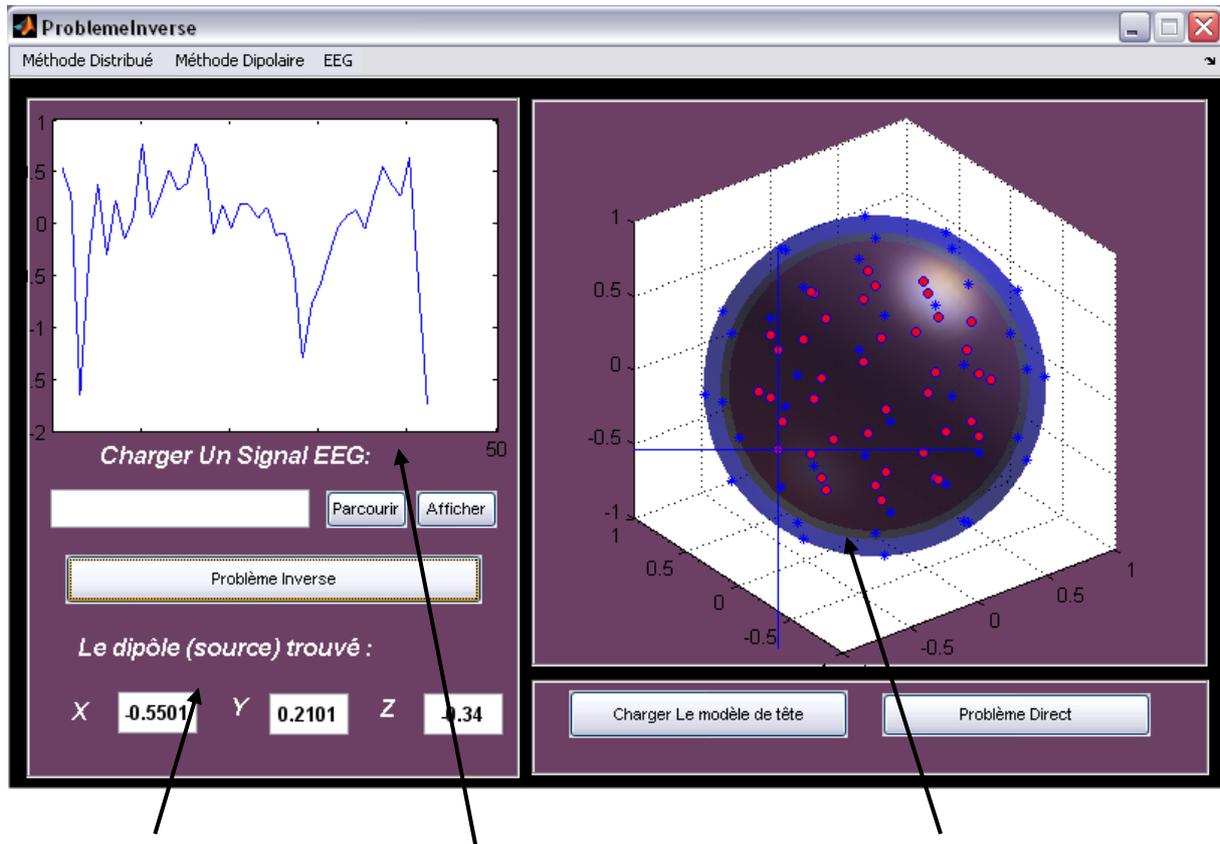


Fig. III.17- Organigramme de résolution du Problème Inverse

VI.2.3.1. Résultat pratique

On a obtenu les résultats sous cette forme dans la Fig. III.18.



Dipôle Estimé
(X. Y. Z)

*Signal en entrée pour
chercher sa source*

*Positionner les dipôles et
les électrodes*

Fig. III.18- Interface graphique pour résoudre le problème inverse.

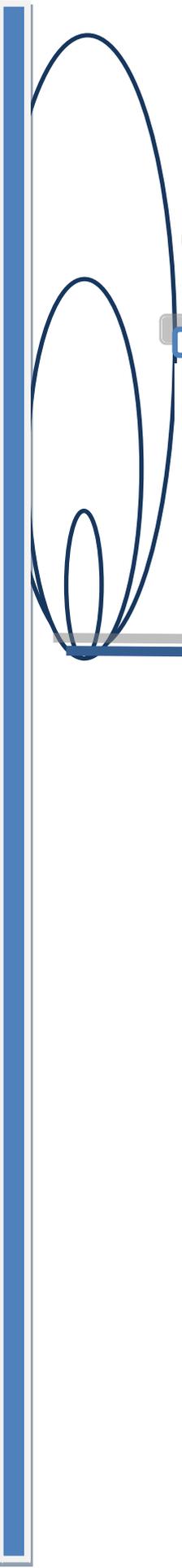
Conclusion

Ce chapitre présente le chemin pour les moyens et les méthodes de localisation des sources neuronales de l'activité électrique cérébrale telle qu'elle peut être mesurée à l'extérieur de la tête par électroencéphalographie. Nos premiers travaux nous ont permis de mettre au point deux méthodes bien distinctes pour la résolution du problème direct en Électroencéphalographie: la méthode analytique pour un modèle qui représente la tête humaine par un système de trois sphères concentriques (modèle de tête sphérique) comme on a traité aussi le cas où on a une seule sphère et une méthode pour une tête humaine réaliste et

des maillages surfaciques avec les deux approches de la méthode des éléments de frontière (BEM) avec une évaluation des deux méthodologies.

Et pour le problème inverse, on l'a traité dans le cadre des méthodes distribuées avec des techniques de régularisation (méthode de norme minimale) dans un cadre linéaire et une proposition d'une méthode dipolaire.

Alors on va utiliser ces résultats et ces méthodes pour améliorer les systèmes des interfaces cerveau-machine dans le chapitre qui suit.



Chapitre IV

**ICM alliée à la localisation de
source**

Méthodes & Résultats

Dans ce chapitre on va voir les différentes étapes et les différentes modalités pour réaliser une interface cerveau machine asynchrone en utilisant le concept de la localisation de source dans la phase d'extraction de caractéristique et les résultats pratiques obtenus.

Introduction

L'EEG a comme avantage d'être totalement non-invasif et d'avoir une très bonne résolution temporelle, ce qui est en fait, une méthode de prédilection pour les ICM chez l'être humain. Cependant, les capteurs étant situés à la surface du scalp, l'analyse directe des signaux ne permet pas toujours de distinguer des phénomènes ayant des origines voisines dans le cortex. Il est alors possible d'essayer de déconvoluer les signaux mesurés pour reconstruire les sources corticales qui ont généré ces mesures. Une telle approche peut améliorer l'efficacité d'une ICM.

L'identification de tâches mentales dans une ICM repose sur deux points clés principaux : l'extraction de caractéristiques et la classification. Le premier vise à décrire les signaux EEG par quelques valeurs pertinentes ou caractéristiques tandis que le dernier a pour but d'attribuer automatiquement une classe à ces caractéristiques comme déjà cité au deuxième chapitre. [31]

Dans cette étude, nous nous intéressent le plus, à l'étape d'extraction de caractéristique pour introduire la notion de la localisation de source de l'activité électrique cérébrale car ces dernières années, les recherches ont montré l'efficacité et l'utilité d'utilisation du modèle inverse pour la conception des interfaces cerveau machine. Ce modèle nous permet d'avoir la distribution des dipôles dans le cortex responsable des signaux EEG générés à la surface du scalp (Chapitre III) et cela va nous aider à définir des caractéristiques pour la réalisation d'une ICM.

I. Interfaces cerveau-ordinateur et modèles inverses (Un Etat- de -l'art)

Bien que de nombreuses méthodes d'extraction de caractéristiques aient été explorées pour les ICM, ce n'est que très récemment que les modèles inverses ont été considérés comme une méthode potentiellement intéressante. Cette partie propose un état-de l'art de l'utilisation de ces modèles inverses pour l'extraction de caractéristiques dans les ICM [31].

Les modèles inverses permettent d'avoir accès à une nouvelle information, à savoir l'activité dans le volume cérébral. Cette information ayant de solides bases physiologiques, elle apparaît comme un nouveau type de caractéristiques particulièrement intéressantes. Les études menées jusqu'à présent ont donc cherché à évaluer l'utilité de ces modèles inverses comme extracteur de caractéristiques et ont obtenu des premiers résultats très prometteurs.

Différents types de modèles inverses ont été explorés pour les ICM, tels que les modèles distribués, estimant l'activité d'un grand nombre de dipôles, modélisés par des dipôles (éléments de volume), diffusés dans tout le cortex ou le cerveau, ou encore la méthode de la norme minimale pondérée en profondeur. Certains auteurs ont également utilisé des modèles à dipôle équivalent, estimant la position, l'intensité et l'orientation d'une ou de deux sources principales, modélisées chacune par un dipôle [31].

Dans le but de concevoir des ICM, les modèles inverses sont généralement utilisés de deux façons :

- Comme méthode directe d'extraction de caractéristiques. Dans ce cas, la valeur de l'activité cérébrale, reconstruite dans certaines régions d'intérêt (ROI) ou bien la position des sources d'activité, sont directement utilisées comme caractéristiques servant à déterminer la tâche mentale effectuée.
- Comme méthode de prétraitement précédant l'extraction de caractéristiques. Dans ce cas, le modèle inverse est utilisé pour reconstruire les signaux correspondant au décours temporel de l'activité de chaque dipôle. L'étape d'extraction de caractéristiques est ensuite effectuée sur ces nouveaux signaux. [31]

Ces méthodes ont permis d'obtenir des résultats très satisfaisant, généralement aussi bons voire meilleurs que ceux existant dans la littérature. En effet, de plus en plus d'indices tendent à montrer que l'utilisation de modèles inverses permettrait d'augmenter les performances du système, en termes de taux de reconnaissance correcte.

Ainsi, il a été observé qu'extraire des caractéristiques dans le domaine des sources (obtenues grâce au modèle inverse) serait plus efficace que de les extraire directement dans le domaine des électrodes (signaux bruts). Ces bons résultats peuvent s'expliquer si l'on considère les modèles inverses comme des filtres spatiaux basés sur des a priori physiologiques. Ils vont donc permettre de se concentrer sur l'information utile en éliminant le

bruit provenant des autres régions cérébrales, non liées aux tâches mentales effectuées par le sujet[31] .

Formalisme Général : Fig. IV.1

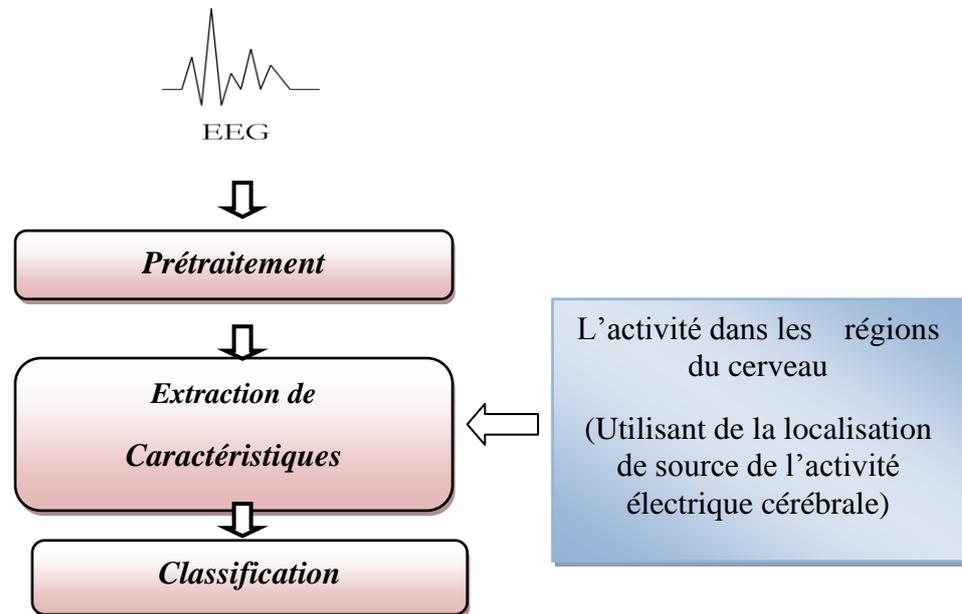


Fig. IV.1- La localisation de source et les ICM

II. Principe général

Notre but est la classification de l'état mental d'un sujet à partir des signaux EEG pour pouvoir concevoir une interface cerveau machine asynchrone, alors on a un signal au cours du temps qui va être traité par des méthodes d'extraction de caractéristique et de classification pour avoir à la fin l'état mental du sujet et l'exécution d'une commande, on va intégrer la localisation de source de l'activité électrique cérébrale dans l'étape d'extraction de caractéristique pour améliorer cette dernière qui va améliorer l'ICM.

Alors on aura un algorithme d'extraction de caractéristique qui va pouvoir identifier les régions ROI pertinentes dans certaines bandes de fréquence pour pouvoir différencier les tâches mentales. L'architecture générale et les différentes étapes de traitement de ce dispositif sont décrites ci-dessous.

II.1. Architecture générale de l'algorithme

Dans ce chapitre on va utiliser la localisation de source et les méthodes implémentées dans le chapitre III dans l'étape d'extraction de caractéristique dans le formalisme de la réalisation d'une ICM. Pour pouvoir identifier les ROIs pertinentes et les bandes de fréquences associées pour pouvoir discriminer les tâches mentales, et pour cela on va suivre le principe générale utilisé dans le travail de monsieur F.Lotte, A.Lecuyer et B.Arnaldi [32]. Alors cela va être réalisé comme le montre l'organigramme suivant :

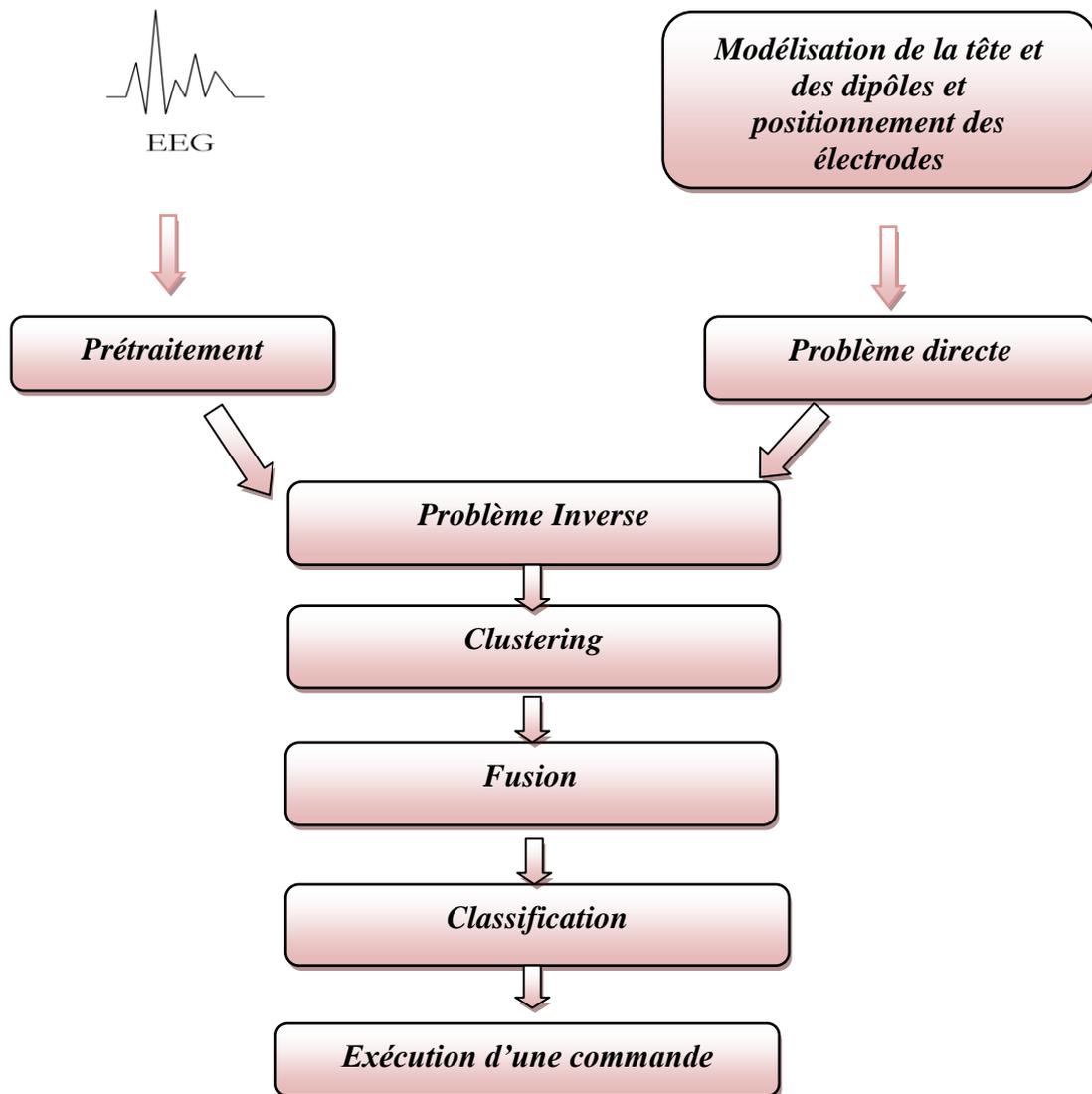


Fig. IV.2-Organigramme à suivre pour notre ICM

toutes les étapes seront décrites ci-dessous.

III. Base de données EEG Utilisées

Nous avons utilisé le jeu de données IV de la " BCI compétition 2003 ", déjà décrit dans le chapitre II.

III.1. Positionnement des 28 Electrodes de notre épreuve selon le system 10-20 :

On dispose des positions d'électrode dans un fichier texte qui contient les coordonnées 3D de chaque électrode, On trouve l'interface sur la Fig. IV.3 des positions des électrodes.

Exemple de positions de quelques électrodes :

$$F3 = [-0.0567 \ 0.0677 \ 0.0469].$$

$$F1 = [-0.0306 \ 0.0704 \ 0.0639].$$

$$Fz = [0.0000 \ 0.0714 \ 0.0699].$$

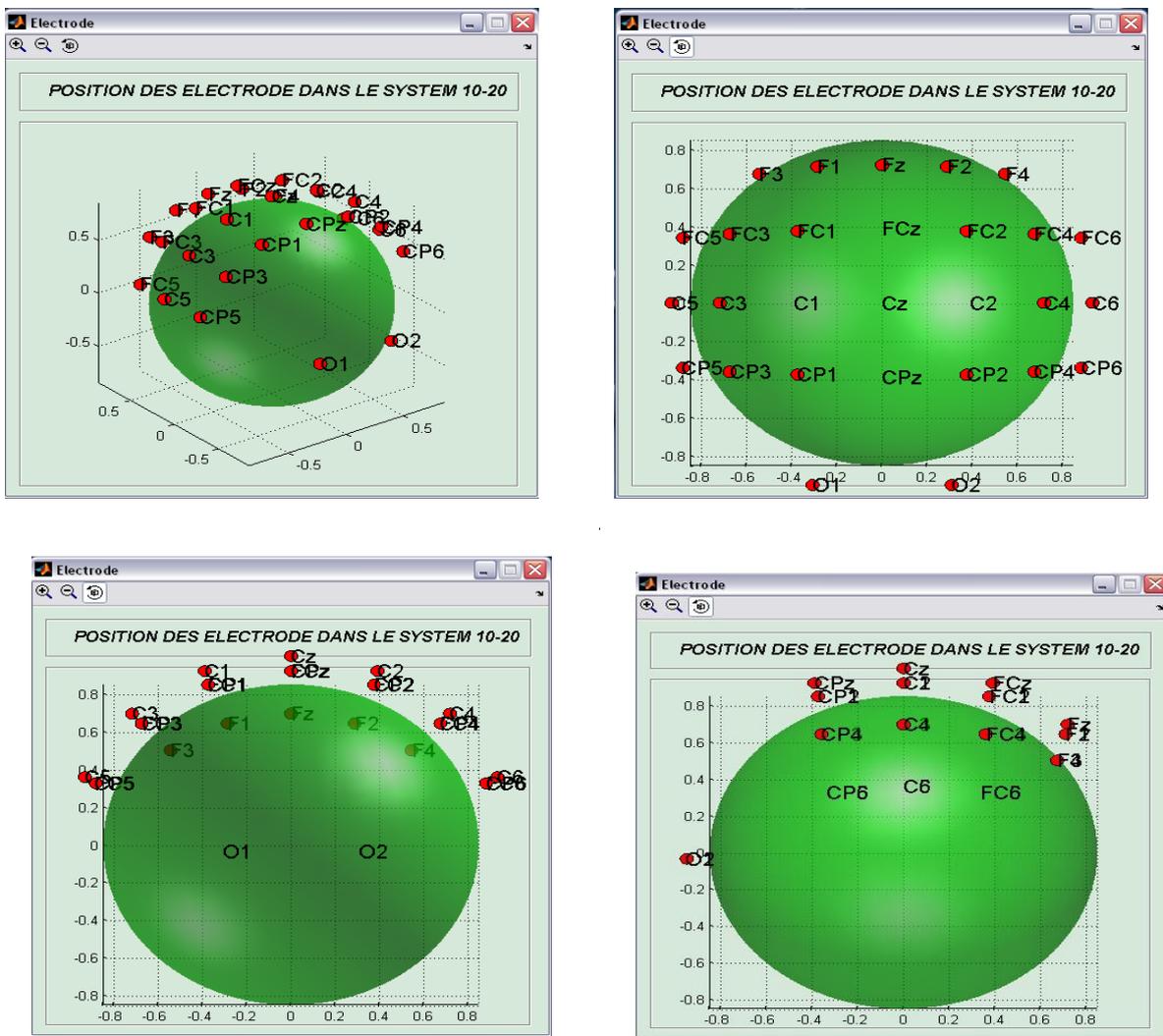


Fig. IV.3- Positionnement des 28 électrodes sur différentes faces de la sphère.

IV. Reconstruction des sources

IV.1. Problème directe

Tout d'abord pour faire la reconstruction de source on doit passer par le problème direct comme déjà cité auparavant. On considère un modèle de tête sphérique (03 sphère imbriquées les unes sur les autres qui présentent le crâne, l'OS et le scalp de rayon différent [0.85 0.9 1]) représentées dans la Fig. IV.4:

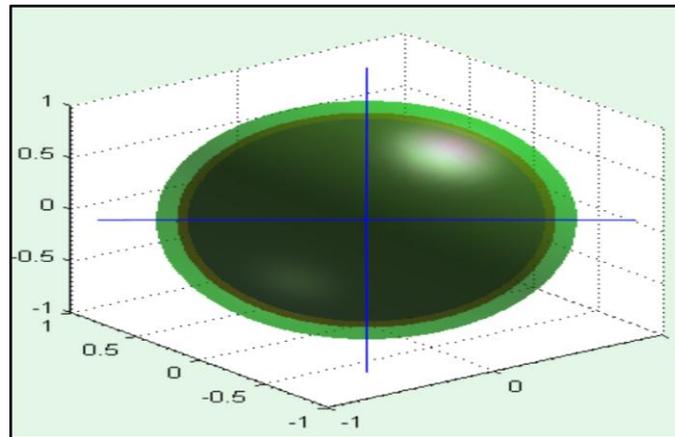


Fig. IV.4- Modèle de tête choisi.

Après cela on positionne nos dipôles (X,Y,Z) au sein de la sphère de crâne. On va utiliser pour nos tests 3925 dipôles pour le plus possible des erreur minimal dans la reconstruction de source ainsi que 28 électrodes (F3, F1, Fz, F2, F4, FC5, FC3, FC1, FCz, FC2, FC4, FC6, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP5, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, CP6, O1, O2). La figure IV.5 montre la disposition des électrodes sur le scalp.

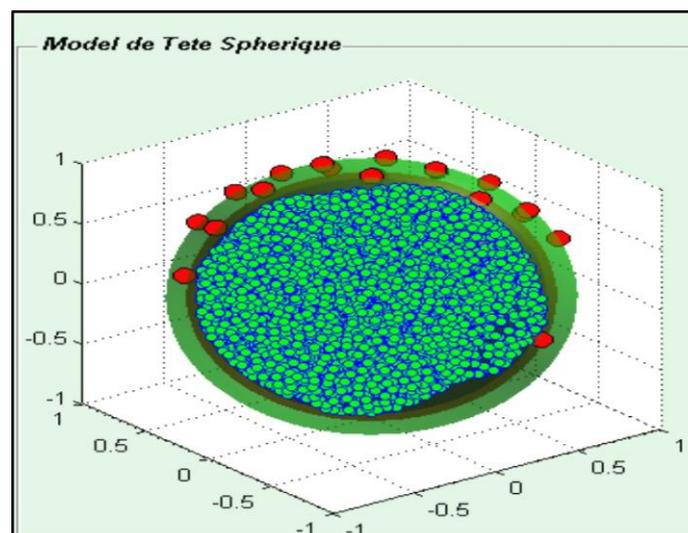


Fig. IV.5- Positionnement des dipôles.

Une fois connues les positions des électrodes, les positions des dipôles, et le modèle de tête disponible, alors on calcule le problème direct pour faire la localisation de source avec la méthode analytique sphérique à trois sphères citées au chapitre III. On suit l'organigramme suivant sur la Fig. IV.6

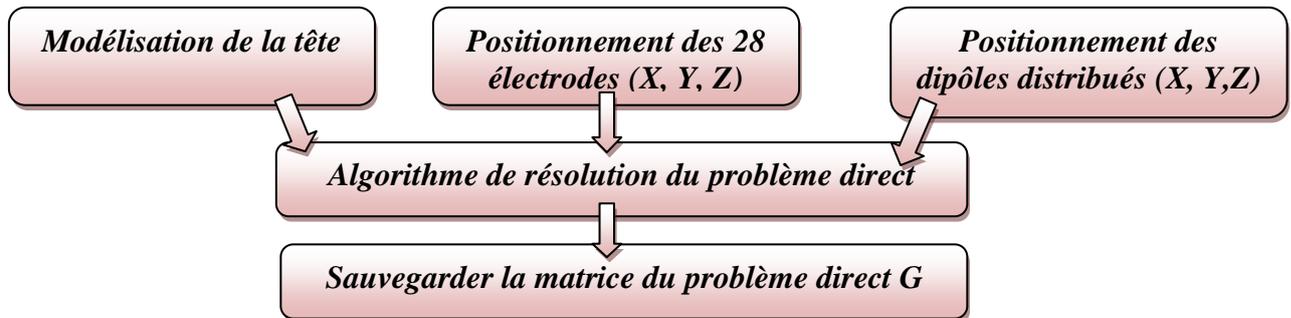
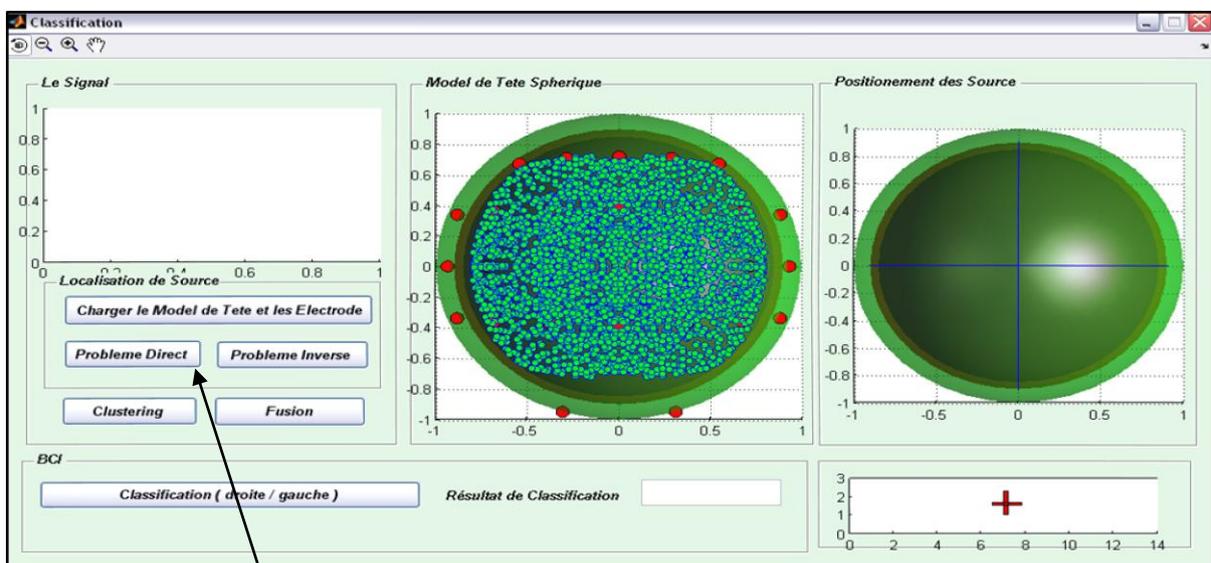


Fig. IV.6- Organigramme de problème direct

Voici l'interface graphique de notre application sur la Fig. IV.7 Comme résultat on obtient la matrice de gain G de taille $(28 * 3925)$ qui va intervenir pour la résolution du problème inverse.



Boutons d'exécution de la méthode de problème direct

Fig. IV.7- Interface Graphique

La matrice sera sauvegardée pour être utilisée pour résoudre le problème inverse

REMARQUE : avant d’entamer le problème inverse on doit passer par une phase de traitement de nos signaux EEG de la base de données.

IV.2. Analyse des données

Pour notre application on charge les signaux de 28 électrodes et de 50 échantillons comme montré sur la Fig. IV.8



Fig. IV.8- Interface de chargement des signaux EEG.

Après cela on effectue un traitement de nos signaux. On applique à chaque signal acquis par une électrode une ondelette comme prétraitement pour avoir une présentation temps fréquence Fig. IV.9. (On déjà cité au chapitre II pour la théorie de l’ondelette)

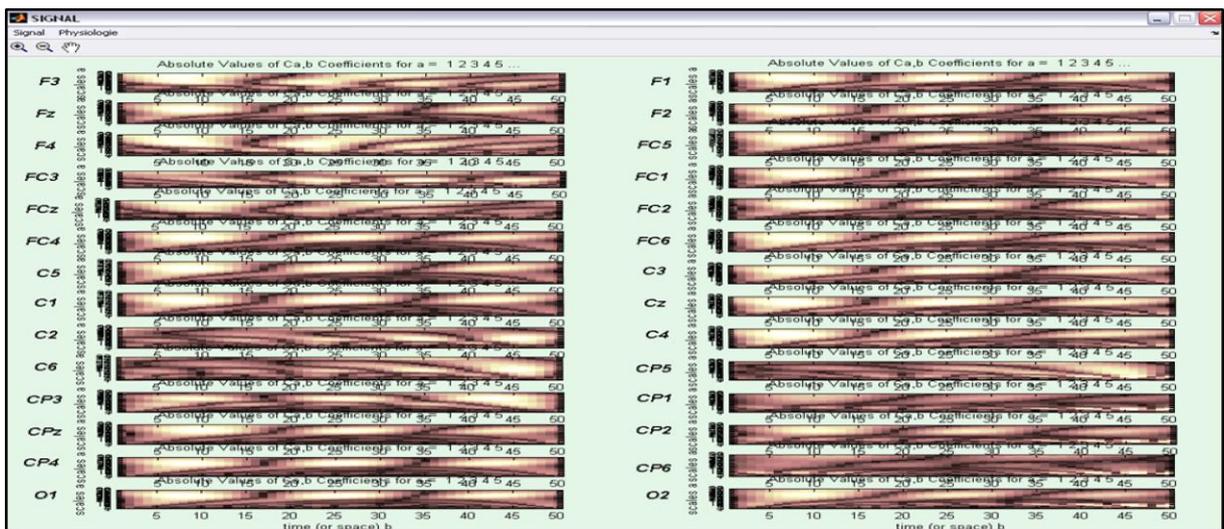
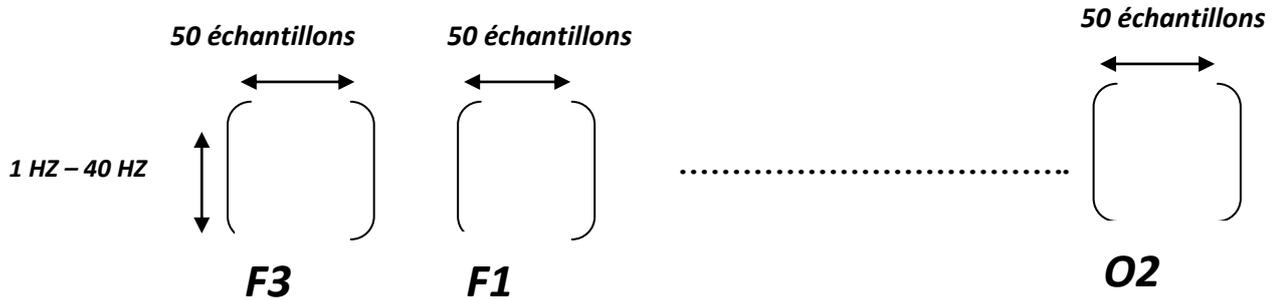


Fig. IV.9- Résultat de la transformation en ondelettes.

Et on sauvegarde la matrice de coefficients de chaque électrode, ce qui a donné 28 matrices de taille (40 fréquence * 50 pour le temps)



De cette façon on a nos signaux qui sont filtrés dans des bandes de fréquence. Après cela on fait reconstruire notre EEG qui contient les valeurs de signal de chaque électrode et a chaque instant !! Alors on prend nos matrices (Fig. IV.10) et de chaque matrice on extrait la valeur de signal à l'instant T et à la Fréquence F de l'électrode X.

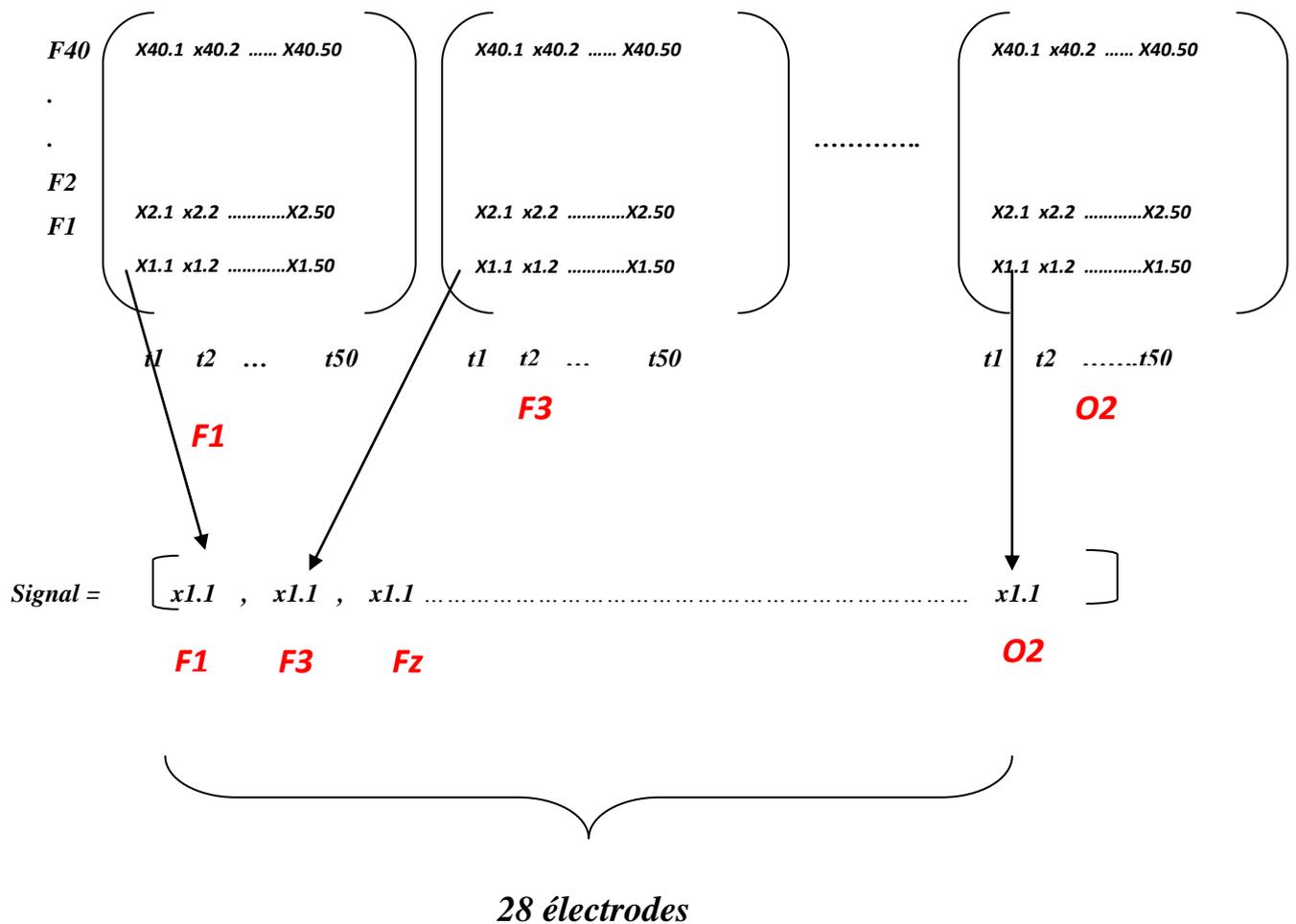


Fig. IV.10- Format des résultats obtenus

Et de cette façon on obtient un signal auprès des 28 électrodes à l'instant ($t=1$) et à la fréquence ($f=1$) et pour avoir notre signal, on fait assembler les valeurs de 28 électrodes à l'instant t et à la fréquence f auprès des 28 matrices des coefficients d'ondelettes et on continue cela pour chaque instant t et pour chaque fréquence f ce qui donne (50×40) signaux pour un seul test en suivant l'organigramme sur la Fig. IV.11

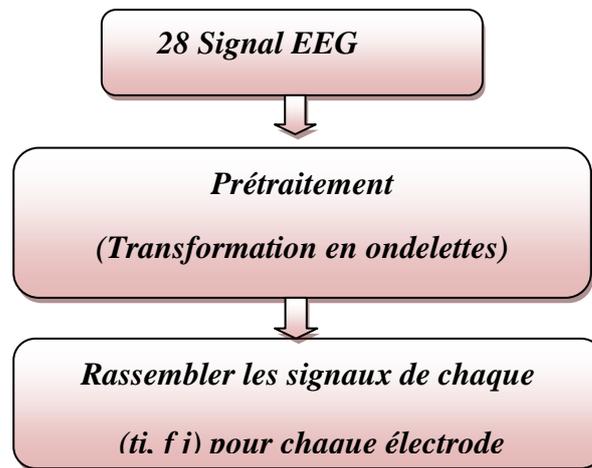


Fig. V.11- Organigramme pour l'analyse de signaux.

Comme résultat on obtient un signal sur la Fig. IV.12 à partir des 28 électrodes à une fréquence (f) donnée et à un (t) donné.

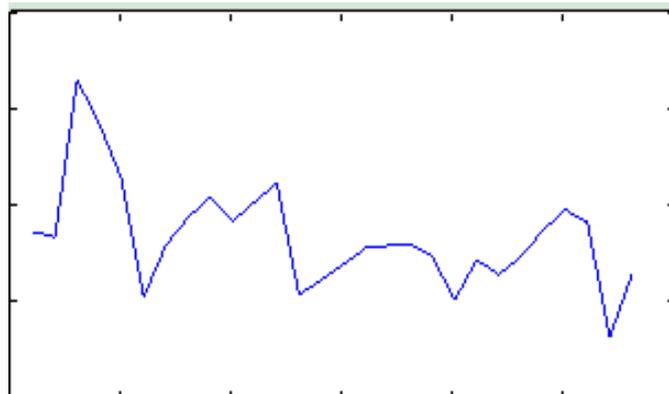


Fig. IV.12 - Signal EEG Obtenu

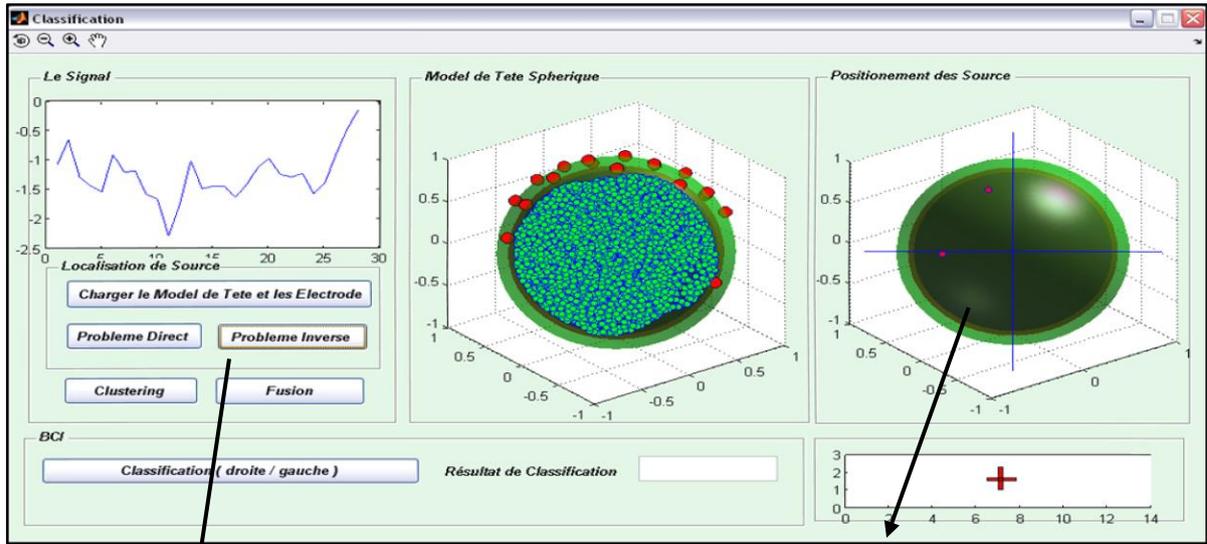
Après avoir préparé nos signaux, on entame la résolution du problème inverse.

IV.3. Problème Inverse :

On entame la phase discriminante dans notre travail et la reconstruction de source pour avoir la distribution de sources utilisées pour cette étude.

On charge les signaux EEG obtenus, par les méthodes de problème inverse utilisé auparavant, on calcule les positions des sources estimées et on les sauvegarde dans une table de cette façon. Voir Fig. IV.13

- *Position (X, Y, Z) / associée a la fréquence (Fj) / et à l'instant (ti)*



Boutons pour le calcul du
Problème inverse

Source estimée pour
chaque signal

Fig. IV.13- Traitement de problème Inverse.

Alors on peut dire qu'on a obtenu une matrice de 40*50 (Fig. IV.14) positions estimées pour chaque instant (t) et chaque fréquence (f), et représentées par P.

$$\mathbf{P} = \begin{matrix} & \begin{matrix} t1 & \dots & t50 \end{matrix} \\ \begin{matrix} f1 \\ \cdot \\ f2 \\ \cdot \\ f40 \end{matrix} & \left(\begin{array}{cc} P1.1 & P2.1 \\ P1.2 & P2.2 \\ \vdots & \vdots \\ P1.40 & P2.40 \end{array} \right) \end{matrix} \begin{matrix} P50.1 \\ P50.2 \\ \vdots \\ P50.40 \end{matrix}$$

Position (X, Y, Z) de dipôle à l'instant
T= 50 a la fréquence f=2

Fig. IV.14. Format de la matrice P des positions des sources

On peut considérer cette P matrice comme une carte statistique des positions des sources dans le temps et à une fréquence définie.

La Fig. IV.15 représente l'organigramme des étapes pour calculer la matrice P

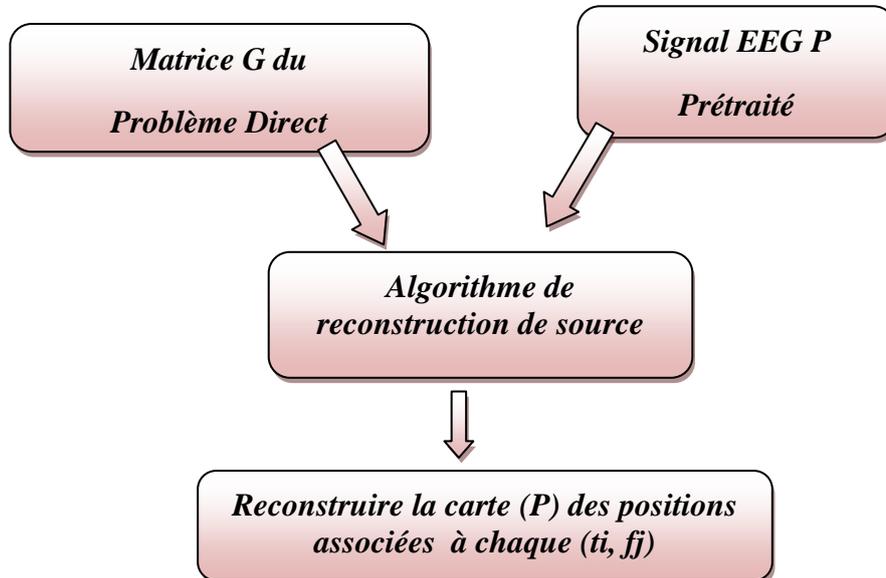


Fig. IV.15- Organigramme de problème Inverse

V. Clustering

Alors le résultat de l'étape précédente et une matrice où chaque ligne correspond à la position des dipôles à une certaine fréquence donnée et un temps donné, alors on applique un clustering (regroupement) à chaque ligne de cette matrice pour pouvoir identifier l'ensemble des sources pertinentes (ROI, Région d'intérêt) dans chaque fréquence.

Chaque élément de cette matrice correspond à une position (chaque dipôle à ces propres coordonnées 3D dans la couche du cortex) alors on veut identifier les dipôles regroupés qui peuvent former une région pertinente pour chaque fréquence.

L'algorithme de clustering a pour objectif d'identifier quels sont les groupes de dipôles significatifs qui sont voisins ou proches les uns des autres. En effet, les dipôles significatifs voisins ou proches appartiennent très vraisemblablement à la même source d'activités.

À la fin de cette étape on aura une nouvelle matrice qui contient les régions pertinentes pour chaque fréquence (Les ROIs très petites peuvent être supprimées)

Comme algorithme de clustering, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme KMeans.

V.1. Kmeans

Le Clustering ou regroupement c'est construire une collection d'objets similaires au sein d'un même groupe (Fig. IV.16)

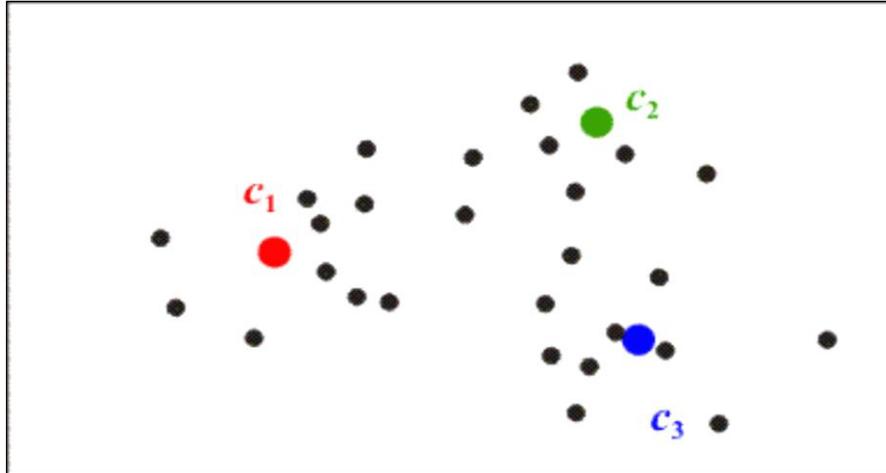
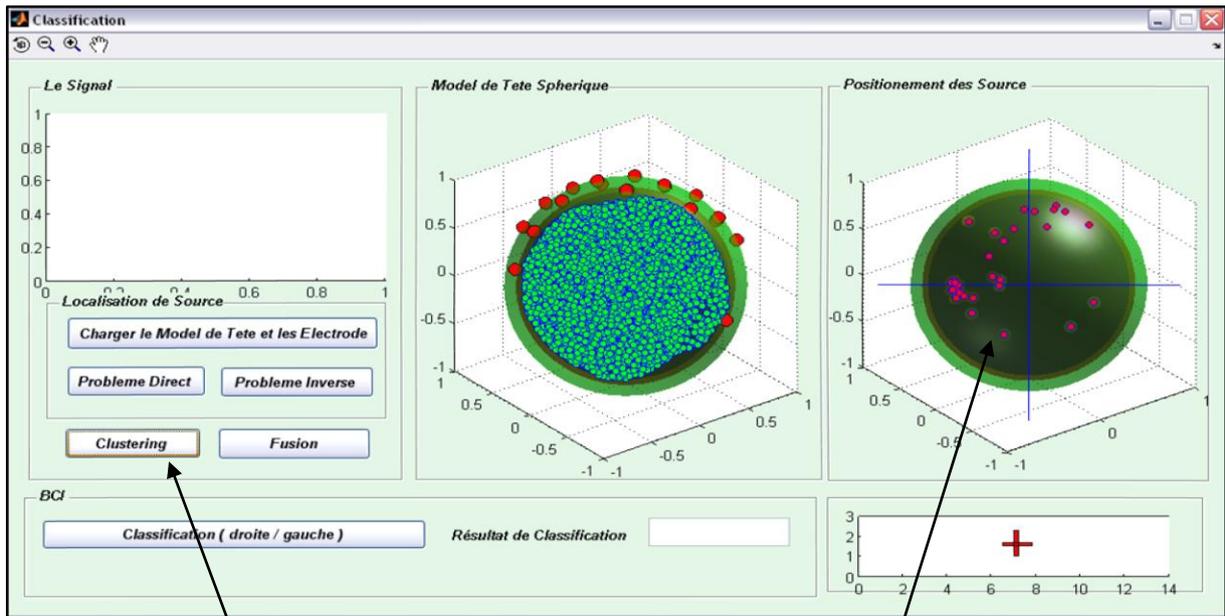


Fig. IV.16- Application de la méthode K-means

On cherche à regrouper les points les plus proches en classes (les classes peuvent être ainsi définies). Le k-means est une des techniques de classification non supervisée (clustering) les plus utilisées. Etant donné un entier K , K -means partitionne les données en K groupes, ou "clusters", ou "classes" ne se chevauchant pas.

Dans cette étape on prend toutes les positions à une certaine fréquence f et on fait un clustering (voir Fig. IV.17). Pour extraire les régions les plus significatives (exemple, on prend de la matrice P les positions trouvées à l'instant $t=1$ jusqu'à l'instant $t=50$ associées à la fréquence ($f=13\text{Hz}$).

$$\text{Position} = \left(\begin{array}{cccccccc} P1.13 & P2.13 & P3.13 & \dots & P50.13 \end{array} \right)$$



Boutons d'opération de clustering

On a affiché le vecteur de position à la fréquence 13 de ($t=1$ jusqu'à $t=50$)

Fig. IV.17 - Clustering

On prend des exemples pour $f=13\text{Hz}$ et $f=14\text{Hz}$. Les positions associées à ces deux fréquences trouvées par le problème inverse respectivement sont représentées sur Fig. IV.18 et Fig. IV.19.

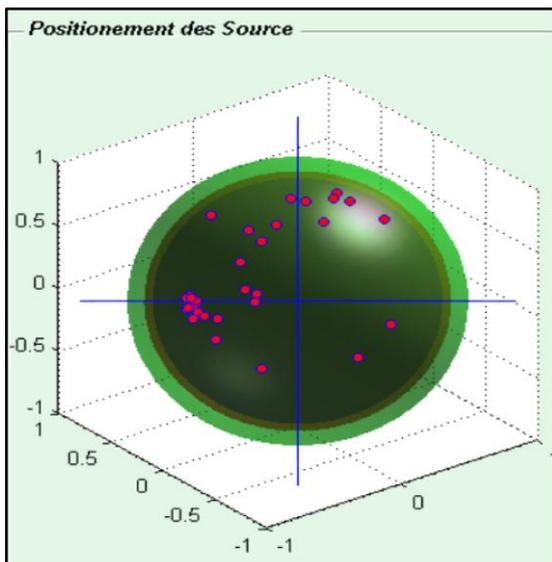


Fig. IV.18 - Les positions associées à ($f=13\text{ Hz}$) de ($t=1 \dots t=50$)

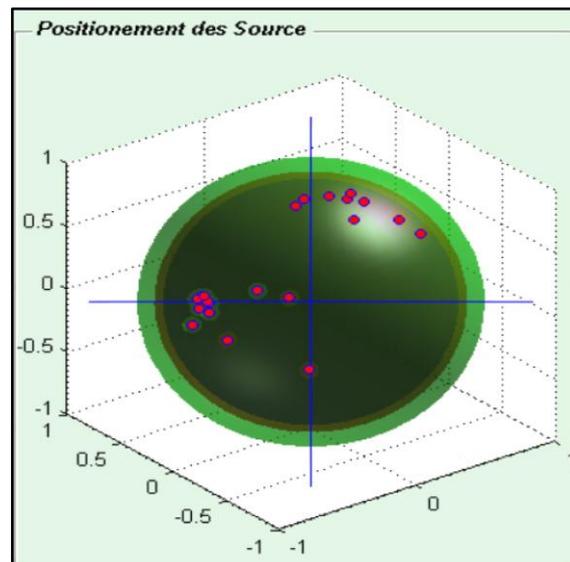


Fig. IV.19 - Les positions associées à ($F=14\text{ Hz}$) de ($t=1 \dots T=50$)

Après on applique l'algorithme de clustering Kmeans sur nos positions pour avoir les positions les plus significatives, ce qui donne les résultats pour $f=13$ Hz et $f=14$ Hz représentées respectivement sur les Fig. IV.20 et Fig. IV.21

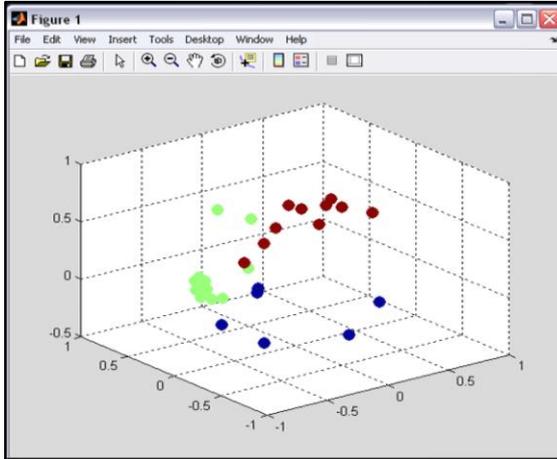


Fig. IV.20- Résultat de l'algorithme kmeans pour $f=13$ Hz

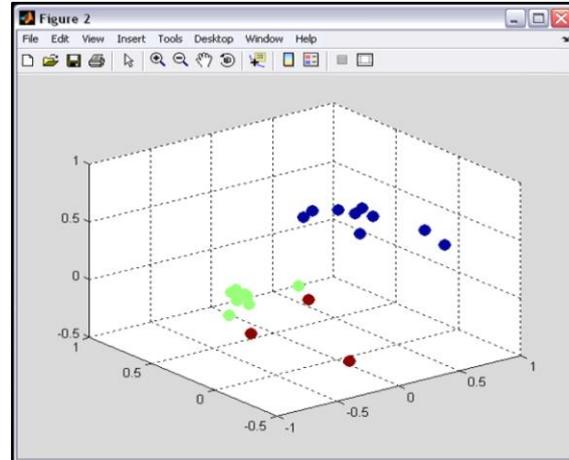
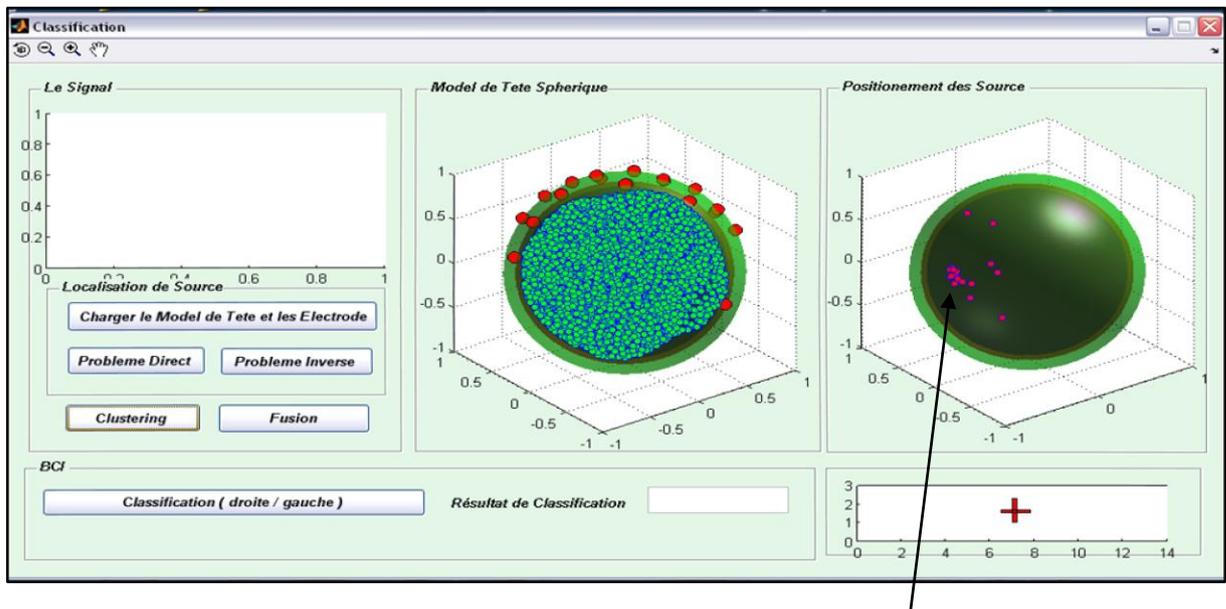


Fig. IV.21- Résultat de l'algorithme kmeans pour $f=14$ Hz

Après on élimine les clusters qui contiennent le minimum de dipôles c'est à dire non significatifs

Ce qui donne les résultats présentés sur la figure suivante :



Les sources les plus significatives

Fig. IV.22- Interface qui présente un exemple de résultat de clustering

Ainsi le vecteur de position à chaque fréquence sera modifié pour ne contenir que les sources significatives et ainsi de suite et on effectue la même chose pour toutes les fréquences de 1 Hz jusqu'à 40 Hz. Voir Fig. IV.23 et Fig IV.24

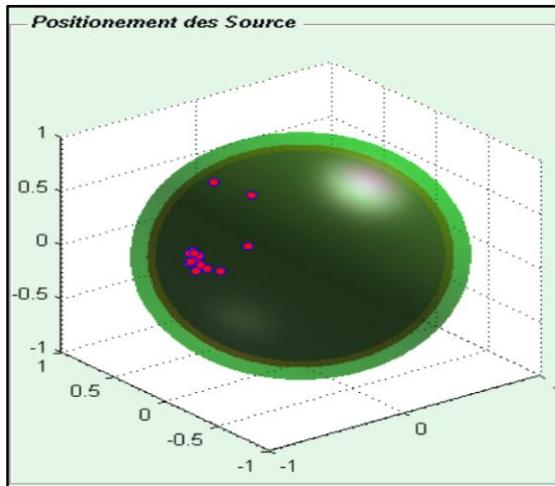


Fig. IV.23- Résultat de l'algorithme clustering pour $f=13$ Hz

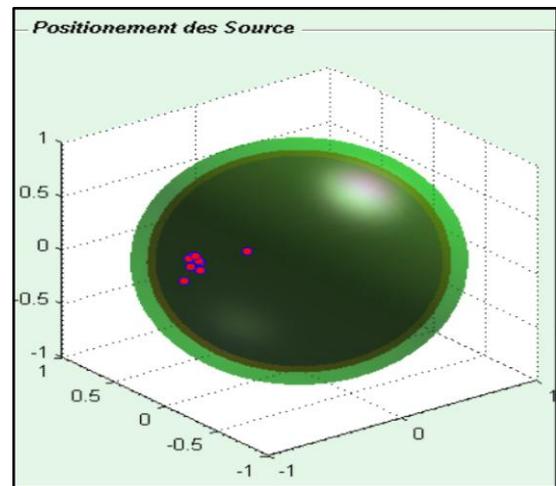


Fig. IV.24- Résultat de l'algorithme clustering pour $f=14$ Hz

On a suivi l'organigramme suivant :

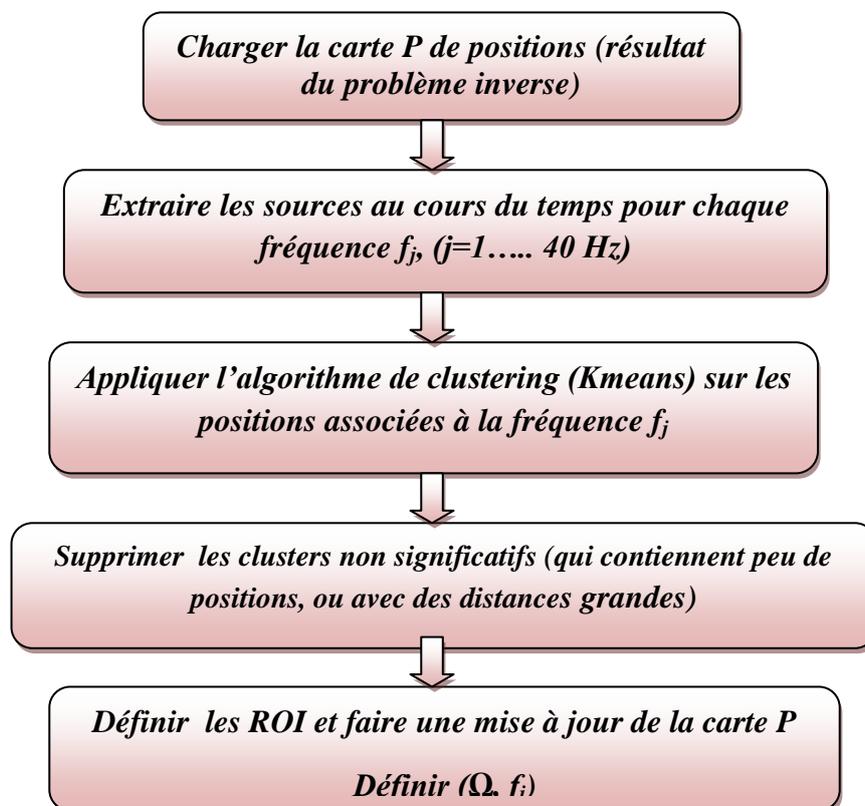


Fig. IV.25- Organigramme de clustering.

VI. Fusion

Après avoir identifié quelles étaient les ROI pertinentes pour chaque fréquence individuelle, il faut trouver quelles ROI sont pertinents dans quelles bandes de fréquences. Pour ce faire, chaque ROI est associé à la fréquence f à laquelle elle a été trouvée, puis la procédure suivante est effectuée [32] :

- Parmi tous les couples (Ω, f) , choisir deux couples $(\Omega_1; f_1)$ et $(\Omega_2; f_2)$ tels que les bandes de fréquences f_1 et f_2 soient consécutives .
- Remplacer les couples (Ω_1, f_1) et (Ω_2, f_2) par l'unique couple $(\Omega_1 \cup \Omega_2; f_1 \cup f_2)$. Cela signifie que nous avons choisi l'union comme opérateur de fusion de ROI .

Exemple :

- On fait fusionner les vecteurs de position successive $(\Omega_{13}, f=13 \text{ Hz})$ et $(\Omega_{14}, f=14 \text{ Hz})$, voir Fig. IV.26.

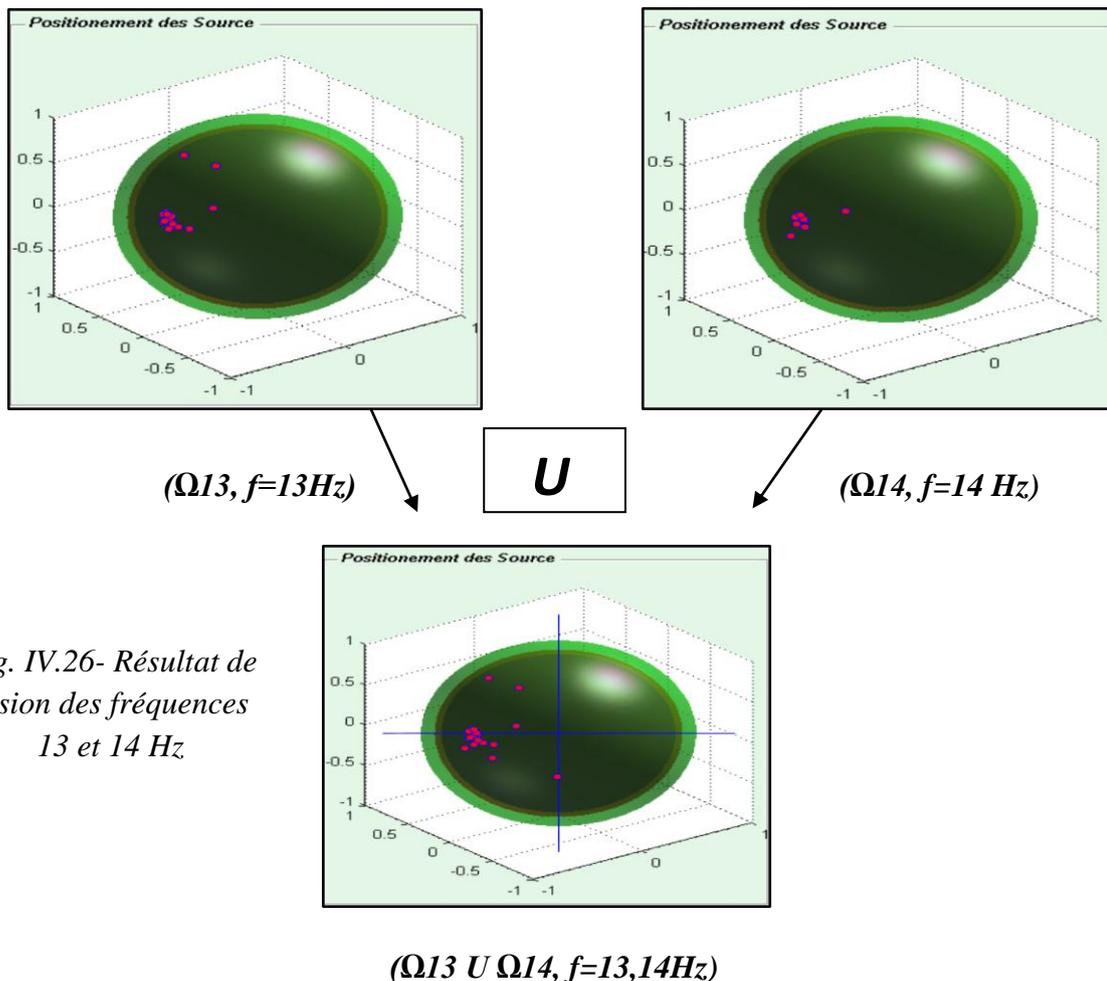
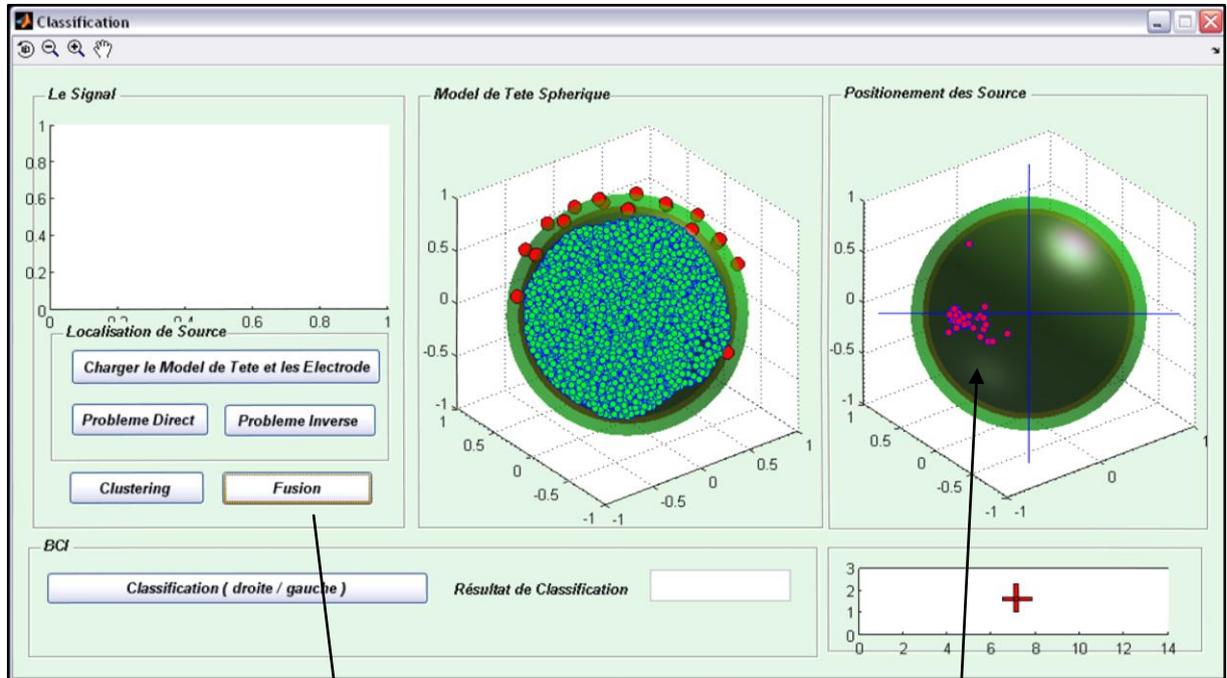


Fig. IV.26- Résultat de fusion des fréquences 13 et 14 Hz

Puis on a appliqué la même chose pour les fréquences allant de 13 Hz jusqu'à la fréquence 28 HZ qui présente la bande passante BETA en suivant l'organigramme sur la Fig. IV.27. et pour avoir un résultat final comme celui présenté sur la figure Fig. IV.28



Boutons d'opération de fusion

Résultat global

(Ω final. $f=13 \dots 28$ Hz)

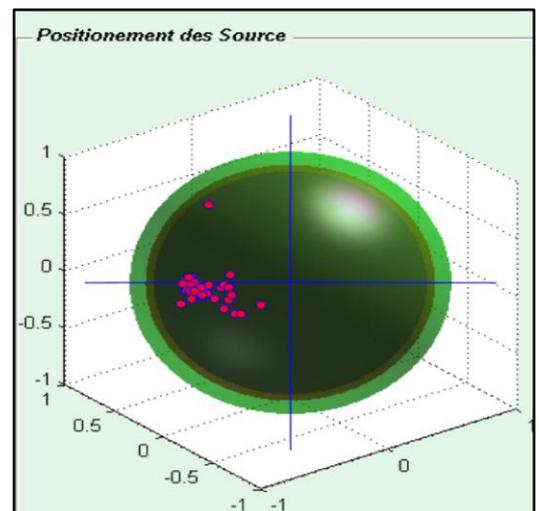
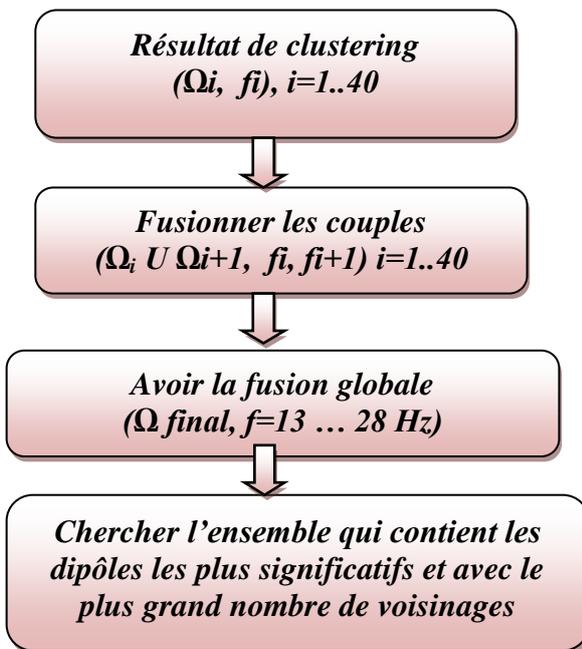


Fig. IV.28 - Résultat de fusion de $f=13 \dots 28$ Hz

Fig. IV.27 -Organigramme de fusion

VII. Classification

Pour la classification on utilise les résultats de l'étape précédente. On fait une analyse sur la région d'intérêt trouvée pour voir le positionnement de cette région pour retrouver dans quelle hémisphère elle se trouve. Les Fig. IV.29 et IV.30 présentent la règle de classification.

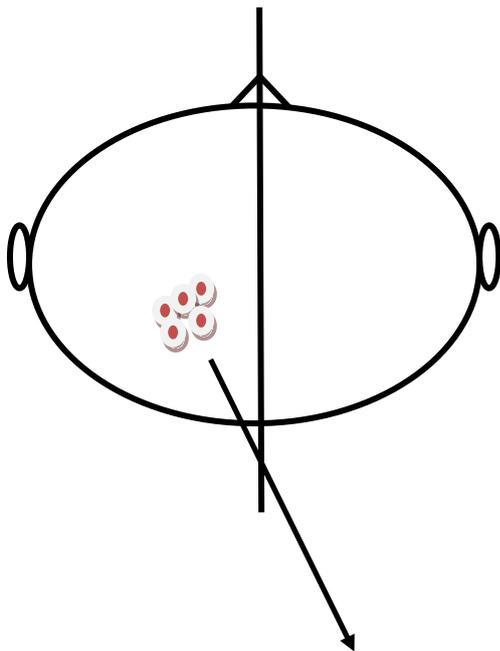
- Donc si

La ROI se trouve dans hémisphère droit alors le patient a utilisé un doigt de sa main gauche.

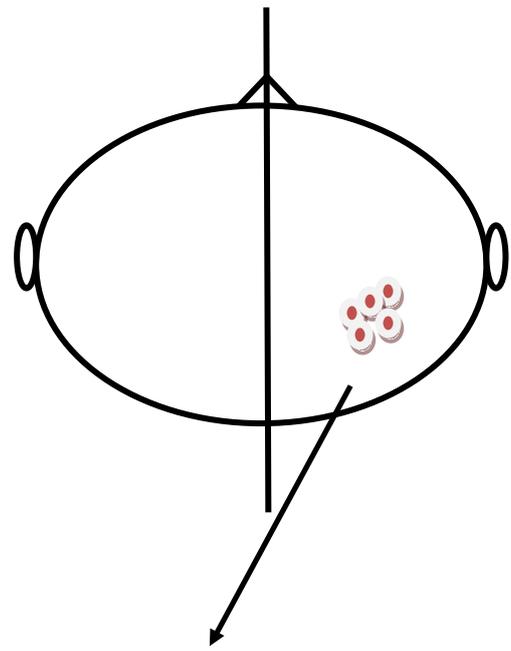
- Sinon

Si la ROI se trouve dans hémisphère gauche alors le patient a utilisé un doigt de sa main droite.

- Ensuite, on fait positionner le curseur à droite et à gauche selon le résultat de la classification.



*Fig. IV.29-.Sources \in hémisphère Gauche
(Classe droite)*



*Fig. IV.30- Sources \in hémisphère Droite
(Classe gauche)*

En appliquant ces règles de classification sur nos résultats, pour exécuter le résultat de la classification sur un déplacement de curseur voir Fig. IV.31

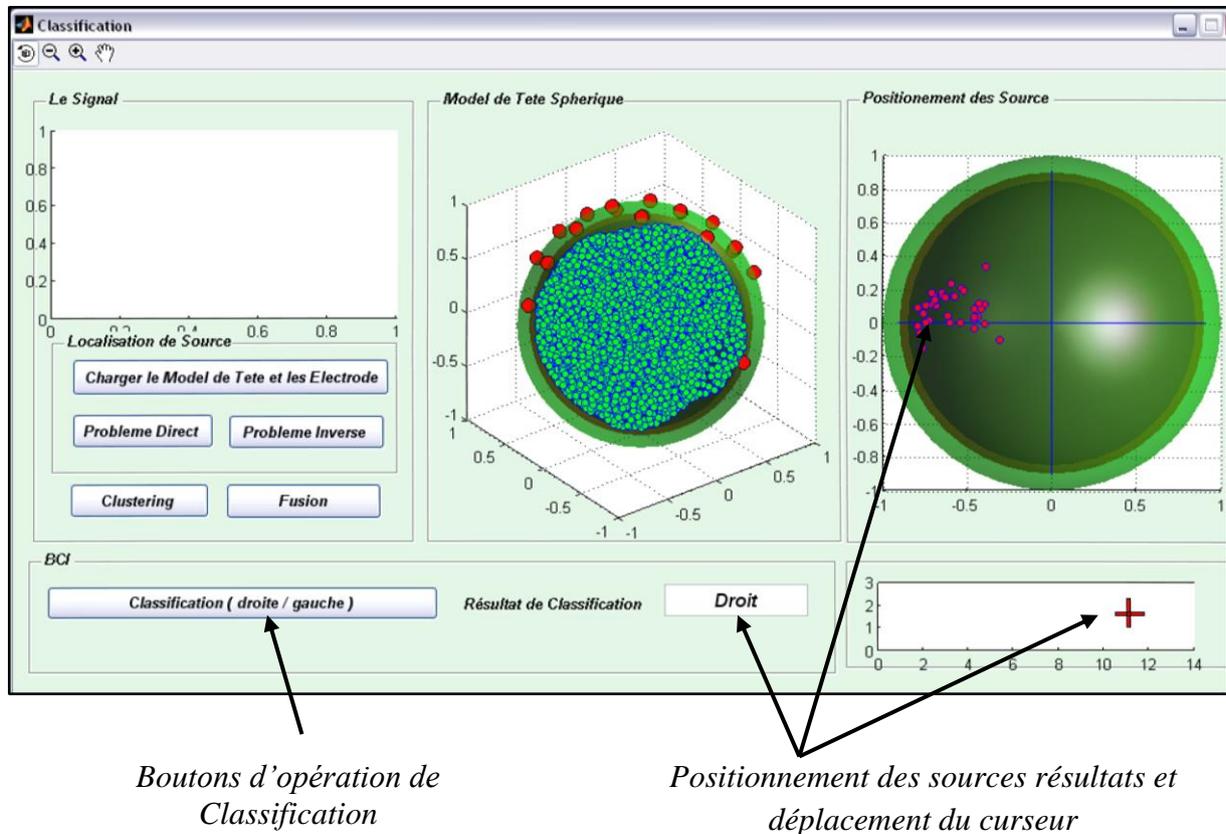
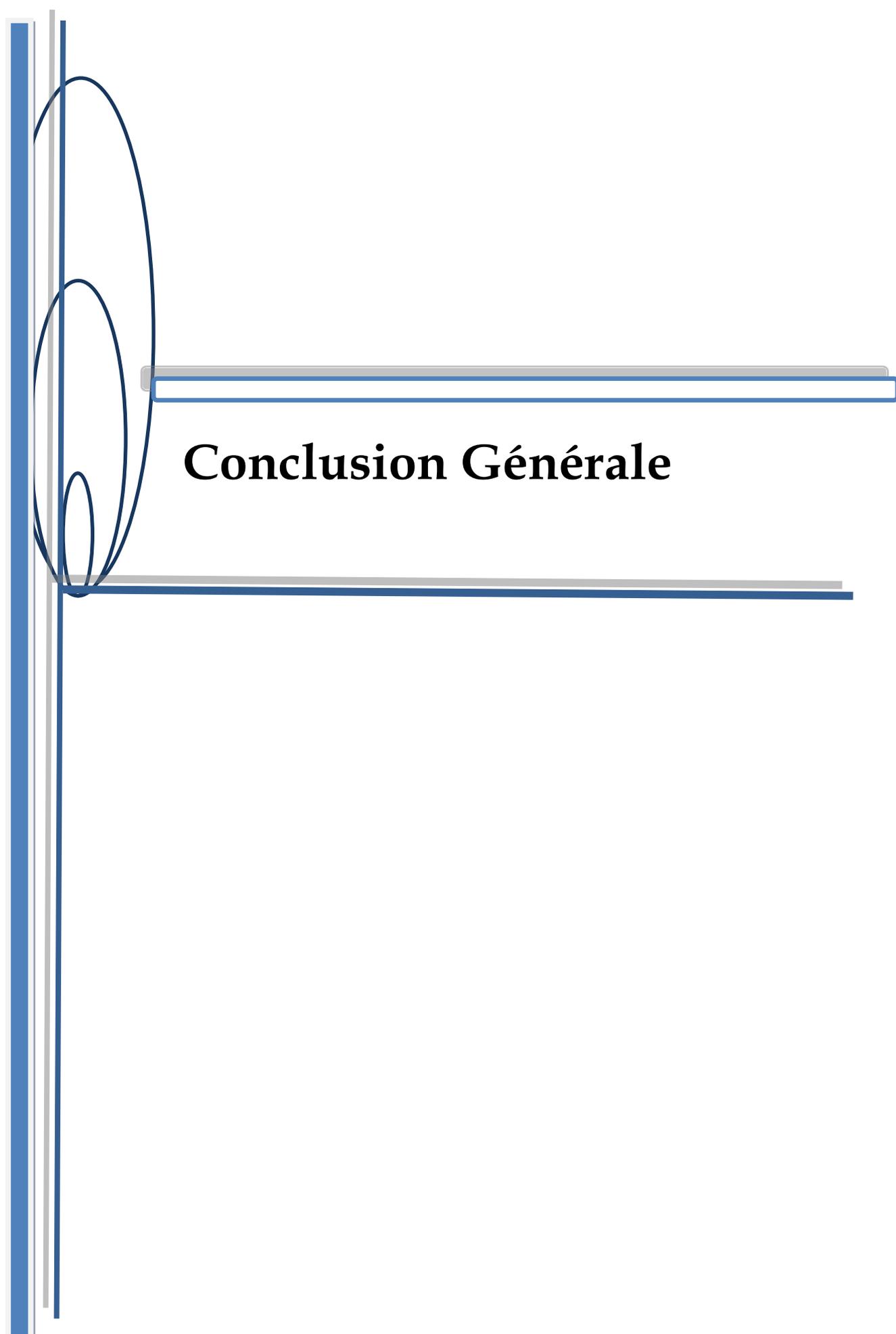


Fig. IV.31- Résultat global et déplacement du curseur.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons utilisé le concept de la localisation de source de l'activité électrique cérébrale (problème inverse EEG) dans des interface cerveau machine (ICM). Le but de cette étude est d'utiliser cette approche pour identifier les Région d'intérêt (ROI) dans des bande de fréquence (bande beta) qui peut être utilisée comme paramètre d'entrée pour classifier des taches gauches et droites de langage moteur pouvant être employées pour des applications d'interface cerveau machine. Les travaux sont appliqué sur le jeu de données IV de la « BCI compétition 2003 ». On a obtenu a taux de reconnaissance de 70% et cela prouvent que la solution inverse d'EEG améliore le taux de classification.



Conclusion Générale

Conclusion Générale

L'objectif de cette thèse est de réaliser des interfaces cerveau machine (ICM), des interfaces permettant à leurs utilisateurs d'envoyer des commandes à des ordinateurs uniquement par le biais des signaux EEG. Cependant l'objectif principal est de chercher un moyen qui peut rendre nos interfaces plus efficaces et précis avec un taux de reconnaissance plus élevé, en utilisant la localisation de source de l'activité électrique cérébrale.

L'objectif de la première étude est de développer une interface cerveau machine asynchrone c'est à dire réaliser un système de reconnaissance des fréquences réactives correspond à l'imagination de mouvement d'un doigt des mains pour arriver finalement à la commande du bras de robot. L'interface graphique est réalisée par le langage de programmation C++ , il suffit d'introduire les signaux EEG qui présente l'imagination d'un mouvement des doigt de mains droite ou gauche et après un certains traitement sur ces signaux, on va traduire ces signaux en une commande de haut niveau et faire une correspondance ou une projection sur l'espace de commande de robot, alors les ordres seront des valeurs des angles d'articulations et à condition que le robot soit connecté au réseau local.

Les méthodes on été évaluées sur le jeu de données IV de la " BCI compétition 2003 " - On a obtenue un taux de reconnaissance de 60 %. On a voulu ensuite essayé d'améliorer notre ICM, et augmenter ce taux de reconnaissance et en introduisant le concept de la localisation de source de l'activité électrique cérébrale.

Alors l'objectif de la deuxième étude était de retrouver la configuration des sources de courant qui a généré le potentiel mesuré en surface de la tête qui est appelé aussi problème inverse EEG. Cela fait référence au problème direct EEG, qui correspond au calcul du potentiel connaissant la distribution des sources de courant. D'un point de vue médical, seule la résolution du problème inverse est intéressante car le problème direct est bien défini mathématiquement. Malheureusement, le problème inverse est mal posé car il existe des sources de courant différentes qui produisent néanmoins le même potentiel à la surface d'un conducteur.

Dans ce cadre nos premiers travaux nous ont permis de mettre au point deux méthodes bien distinctes pour la résolution du problème direct en électroencéphalographie:

- la méthode analytique pour un modèle qui représente la tête humaine par un système à trois sphères concentriques (modèle de tête sphérique) comme on a traité aussi le cas ou on a une seule sphère,
- la méthode pour une tête humaine réaliste et des maillages surfaciques, et avec les deux, l'approche de la méthode des éléments de frontière (BEM) comme on a fait une évaluation de la méthode sphérique et la méthode des éléments finis.

Et pour le problème inverse on l'a traité dans le cadre des méthodes distribuées avec des techniques de régularisation (méthode de norme minimale) dans un cadre linéaire et une proposition d'une méthode dipolaire (non linéaire) pour résoudre le problème dans un autre cadre.

En dernier lieu, nous avons utilisé le concept de la localisation de source de l'activité électrique cérébrale (problème inverse EEG) dans des interfaces cerveau machine (ICM). Le but de cette étude est d'utiliser cette approche pour identifier les Régions d'intérêt (ROI) dans des bandes de fréquence (bande beta) utilisées comme paramètre d'entrée pour classifier des tâches gauches et droites de langage moteur qui peuvent être employées pour des applications d'interface cerveau machine. Les travaux sont appliqués sur le jeu de données IV de la « BCI compétition 2003 ». On a obtenu un taux de reconnaissance de 70% et cela prouve que la solution inverse d'EEG améliore le taux de classification.

Perspectives

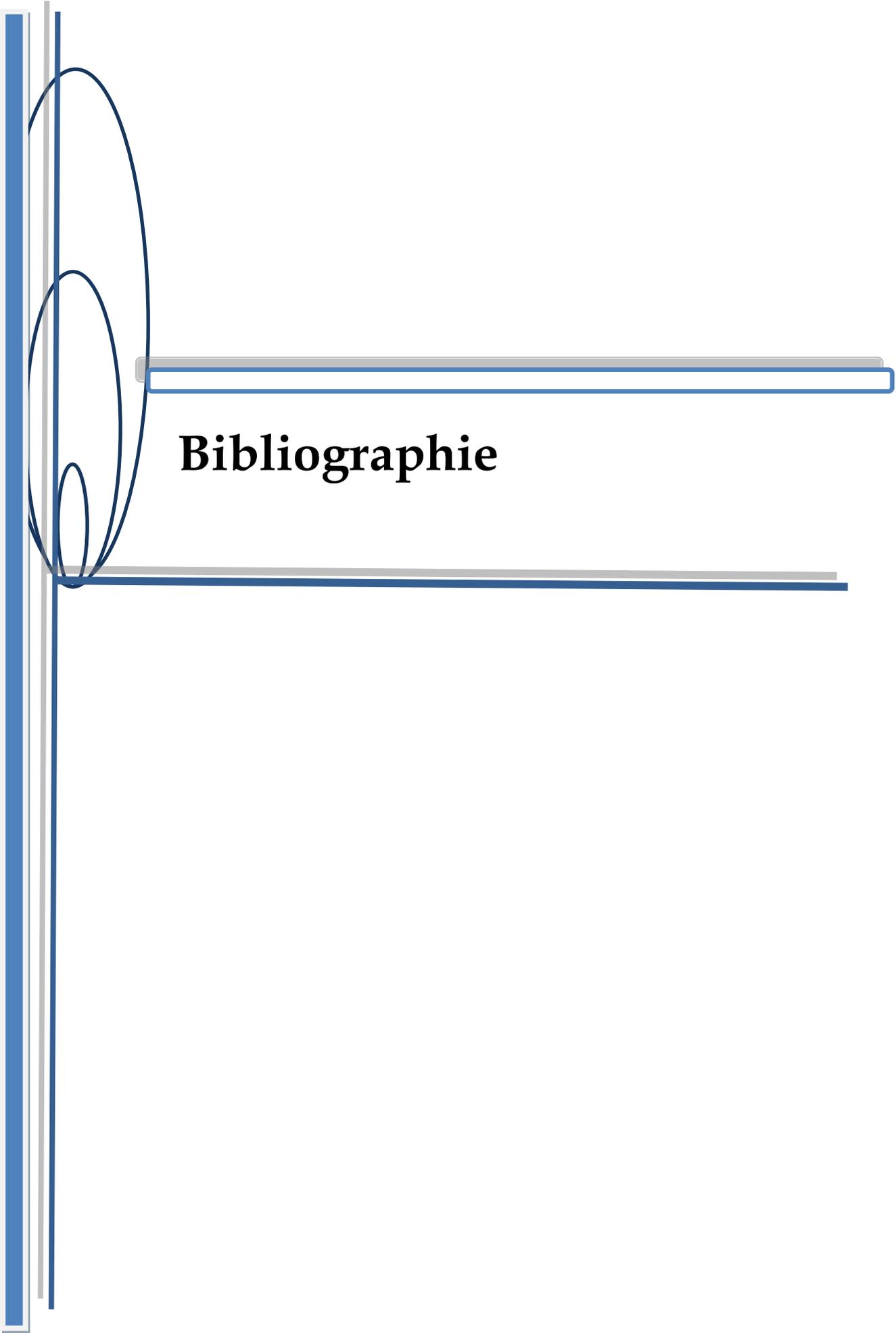
Plusieurs directions peuvent être envisagées pour améliorer nos algorithmes. Tout d'abord, l'amélioration de la résolution spatiale pourrait jouer un rôle important.

Pour le problème direct on peut améliorer cela en utilisant un modèle de tête réaliste avec la méthode BEM (boundary element method) et pour le résolution du problème inverse on peut utiliser la méthode distribuée au lieu d'une méthode dipolaire et voir son influences sur notre ICM

Comme dans l'étape de clustering on peut envisager d'utiliser un autre algorithme de clustering.

Pour la phase de classification on peut usionner entre le système d'inférence flou (SIF), et le concept de région d'intérêt (ROI) avec la reconstruction de l'activité électrique cérébrale (problème inverse) .

Réaliser notre propre base de données et en utilisant le module G.tec



Bibliographie

Bibliographie

[1] G. Adde « Méthodes de Traitement d'Image Appliquées au Problème Inverse en Magnéto-Electro-Encéphalographie ». Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 2005.

[2] M. Besserve « Analyse de la dynamique neuronale pour les Interfaces Cerveau-Machines : un retour aux sources ». Thèse de doctorat, Sciences et Technologies de l'Information, des Télécommunications et des Systèmes 2007.

[3] N. Roche Labarbe « Couplage de l'EEG et de la spectroscopie dans le proche infrarouge (NIRS) pour l'étude de la fonction et de la maturation cérébrale chez les nouveau nés, en particulier prématurés. » Thèse de Doctorat non publiée, Université de Picardie Jules Verne, Amiens, 2007

[4] F. Lotte « Study of Electroencephalographic Signal Processing and Classification Techniques towards the use of Brain-Computer Interfaces in Virtual Reality Applications », PhD these, L'institut National des science appliquées de Rennes, 2008

[5] B. Renault and L. Garnero, « L'imagerie fonctionnelle EEG-MEG : principes et applications. », in Imagerie cérébrale fonctionnelle électrique et magnétique » Hermès-Science : Paris. p. 17-32, 2004.

[6] M. H. Bekaert, C. B. Lecocq, F. Cabestaing and A. Rakotomamonjy « Les interfaces Cerveau Machine pour la palliation du handicap moteur sévère » LAGIS - UMR CNRS 8146. Université des Sciences et Technologies de Lille, Cité scientifique, 59655 Villeneuve d'Ascq Cedex, 2009

[7] J. R. Wolpaw, G. E. Loeb, B. Z. Allison, E. Donchin, O. F. do Nascimento, W. J. Heetderks, F. Nijboer, W. Shain, and J. N. Turner. « Bci meeting 2005. workshop on signals and recording methods ». IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering., 14(2) :138.141, 2006.

[8] R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman, C. Guger, C. Neuper, M. Slater, and G. Pfurtscheller. « Walking from thoughts : Not the muscles are crucial but the brain waves ! » 8th Annual International Workshop on Presence, PRESENCE 2005, pages 25.32, 2005.

[9] D. J. McFarland, C. W. Anderson, K.-R. Muller, A. Schlogl, and D. J. Krusienski. « Bci meeting 2005-workshop on bci signal processing : feature extraction and translation ». IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 14(2) :135 . 138, 2006.

[10] C. Guger, W. Harkam, C. Hertnaes, and G. Pfurtscheller. « Prosthetic control by an eeg-based brain-computer interface (bci) ». In Proc. AAATE 5th European Conference for the Advancement of Assistive Technology, 1999.

-
- [11] A. Rakotomamonjy, V. Guigue, G. Mallet, and V. Alvarado. « Ensemble of svms for improving brain computer interface p300 speller performances ». In International Conference on Arti_cial Neural Networks, 2005.
- [12] F. Lotte, A. Lécuyer, and B. Arnaldi, « Les Interfaces Cerveau-Ordinateur : Utilisation en Robotique et Avancées Récentes », Journées Nationales de la Recherche en Robotique, invited paper, 2007.
- [13] J. Millan and J. Mouri.no. « Asynchronous BCI and local neural classifiers : An overview of the Adaptive Brain Interface project ».IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, SpecialIssue on Brain-Computer Interface Technology, 2003.
- [14] D. Friedmann, R. Leeb, C. Keinrath, C. Guger, M. Garau, G. Pfurtscheller, and M. Slater. « Navigating virtual reality by thought : First step ». In 7th Annual InternationalWorkshop on Presence, PRESENCE 2004, pages 160.167, 2004.
- [15] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan. «Brain-computer interfaces for communication and control ». Clinical Neurophysiology, 113(6) :767.791, 2002.
- [16] K.Tanaka , K.Matsunaga, and H.O.Wang « Electroencephalogram-Based Control of an Electric Wheelchair », *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 21, n° 4, p. 762-766, 2005.
- [17] <http://www.automatesintelligents.com/labo/2007/jan/bci.html>
- [18] B.Rivet, and A.Souloumiac. « Extraction de potentiels évoqués P300 pour les interfaces cerveau-machin ». Colloque GRETSI. Septembre 2007. Troyes
- [19] <http://secondworld.wordpress.com/2007/03/20/secondlife-pour-mieuxsecomprendre.html>
- [20] D. Friedmann, R. Leeb, C. Keinrath, C. Guger, M. Garau, G. Pfurtscheller, and M. Slater. « Navigating virtual reality by thought First steps ». In 7th Annual International Workshop on Presence, PRESENCE 2004, pages 160.167, 2004
- [21] D. Friedmann, M. Slater, A. Steed, R. Leeb, G. Pfurtscheller, and C. Guger. « Using a brain-computer-interface in a highly immersive virtual reality ». In IEEE VR Workshop, 2004.
- [22] Open-vibe project, 2006. <http://www.irisa.fr/siames/OpenViBE/>.
- [23] C. Arrou et, M. Congedo, J. E. Marvie, F. Lamarche, A. Lecuyer, and B. Arnaldi « Open-vibe a 3d platform for real-time neuroscience ». Journal of Neurotherapy, 2004.
- [24] N. Belkacem, Réalisation d'une ICM asynchrone, mémoire de magistère, laboratoire Laresi, USTO, 2010
- [25] S.Mallat, « A wavelet tour of signal processing », 2nd ed.San Diego USA, Academi Press, 2001.

- [26] G. Pfurtscheller and W. Klimesch « Event-related synchronization and desynchronization of alpha and beta waves in a cognitive task ».E. Basar and T. H. Bullock « Eds:Induced rhythms in the brain », pages 117. 128, 1992.
- [27] S. L. Chiu. « An efficient method for extracting fuzzy classification rules from high dimensional data ». Journal of Advanced Computational Intelligence, 1 :31.36, 1997.
- [28] A.Crouzeix « Étude de méthodes permettant de localiser les sources de courant intracérébrales à partir d'enregistrements couplés des potentiels électriques et des champs magnétiques sur le scalp de l'homme » l'institut national des sciences appliquées de Lyon 1996/1997
- [29] Z. Zhang « a fast method to compute surface potentials generated by dipoles within multilayer anisotropic spheres». Phys.Med,Biol 40 (1995) 335-349 .Printed in the UK ,1994 .
- [30] A.Crouzeix « Méthodes de localisation des générateurs de l'activité électrique cérébrale à partir de signaux électro- et magnéto-encéphalographiques » Thèse de Doctorat, Institut national des sciences appliquées de Lyon, 2001.
- [31] M. Besserve « Analyse de la dynamique neuronale pour les Interfaces Cerveau-Machines : un retour aux sources. » Thèse de Doctorat, Université Paris-sud 11, Novembre 2007
- [32] F.Lotte, A.Lecuyer, and B.Arnaldi « FuRIA : un nouvel algorithme d'extraction de caractéristiques pour les interfaces cerveau ordinateur utilisant modèles inverses et modèles flou » Colloque GRETSI 2007.